

論文2001-38SC-5-4

조정 확장 칼만 필터를 이용한 동적 전기 임피던스 단층촬영법 (Dynamical Electrical Impedance Tomography Based on the Regularized Extended Kalman Filter)

金慶淵*, 金奉奭*, 姜淑仁*, 金珉濠**, 李政勳***,
李潤俊****

(Kyung Youn Kim, Bong Seok Kim, Suk In Kang, Min Chan Kim,
Jung Hoon Lee, and Yoon Joon Lee)

요 약

전기 임피던스 단층촬영법은 표적의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 저항률의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구하고, 경계면에 유기된 전압 값으로부터 표적 내부의 저항률 분포를 추정하여 표적의 영상을 복원하는 비교적 새로운 영상복원법이다. 본 논문에서는, 상태방정식과 측정방정식으로 구성되는 동적 모델에 기초하여, 시간에 따라 변하는 저항률 분포를 온라인으로 추정하기 위해 확장 칼만 필터를 이용한 전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원 알고리즘을 제안하였다. 또한, Tikhonov 조정 기법에 근거한 제약조건을 비용함수에 추가하여 역문제의 부정치성을 완화시켰다. 제안된 영상복원 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 16 채널에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였으며, 시간에 따른 표적의 저항률 분포의 변화가 심한 경우에도 비교적 양호한 복원성능을 나타내었다.

Abstract

Electrical impedance tomography (EIT) is a relatively new imaging modality in which the resistivity(conductivity) distribution of the unknown object is estimated based on the known sets of injected currents and measured voltages on the surface of the object. In this paper, we propose a dynamical EIT reconstruction algorithm based on the regularized extended Kalman filter(EKF). The EIT inverse problem is formulated as dynamic equation which consists of the state equation and the observation equation, and the unknown state(resistivity) is estimated recursively with the aid of the EKF. In doing so, the generalized Tikhonov regularization technique is employed in the cost functional to mitigate the ill-posedness characteristics of the inverse problem. Computer simulations for the 16-channel synthetic data are provided to illustrate the reconstruction performance of the proposed algorithm.

I. 서 론

전기 임피던스 단층촬영법(Electrical Impedance Tomography)은 시스템 구현시에 하드웨어 비용이 비

* 正會員, 濟州大學校 電氣電子工學部;
(School of Electrical and Electronic Engr.)

** 正會員, 濟州大學校 化學工學科

(Dept. of Chemical Engr.)

*** 正會員, 濟州大學校 電算統計學科

(Dept. of Computer Science and Statistics)

**** 正會員, 濟州大學校 에너지工學科

(Dept. of Nuclear Engr.)

※ 본 논문은 과학기술부의 원자력 기초과제인 “이상 유동장 가시화를 위한 ET(Electrical Tomography) 기법 개발”에 의해 지원되었습니다.

接受日字:2000年12月26日, 수정완료일:2001年6月16日

교적 저렴하고, 비파괴적(nondestructive)인 방법으로 측정 대상물에 대한 임피던스 추정이 가능하므로 화공학, 지질학(geology) 및 재료공학 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있다. 특히, X-ray 및 MRI 단층촬영법에 비해 아직 복원된 영상의 공간 해상도(spatial resolution)는 떨어지지만, 순간 해상도(temporal resolution)가 뛰어나고 인체에 대한 안정성이 보장됨은 물론 임피던스 특성 파악이 가능하므로 의공학 분야의 보조장비로 사용되고 있으며, 앞으로 그 이용범위가 확대될 것으로 사료된다^{1~5)}.

전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원(image reconstruction) 과정은 크게 다음 두 가지 계산과정으로 구성된다. 첫 번째 과정에서는, 표적의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 저항률(resistivity)의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구하며, 이를 정문제(forward problem)라고 한다. 이는 Neumann 형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술되며, 그 해석적(analytical)인 해를 구하기가 매우 어려우므로 수치적(numerical) 방법인 FEM(finite element method) 또는 BEM(boundary element method)으로 근사해를 구한다. 두 번째 과정에서는 역으로 경계면에 유기된 전압 값으로부터 표적 내부의 저항률 분포를 추정(estimation)하여 표적의 영상을 복원하는데, 이를 역문제(inverse problem)라고 한다. 전기 임피던스 단층촬영법에서는 표적의 초기 저항률 값을 가정하여 정문제와 역문제의 반복연산을 통하여 이를 개선하고, 계산된 경계면의 전압값이 실제 표적의 경계면의 전압값에 허용오차 범위내에 수렴할 때의 저항률 값으로 최종 영상을 복원한다.

그러나, 전기 임피던스 단층촬영법에 있어서 역문제에 대한 해는 역문제의 부정치성(ill-posedness) 특성 때문에 종종 만족스럽지 못한 결과를 초래한다. 이는 실제 전기 임피던스 단층촬영의 영상복원시 비선형 측정함수의 선형화에 따른 모델링 오차(modeling error), 측정전압에 포함된 잡음 등의 외란(disturbance)이 복원 영상에 큰 영향을 줄 수 있음을 의미한다. 이러한 역문제의 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 조정(regularization) 방법을 제시해 왔으며, 아직도 계속 논의의 대상이 되고 있다. Murai 등⁶⁾은 SVD (singular value decomposition) 법을 사용했으며 Akaike⁷⁾는 Hessian 행렬의 매우 작은 고유치들을 소거하면서 condition number을 줄이는 방법을 사용했다.

Levenberg⁸⁾는 SVD 방법보다 더 나은 영상 복원을 수행하는 행렬계수(matrix coefficient) 법을 소개하였다. 최근에, Cohen-Bacrie 등⁹⁾은 variance uniformization constraint 를 이용한 또 다른 regularization 법을 제안했고, Vauhkonen 등^{10~12)}은 Tikhonov 조정법과 subspace 조정법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다.

한편, 전기 임피던스 단층촬영법의 영상 복원 방법 역시 크게 두 가지로 분류될 수 있다. 그 하나는, 지금까지 연구의 대부분을 차지하는 정적(static) 복원 방법인데, 이는 경계면에 주입한 모든 전류패턴에 의해 유기된 모든 전압 값을 측정할 후 컴퓨터의 메모리에 저장하여 off-line으로 일괄처리(batch processing) 하여 저항률의 분포를 추정한다. 정적 복원 방법은 측정 정보가 풍부하므로 저항률 값이 시간에 따라 변하지 않는 정적 영상에 대한 추정 성능은 양호한 편이나, 컴퓨터의 계산부담(computational load)이 많아 영상복원 속도가 비교적 느리고 시간에 따라 저항률 값이 변하는 동적영상의 복원은 불가능하다.

정적 영상복원 알고리즘에는 주로 back projection 법, perturbation 법, double constraint 법, Newton-Raphson 법 등이 있으며, 특히 Yorkey 등¹³⁾은 이들 복원 알고리즘들을 비교 분석한 결과 modified Newton-Raphson(mNR) 법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도(convergence rate) 및 추정 정확도 등의 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다.

나머지 하나는, 최근에 부분적으로 시도되고 있는 동적(dynamic) 복원 방법으로, 이는 경계면에 한 패턴의 전류를 주입하고 유기되는 전압 값을 이용하여 저항률의 분포를 추정하는 과정을 모든 전류패턴에 대해 순차적으로 반복 연산하므로, 표적의 저항률 분포에 대한 추정 정확도는 정적 복원 방법에 비해 떨어지지만, 계산부담이 현저히 줄어들고 저항률 분포가 시간에 따라 변하는 동적영상의 복원도 가능하다. 지금까지 제시된 대표적인 연구 결과로 Vauhkonen 등¹⁴⁾이 제안한 선형화된 Kalman filter(linerized Kalman filter; LKF)를 이용한 동적 EIT 영상 복원 알고리즘을 들 수 있다. 이 방법에서는 표적 내부의 저항률의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정전압을 공칭(nominal) 저항률 값에 대하여 선형화하여 측정 방정식을 구하고 random walk 모델을 이용하여 상태방정식을 구성하였으며, 이러한 동적 모델(dynamic model)에 근거하여 LKF를 설

계함으로써 동적 EIT 영상 복원 알고리즘을 제안하였다. 일반적으로, LKF의 추정성능은 선형화하기 위한 공칭값에 크게 의존하는데, random walk 모델로 기술되는 EIT 영상복원에서는 정확한 공칭값의 계산이 불가능하다. 또한, 표적의 저항률 분포값이 시간에 따라 급격히 변하여 계산된 공칭값에서 크게 벗어나는 동적 표적인 경우에도 추정성능이 저하되는 문제점이 있다.

본 논문에서는, 표적 내부의 저항률의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정전압을 반복연산 과정에서 갱신되는 추정 저항률 값에 대하여 선형화하여 얻은 측정방정식과, random walk 모델을 이용하여 구한 상태방정식으로 구성되는 동적 모델을 근거로, 시간에 따라 변하는 저항률 분포를 온라인으로 추정하기 위한 확장 Kalman filter(extended Kalman filter; EKF)를 설계하였다. Tikhonov 조정 기법에 근거한 제약조건을 비용함수에 추가하여 역문제의 부정치성을 완화시켰다. 본 논문의 영상복원 알고리즘은 Vauhkonen 등이 제안한 LKF에 근거한 동적 영상복원 알고리즘에 비해 on-line 계산량은 다소 증가하지만, 동적표적에 대한 영상복원 성능이 개선되고 특히, 시간에 따른 표적의 저항률 분포의 변화가 심한 경우에도 비교적 잘 대처할 수 있다. 저항률 분포가 급작스럽게 변하는 동적표적에 대한 영상복원 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

II. 문제의 설정 및 정문제

전기 임피던스 단층촬영 시스템은 목표물의 경계면에 부착된 여러개의 전극을 통하여 약한 교류전류(일반적으로 수 십 kHz 의 주파수 범위의 수 mA 크기)를 주입하고, 전극에 유기된 전압을 측정하여 목표물 내부

의 저항률 분포를 추정하는 장치로써, 그 개략도는 그림 1과 같다.

이때, 이미 알고있는 내부 저항률의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구하는 것을 정문제라고 하는데, 이는 Maxwell 방정식으로부터 다음과 같이 Neumann 형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술된다. 한편, 본 연구에서는 전극과 내부와의 접촉저항(contact impedance)을 고려한 완전전극모델(complete electrode model)^[10]을 사용하였다.

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

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

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

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0 \quad x \in \partial\Omega \setminus \bigcup_{l=1}^L e_l \tag{4}$$

여기서 Ω 및 $\partial\Omega$ 는 각각 목표물의 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. 한편, e_l 은 l 번째 전극을 의미하며, L 은 총 전극 수이다.

해의 존재성과 유일성을 보장하기 위하여 다음과 같은 주입 전류와 측정 전압에 대한 추가적인 조건을 설정한다.

$$\sum_{l=1}^L I_l = 0 \tag{5}$$

$$\sum_{l=1}^L U_l = 0 \tag{6}$$

식(2)-(4)의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식

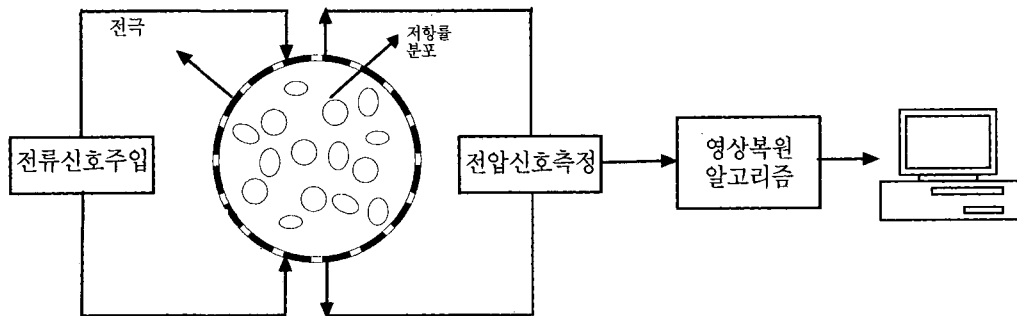


그림 1. EIT 시스템의 개략도
Fig. 1. Schematic diagram of EIT system.

에 대한 해석적(analytical)인 해는 구하기가 매우 어려우므로, 수치적(numerical) 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 사용하였다. FEM에서는 계산 영역 Ω 를 N 개의 매우 작은 요소로 세분하고, 각 요소내의 저항률 값이 일정하다고 가정하여, M 개의 각 노드 전압 u 를 다음과 같이 계산한다.

$$Yu = c \quad (7)$$

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

III. 동적 영상복원 알고리즘

1. 동적 모델(dynamic model)

찾고자하는 표적의 저항률 분포 $\rho_k \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 을 시스템의 상태변수(state variable)로 설정하면, 이산시간 상태방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

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

여기서, $F_k \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 은 상태 천이행렬(state transition matrix)로써 일반적으로 프로세스 모델로부터 구해진다. $F_k = I_N$ 이면 random walk 모델이 되며 저항률의 시간에 따른 변화는 백색 가우시안(white Gaussian) 잡음, $w_k \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 의 다음과 같은 공분산 행렬에 의해 결정된다.

$$\Gamma_w = E[w_k \cdot w_k^T] \quad (9)$$

k 번째 주입되는 전류패턴 $I_k \in \mathbb{R}^{L \times 1}$ 에 의해 유기되는 $\partial\Omega$ 에서의 측정 전압을 $U_k \in \mathbb{R}^{L \times 1}$ 라고 두면, 측정 방정식은 다음과 같이 표적 내부의 저항률 분포의 비선형 함수로 기술될 수 있다.

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

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

$$\Gamma_v = E[v_k \cdot v_k^T] \quad (11)$$

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

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

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

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

의사측정치(pseudo-measurement) y_k 를 다음과 같이 정의하면,

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

식 (12)로 부터 다음과 같은 선형화 된 의사 측정 방정식을 구할 수 있다.

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

따라서, 확장 칼만필터를 설계하기 위한 동적 모델은 식(1)의 상태 방정식과 식 (15)의 의사 측정 방정식으로 구성된다.

2. 확장 Kalman filter

식(8) 및 (15)로 구성되는 동적 모델에 대한 확장 칼만필터는 다음과 같이 설정되는 비용함수를 최소화하는 ρ_k 를 구하는 순환 최소자승(recursive least square) 방법으로 요약될 수 있다.

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

여기서, $C_{k-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 은 오차 공분산(error covariance) 행렬이다. 한편, 이때 설계된 EKF는 Kalman 이득행렬 계산시에 이노베이션 프로세스(innovation process) 공분산행렬의 역행렬을 구해야 하는데, 이는 EIT 역문제의 부정치성으로 인하여 공분산 행렬의 condition number 가 매우 큰 경우가 발생하므로, 역행렬 계산시에 부정확성을 초래한다. 이러한 부정치성 문제를 극복하기 위해 비용함수에 다음과 같은 제약조건(constraint)을 추가한다.

$$J_{\alpha}(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{Mk-1}\|_{C_{Mk-1}^{-1}} + \|y_k - J_k(\rho_{Mk-1}) \cdot \rho_{Mk}\|_{\Gamma^{-1}} + \alpha \|R(\rho^* - \rho_k)\| \} \quad (17)$$

여기서, α 는 regularization 파라미터이고 $R \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 은 regularization 행렬이며, ρ^* 는 ρ_k 에 대한 a priori 정보이다. 가장 손쉬운 방법으로는 $R = I_N$ (단위행렬), $\rho^* = 0$ 로 선택할 수 있으나, 본 논문에서는 참고문헌 [10]에 제시된 Tikhonov 조정법을 사용하였다.

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

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

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

식 (17)의 비용함수는 다음과 같이 표현된다.

$$J_{\alpha}(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{Mk-1}\|_{C_{Mk-1}^{-1}} + \|\overline{y}_k - H_k(\rho_{Mk-1}) \cdot \rho_{Mk}\|_{\Gamma^{-1}} \} \quad (20)$$

여기서, $\Gamma \in \mathbb{R}^{(N+L) \times (N+L)}$ 는 다음과 같이 정의되는 공분산 행렬이다.

$$\Gamma \equiv \text{Blockdiag}[\Gamma_v, I_N] \quad (21)$$

식(20)을 최소화하는 확장 Kalman filter는 측정갱신(measurement update) 단계와 시간갱신(time update) 단계의 반복 순환과정으로 구성되는데, 각 작은 다음과 같다.

· 측정갱신 단계

$$G_k = C_{Mk-1} \cdot H_k^T \cdot [H_k \cdot C_{Mk-1} \cdot H_k^T + \Gamma]^{-1}; \text{Kalman 이득행렬} \quad (22)$$

$$C_{Mk} = (I - G_k \cdot H_k) \cdot C_{Mk-1} \quad (23)$$

$$\rho_{Mk} = \rho_{Mk-1} + G_k \cdot (\overline{y}_k - H_k \cdot \rho_{Mk-1}) \quad (24)$$

· 시간갱신 단계

$$C_{k+1k} = F_k \cdot C_{Mk} \cdot F_k^T + \Gamma_w \quad (25)$$

$$\rho_{k+1k} = F_k \cdot \rho_{Mk} \quad (26)$$

식 (22)-(26)은 표적 내부의 저항률 분포를 추정하기 위한 EKF를 구성하며, 초기조건, ρ_{1j0} 및 C_{1j0} 를 설

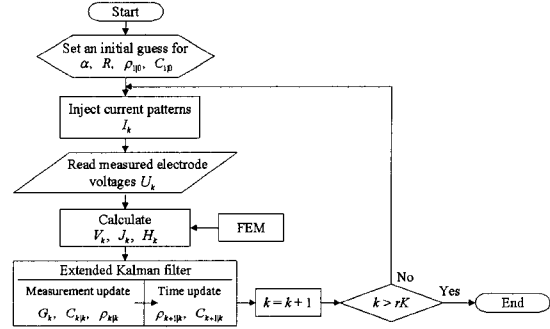


그림 2. 제안된 EIT 영상복원 알고리즘의 흐름도
Fig. 2. Flow chart for the proposed EIT reconstruction algorithm.

정하여 $k=1$ 부터 rK (r :frame 수, K : 독립적인 전류 패턴의 수) 까지 반복 수행한다. 따라서, 정문제와 역문제의 반복 연산과정으로 구성되는, 본 논문의 EIT 영상복원 알고리즘의 흐름도는 다음 그림 2와 같이 묘사될 수 있다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 동적 EIT 영상복원 알고리즘의 성능을 비교 분석하기 위하여, 정문제 해석에는 그림 3(a)와 같이 1968개의 원소(N)와 1049개의 노드(M)를 갖는 FEM mesh를 역문제 추정에는 그림 3(b)와 같이 492개의 원소를 갖는 FEM mesh를 사용하였다. 여기서, 전류 패턴을 주입하기 위한 전극 수(L)가 16개이며 측정 전압을 얻기 위한 주입 전류 패턴은 근접방법(adjacent method)^[1]을 사용하였다.

한편, Vauhkonen 등이 제안한 LKF 법과 본 논문에

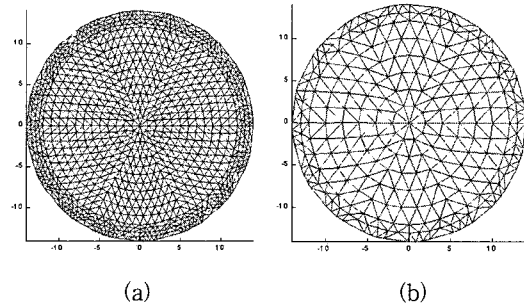


그림 3. (a) 정문제 해결을 위한 미세 FEM 망
(b) 역문제 해결을 위한 성긴 FEM 망
Fig. 3. (a) Fine FEM mesh for forward solver
(b) Coarse FEM mesh for inverse solver.

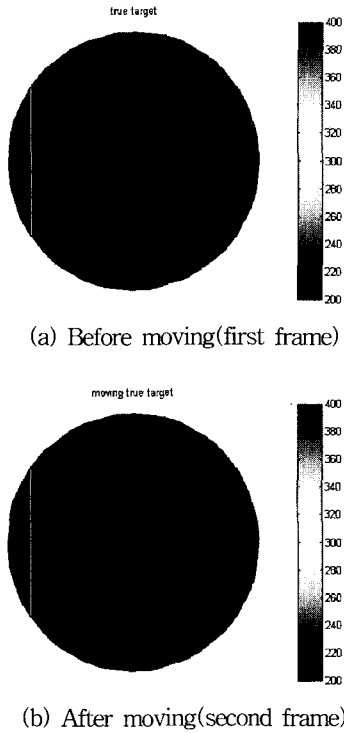


그림 4. 경우 1에 대한 실제의 동적 표적 영상
Fig. 4. True dynamical target images for Case 1.

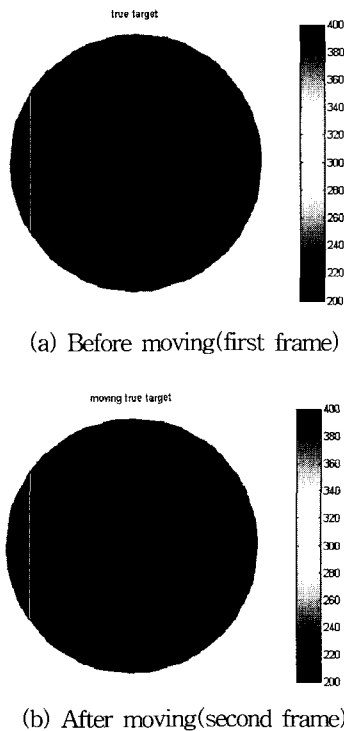
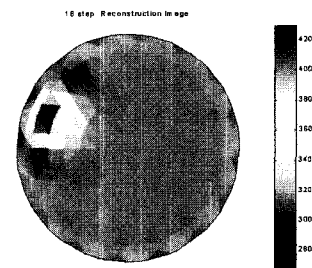


그림 5. 경우 2에 대한 실제의 동적 표적 영상
Fig. 5. True dynamic target images for Case 2.

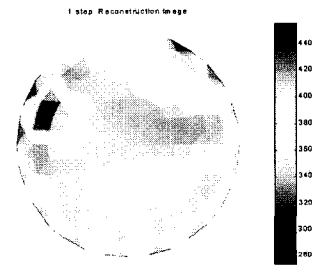
서 제안한 EKF 법의 추정성능을 비교하기 위하여, 다음 그림 4 및 5와 같은 두 가지 2가지 시나리오 (scenario)를 설정하였다. Case 1은 목표물내의 1개의 표적이 왼쪽 경계면 근방에 위치해 있다가 2번째 frame에서 갑자기 위쪽 경계면 근방으로 이동하는 경우이며, Case 2는 2개의 표적이 왼쪽 경계면 근방에 위치해 있다가 마찬가지로 2번째 frame에서 갑자기 위쪽 경계면 근방으로 이동하는 경우이다. 목표물내의 표적의 저항률 값은 200 (Ωcm)이며, 배경(background)의 저항률 값은 400 (Ωcm)이다. 시뮬레이션에 사용된 각 파라미터 값들을 두 알고리즘의 복원성능을 비교하기 위하여 다음과 같이 동일하게 설정하였다. 즉, 프로세스 잡음의 공분산 $\Gamma_w = 10I_N$, 측정 잡음의 공분산 $\Gamma_v = 0.001I_L$, 오차 공분산 행렬의 초기치 $C_{10} = I_N$ 이다. 일반적으로, 오차 공분산 행렬의 초기조건에 의한 영향은 시간이 증가함에 따라 비교적 빨리 감소하기 때문에, C_{10} 의 값 설정은 중요하지 않으며, regularization 파라미터 값, $\alpha = 0.0005$ 로 설정하였다.

그림 4 및 5에 설정된 2가지 시나리오에 대한 EKF 법 및 LKF 법의 영상복원 결과들을 step 별로 도시하던 다음과 같다.

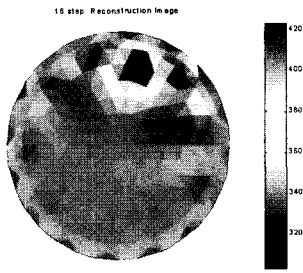
① Case 1에 대한 영상복원 결과



(a) Last step of first frame

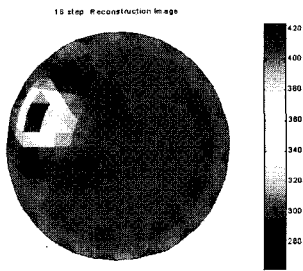


(b) First step of second frame

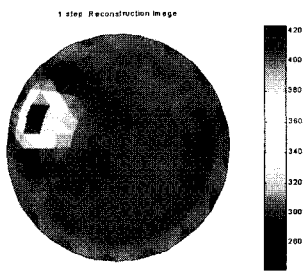


(c) Last step of second frame

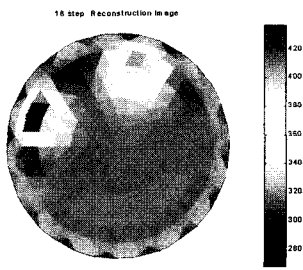
그림 6. EKF에 의해 복원된 영상
Fig. 6. Reconstructed images by EKF.



(a) Last step of first frame



(b) First step of second frame



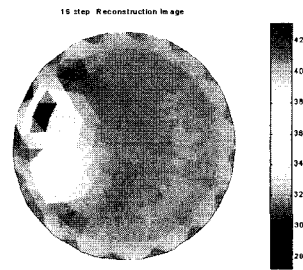
(c) Last step of second frame

그림 7. LKF에 의해 복원된 영상
Fig. 7. Reconstructed images by LKF.

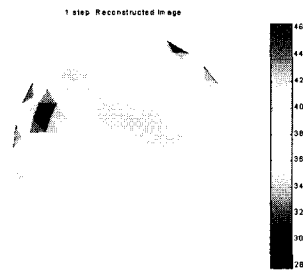
그림 6은 EKF의 동적 영상복원 성능을 나타내며, 표적이 갑자기 이동한 2번째 frame의 첫 번째 step부터 추정된 목표물은 변화의 조짐을 보이며(그림 6의 (b)), 최종적으로 이동한 표적을 비교적 잘 추정함을 알 수 있다(그림 6의 (c)). 그러나, 그림 7의 LKF의 경우에는 2번째 frame의 첫 번째 step에는 전혀 변화의 조짐을 발견할 수가 없고, 최종적으로는 이동하기 전의 잔상이 그대로 남아 마치 두 개의 표적이 존재하는 것 같이 보이는 오류를 나타내고 있다.

그림 8 및 9에서 알 수 있듯이, 목표물내에 두 개의 표적이 동시에 이동하는 경우에 대한 복원영상에서도,

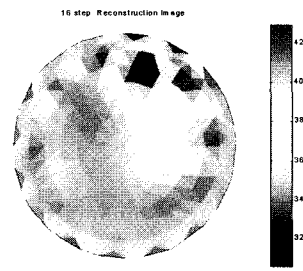
② Case 2에 대한 영상복원 결과



(a) Last step of first frame

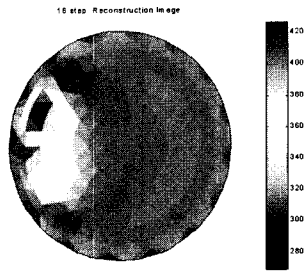


(b) First step of second frame

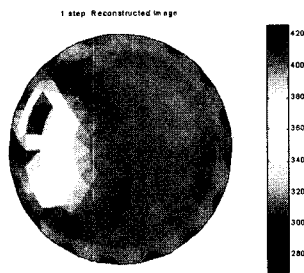


(c) Last step of second frame

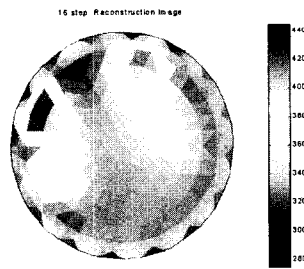
그림 8. EKF에 의해 복원된 영상
Fig. 8. Reconstructed images by EKF.



(a) Last step of first frame



(b) First step of second frame



(c) Last step of second frame

그림 9. LKF에 의해 복원된 영상

Fig. 9. Reconstructed images by LKF.

한 개의 표적이 이동하는 경우와 유사한 결과를 보이고 있다. 즉, LKF의 경우에는 이동하기 전의 잔상이 두 번째 frame의 최종 step까지 그대로 남아 있으나, EKF의 경우에는 이동된 표적을 추정하고 있다. LKF에서 이동전의 잔상이 그대로 지속되는 현상은, 목표물의 저항률 분포가 갑자기 변하는 상황에서, Jacobian을 부정확한 공칭값에 대하여 off-line으로 계산하여 사용하기 때문으로 사료된다. 그러나, 두 방법 모두 큰 표적의 복원영상이 작은 표적에 비해 선명하며, 경계면에 가까이 위치하는 표적의 복원영상이 중심부 가까이 위

치하는 표적의 복원영상에 비해 선명함을 알 수 있다. 이는 큰 표적과 경계면의 표적이 각각 작은 표적과 중심부의 표적에 비해 민감도(sensitivity)가 우수하기 때문이다.

V. 결 론

표적 내부의 저항률의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정전압을 반복연산 과정에서 갱신되는 추정 저항률 값에 대하여 선형화하여 얻은 측정방정식과, random walk 모델을 이용하여 구한 상태방정식으로 구성되는 동적 모델을 근거로, 시간에 따라 변하는 저항률 분포를 온라인(on-line)으로 추정하기 위한 확장 칼만 필터를 설계하였다. 확장 칼만필터에 근거한 본 논문의 영상복원 알고리즘은 선형화된 칼만필터에 근거한 Vauhkonen의 영상복원 알고리즘에 비해, on-line 계산량은 다소 증가하지만, 선형화하기 위한 공칭값의 정확한 계산이 어려운 시간에 따라 급변하는 동적표적에 대한 영상복원 성능이 우수하다. 16 channel을 갖는 목표물의 저항률 분포의 변화가 심한 경우에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여, 복원성능을 확인하였다.

현재, 본 논문에서 제안한 동적 영상복원 알고리즘을 이용한 실제 실험이 수행 중에 있으며, 동적 목표물에 대한 보다 적절한 상태방정식의 설정 및 최적의 조정 파라미터 선정 등은 계속적으로 연구되어야 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*, Adam Hilger, 1990.
- [2] M. Cheney, D. Isaacson, and J. C. Newell, "Electrical Impedance Tomography," *SIAM Review*, Vol. 41, No. 1, pp. 85-101, 1999.
- [3] C. G. Xie, N. Reinecke, M.S. Beck, D. mewes, and R. A. Williams, "Electrical Tomography Techniques for Process Engineering Applications," *The chemical Engineering Journal*, Vol. 56, pp. 127-133, 1995.
- [4] R. W. M. Smith, I. L. Freeston, and B. H. Brown, "A Real-Time Electrical Impedance

- Tomography System for Clinical Use-Design and Preliminary Results," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 42, No.2, pp. 133-140, 1995.
- [5] S. L. Ceccio and D. L. George, "Review of Electrical Impedance Techniques for the Measurement of Multiphase Flows," *Journal of Fluids Engineering*, Vol. 118, pp. 391-399, 1996.
- [6] T. Murai, and Y. Kagawa, "Electrical Impedance Computed Tomography Based on a Finite element Model," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 32, No. 3, pp.177-184, 1985.
- [7] H. Akaike, "A New Look at Statistical Model Identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723, 1974.
- [8] L. Ovacik, O.C. Jones "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, 1998.
- [9] C. Cohen-Bacrie, Y. Goussard, and R. Guardo, "Regularized Reconstruction in Electrical Impedance Tomography Using a Variance Uniformization Constraint," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 16, No. 5, pp. 170-179, 1997.
- [10] M. Vauhkonen, "Electrical Impedance Tomography and Prior Information," *Doctoral Dissertation, Dept. Applied Physics*, University of Kuopio, 1997.
- [11] M. Vauhkonen, D. Vadasz, P. A. Karjalainen, E. Somersalo, and J. P. Kaipio, "Tikhonov Regularization and Prior Information in Electrical Impedance Tomography," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 17, No. 2, 1998.
- [12] M. Vauhkonen, D. Vadasz, P. A. Karjalainen, and J. P. Kaipio, "Subspace Regularization Method for Electrical Impedance Tomography," *1st International Conference on Bioelectromagnetism, Tampere, Finland*, pp. 9-13, 1996
- [13] T. J. Yorkey, J. G. Webster, and W. J. Tompkins, "Comparing Reconstruction Algorithms for Electrical Impedance Tomography," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.34, No.11, pp. 843-852, 1987.
- [14] M. Vauhkonen, P. A. Karjalainen, and J. P. Kaipio, "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, 1998.

저 자 소 개



金慶淵(正會員)

1983년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사). 1986년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사). 1990년 2월 경북대학교 전자공학과(공학박사). 1994년 - 1995년 Univ. of Maryland (Postdoc). 1990년 3월 - 현재 제주대학교 전기전자공학부(전임강사/조교수/부교수/교수). <주관심분야> Target tracking, Fault detection and diagnosis, Electrical tomography 등



姜淑仁(正會員)

2000년 2월 제주대학교 전자공학과(공학사). 2001년 - 현재 제주대학교 전자공학과 석사과정. <주관심분야> Electrical tomography, Kalman 필터 응용 등



金珉淵(正會員)

1988년 2월 서울대학교 화학공학과(공학사). 1990년 2월 서울대학교 화학공학과(공학석사). 1992년 8월 서울대학교 화학공학과(공학박사). 1993년 3월 - 현재 제주대학교 화학공학과(전임강사/조교수/부교수). <주관심분야> 이동현상, 계면현상, Electrical tomography 등



金奉奭(正會員)

1999년 2월 제주대학교 전자공학과(공학사). 2001년 2월 제주대학교 전자공학과(공학석사). <주관심분야> Fault detection and diagnosis, Electrical tomography 등



李政勳(正會員)

1988년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사). 1990년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학석사). 1996년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사). 1990 - 1991, 1996 대우통신 종합연구소 선임연구원. 1997년 3월 - 현재 제주대학교 전산통계학과(전임강사/조교수). <주관심분야> 실시간 통신, 멀티미디어 통신, 분산시스템 등



李潤俊(正會員)

1975년 2월 서울대 원자력공학과(공학사). 1982년 2월 Pennsylvania State Univ. 원자력공학과(공학석사). 1989년 2월 서울대학교 원자력공학과(공학박사). 1975년 - 1984년 현대 엔지니어링. 1984년 3월 - 현재 제주대학교 에너지공학과(전임강사/조교수/부교수/교수). <주관심분야> 발전플랜트 계측제어, 발전소 자동화 등