

碩士學位論文

확장 칼만 필터를 이용한 전기
임피던스 단층촬영법



濟州大學校 大學院 圖書館
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY
電氣電子工學科

金 奉 奭

110.495

2000年 12月

확장 칼만 필터를 이용한 전기 임피던스 단층촬영법

指導教授 金 慶 淵

金 奉 奭

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함

2000年 12月

金奉奭의 工學 碩士學位 論文을 認准함.

審査委員長 _____ 印

委 員 _____ 印

委 員 _____ 印

濟州大學校 大學院

2000年 12月

Electrical Impedance Tomography Based on Extended Kalman Filter

Bong-Seok Kim

(Supervised by Professor Kyung-Youn Kim)

A thesis submitted in partial fulfillment of the
requirements for the degree of Master of Engineering

2000. 12.

Department of Electric and Electronic Engineering

GRADUATE SCHOOL

CHEJU NATIONAL UNIVERSITY

목 차

Summary	1
I. 서 론	2
II. EIT 영상 복원 알고리즘	6
1. 정문제 해석	6
2. 정적 영상 복원 알고리즘	8
3. 제안한 동적 영상 복원 알고리즘	11
III. 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험 결과	18
1. 컴퓨터 시뮬레이션	19
2. EIT 측정 시스템	32
3. EIT 측정 시스템의 실험 결과	37
IV. 결 론	50
참고문헌	51

Summary

In electrical impedance tomography(EIT) array of electrodes are attached on the boundary of an object and small alternating currents are injected through these electrodes, and then the resulting voltages are measured. An estimation for the cross-sectional resistivity distribution of the object or changes in it is obtained by using these current and voltage measurements made on the boundary in a nondestructive manner.

The EIT reconstruction algorithms developed so far classified into two categories. The one is static algorithm which uses a full set of independent current patterns for each reconstruction. The other is dynamic algorithm which uses only one set of independent current patterns for each reconstruction to cope with fast resistivity changes inside the object.

In this thesis, an on-line EIT reconstruction algorithm based on the extended Kalman filter(EKF) is proposed. The EIT reconstruction problem is formulated as a dynamic model which is composed of a linear state equation and a nonlinear observation equation, and an unknown state(resistivity distribution inside the object) is estimated recursively with the aid of the EKF.

To illustrate the reconstruction performance of the proposed algorithm, we carried out extensive computer simulations for synthetic and experimental data. The results show that the proposed algorithm has enhanced reconstruction performance especially in fast changing dynamic target.

I. 서론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography; EIT)은 시스템 구현 시에 하드웨어 비용이 비교적 저렴하고, 비파괴적인 방법으로 측정 대상물에 대한 임피던스 추정이 가능하므로, 화공학, 지질학 및 재료 공학 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 보조 장비로 사용되고 있으며 앞으로 그 이용 범위가 확대될 것으로 판단된다(Webster, 1990), (Cheney 등 1999).

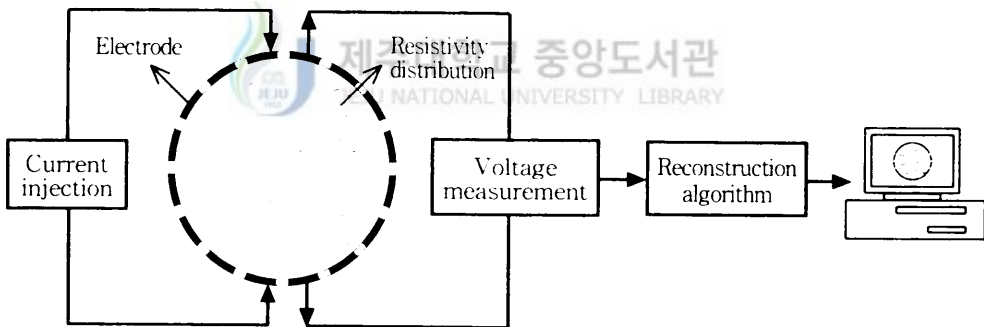


Fig. 1. Schematic diagram of EIT system

그림 1은 EIT 시스템의 개략도를 나타내고 있다. EIT 시스템은 크게 두 가지 주요 기술로 구성된다. 즉, 적절한 전기 신호(교류 전류)를 생성하고 물체 표면으로 그 전기 신호(교류 전류)를 전극을 통해 주입시키고 경계면에서 유기되는 전기 신호(전압)를 측정하여 저장하는 하드웨어부와, 경계면에서 측정된 전기 신호(전압)를 데이터로 이용하여 물체 내부의 저항률 분포(resistivity distribution)를 추정하는 영상 복원 알고리즘(image reconstruction algorithm)으로 구성된다. 따라서, EIT 시스템의 기본 원리는 다른 전기적 특성(resistivity, impedance 등)을 갖는 물체 주위에 특수하게 제작된 전극을 여러 개 배치하고 적절하게 생성된

전류를 주입하여 이에 유기되는 전압을 물체 경계면에서 측정된 후, 이를 바탕으로 영상 복원 알고리즘을 이용하여 물체 내부의 미지의 전기적 특성 분포, 즉, 표적의 저항률 분포를 찾아내고 영상으로 복원하는 것이다.

EIT의 영상 복원 과정은 두 가지 계산 과정으로 이루어진다. 첫 번째 과정에서는 물체의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 저항률 분포의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구한다. 이를 정문제(forward problem)라고 한다. 이는 Neumann 형의 경계 조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술되며, 그 해석적인 해를 구하기가 매우 어려우므로 수치적 방법인 유한 요소법(finite element method: FEM), 경계 요소법(boundary element method), 또는 유한 차분법(finite difference method) 등으로 근사해를 계산한다. 두 번째 과정에서는 역으로 주입 전류와 경계면에 유기된 전압 값을 이용하여 표적의 저항률 분포를 추정하고 그 표적의 영상을 복원하는데, 이를 역문제(inverse problem)라고 한다. EIT에서는 표적의 초기 저항률 값을 가정하여 정문제와 역문제의 반복 연산을 통하여 이를 개선하고, 계산된 경계면의 전압 값이 실제 물체의 경계면의 전압 값 허용오차 범위 내에 수렴할 때의 저항률 값으로 최종 영상을 복원한다.

그러나, 역문제를 해결하는 과정에서 부정치성(ill-posedness) 특성 때문에 종종 만족스럽지 못한 결과를 초래한다. 이는 실제 EIT의 영상 복원 시, 비선형 측정 함수의 선형화에 따른 모델링 오차, 측정 전압에 포함된 잡음 등의 외란 등이 복원 영상에 큰 영향을 줄 수 있음을 의미한다. 이러한 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 regularization 방법을 제시해 왔으며, 아직도 계속 논쟁의 대상이 되고 있다. Akaike(1974)는 Hessian 행렬의 매우 작은 고유치들을 소거하면서 상태수(condition number)를 줄이는 방법을 사용했으며 Murai 등(1985)은 SVD(singular value decomposition) 법을 사용했다. Levenberg(1944)와 Marquardt(1963)는 SVD 방법보다 더 나은 영상 복원을 수행하는 행렬 계수법을 소개하였다. 최근에, Cohen-Bacrie 등(1997)은 variance uniformization constraint를 이용한 다른 regularization 법을 제안했으며, Vauhkonen 등(1996, 1998)은 Tikhonov regularization 법과 subspace regularization 기법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다.

한편, EIT의 영상 복원 방법 역시 두 가지로 분류될 수 있다. 하나는 지금까지 연구의 대부분을 차지하는 정적 복원 방법이다. 이는 경계면에 주입한 모든 전류 패턴에 의해 유기된 모든 전압 값을 측정 후, 컴퓨터의 메모리에 저장하고 오프라인으로 일괄 처리하여 저항률의 분포를 추정한다. 정적 복원 방법은 측정 정보가 풍부하므로 저항률 분포가 시간에 따라 변하지 않는 정적 영상에 대한 추정 성능은 양호한 편이나, 컴퓨터의 계산 부담이 많아 영상 복원 속도가 비교적 느리고 시간에 따라 저항률 분포가 변하는 동적 영상 복원은 불가능하다.

정적 영상 복원 알고리즘에는 주로 backprojection, perturbation 법, double constraint 법, Newton-Raphson 법 등이 있으며, 특히 Yorkey 등(1987)은 이들 복원 알고리즘들을 비교 분석한 결과, modified Newton-Raphson(mNR) 법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도 및 추정 정확도 등의 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다.

나머지 하나는, 최근에 부분적으로 시도되고 있는 동적 복원 방법이다. 이는 경계면에 한 패턴의 전류를 주입하고 유기되는 전압 값을 이용하여 저항률의 분포를 추정하는 과정을 모든 전류 패턴에 대해 순차적으로 반복하므로, 표적의 저항률 분포에 대한 추정 정확도는 정적 복원 방법에 비해 떨어지지만, 계산 부담이 현격히 줄어들고 실시간 복원이 가능하며 저항률 분포의 빠른 변화에도 비교적 잘 대처할 수 있다. 지금까지 제시된 대표적인 연구 결과로는 Vauhkonen 등(1998)이 제안한 선형화된 칼만 필터(linearized Kalman filter: LKF)를 이용한 동적 EIT 영상 복원 알고리즘을 들 수 있다. 이 방법은 표적 내부의 저항률의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정 전압을 공칭(nominal) 저항률 값에 대하여 선형화하여 측정 방정식을 구하고, random walk 모델을 이용하여 상태 방정식을 구성하였다. 이러한 동적 모델을 근거로 LKF를 설계함으로써 동적 EIT 영상 복원 알고리즘을 제안하였다. LKF는 오차 공분산 행렬 및 칼만 이득 행렬을 미리 오프라인으로 계산할 수 있는 장점이 있으나, 선형화하기 위한 공칭값에 크게 의존하므로, 시간에 따른 표적의 저항률 분포의 변화가 심한 경우 추정 성능이 저하되는 문제점이 생긴다.

본 논문에서는 EIT 시스템에 적합한 정문제 해석을 FEM에 기초하여 전개하였다. 그리고 표적의 저항률 분포의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정 전압을 반복 연산 과정에서 갱신되는 저항률 값에 대하여 선형화하여 얻은 측정 방정식과, random walk 모델을 이용하여 구한 상태 방정식으로 구성되는 동적 모델을 근거로, 시간에 따라 변하는 저항률 분포를 온라인으로 추정하기 위해 확장 칼만 필터(extended Kalman filter: EKF)를 이용한 동적 알고리즘을 제안하였다. 그리고 EKF는 LKF에 비해 온라인 계산량은 다소 증가하지만, 추정 정확도가 개선되고 시간에 따른 표적의 저항률 분포의 변화가 심한 경우에도 비교적 잘 대처할 수 있다. 본 논문에서는 다양하게 설정된 시나리오에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안한 알고리즘의 영상 복원 성능을 검증하였을 뿐만 아니라, 실제 제작된 EIT 측정 시스템으로부터의 실험 데이터를 이용하여 제안한 알고리즘의 영상 복원 성능을 검증하였다.



II. EIT 영상 복원 알고리즘

1. 정문제 해석

물체의 경계면에 여러 개의 전극을 통해 전류를 주입하고 이미 알고 있는 저항률 분포의 함수로써 경계면에 유기되는 전압은 Maxwell 방정식으로부터 유도되는, 다음과 같은 Neumann 형의 경계 조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술되며, 본 논문에서는 전극의 shunting 효과와 전극과 내부와의 접촉 저항(contact impedance)을 모두 고려한 완전 전극 모델(complete electrode model)을 사용하였다.



제주대학교 중앙도서관
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

$$\nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho} \nabla u \right) = 0, \quad x \in \Omega \quad (2.1.1)$$

$$u + z_l \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = U_l, \quad x \in e_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (2.1.2)$$

$$\int_{e_l} \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} dS = I_l, \quad x \in e_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (2.1.3)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0, \quad x \in \partial\Omega \setminus \bigcup_{l=1}^L e_l \quad (2.1.4)$$

여기서, Ω 와 $\partial\Omega$ 는 각각 물체의 내부 영역과 경계면을 나타내고, $u = u(x)$, $x = (x_1, x_2)$ 는 내부 노드 전압, $\rho = \rho(x)$ 는 저항률, z_l 은 l 번째 전극과 내부와의 접촉 저항, e_l 은 l 번째 전극, U_l 은 전극에서의 측정 전압, I_l 은 주입 전류, ν 는 단위 법선 벡터, 그리고 L 은 총 전극 수이다. 실제적으로, 주입되는 전류는 시간 조화 함수이고 U_l 과 I_l 은 진폭을 의미한다.

그리고 부가적으로, 해의 존재성(existence)과 유일성(uniqueness)을 보장하기 위하여 위의 경계 조건에 키르히호프의 법칙(Kirchhoff's law)을 만족하는 다음과 같은 주입 전류와 측정 전압에 대한 두 조건을 설정한다.

$$\sum_{l=1}^L I_l = 0 \quad (2.1.5)$$

$$\sum_{l=1}^L U_l = 0 \quad (2.1.6)$$

저항률 분포, 즉, 역문제를 해결하기 위해서는 물리적 모델에 대한 정문제의 해가 필요한데, 대부분의 실제 상황에서는 식 (2.1.1)-(2.1.4)의 경계 조건을 갖는 비선형 편 미분 방정식의 해석적인 해를 구하기가 매우 어려우므로 수치적 방법을 도입해야 한다. 가장 널리 사용되고 있는 수치적 방법들로는 유한 요소법(FEM), 경계 요소법, 유한 차분법 등이 있으며, 본 논문에서는 다른 방법들보다 실행 가능한 방법인 FEM을 사용하여 정문제의 해를 계산하였다.

FEM에서의 과정은 variational formulation(weak form이라고도 함)으로 시작한다. 이것은 정문제 해석을 유한 요소의 방법을 이용하여 연속적인 형태에서 이산적인 형태로 바꾸어 준다. FEM에서 먼저 계산 영역 Ω 를 N 개의 매우 작은 요소(본 논문에서는 삼각형)들로 세분하고, 각 요소 내의 저항률 값이 일정하다고 가정하여 내부의 노드 전압 u 를 다음과 같이 계산한다.

$$Y u = c \quad (2.1.7)$$

여기서, stiffness matrix $Y \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 는 저항률 분포의 함수이며, $c \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 는 주입 전류의 함수이고, M 은 FEM의 총 노드 수이다.

2. 정적 영상 복원 알고리즘

1) modified Newton-Raphson(mNR) 알고리즘

물체 내부의 저항률 분포가 변하지 않는 고정된 영상을 복원하기 위하여 다음과 같이 주어지는 목적 함수(object functional)

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V(\rho) - U]^T [V(\rho) - U] \quad (2.2.1)$$

를 최소화하는 저항률 분포 ρ 를 찾는다. 여기서 $V(\rho) \in \mathbb{R}^{LK \times 1}$ 는 가정된 저항률 ρ 에서 FEM을 사용하여 K 개의 모든 입력 전류 패턴에 대하여 계산된 모든 계산 전압의 저장된 값이고, $U = [U_1, U_2, \dots, U_K]^T \in \mathbb{R}^{LK \times 1}$ 는 모든 전류 패턴에 대해 전극에서 유기된 모든 측정 전압의 저장된 값이며, $U_k = (U_k^1, U_k^2, \dots, U_k^L)^T \in \mathbb{R}^{L \times 1}$ 는 k 번째 전류 패턴에서 측정된 각 전극에서의 측정 전압이다.

최소가 되는 ρ 를 찾기 위해서는 목적 함수를 미분하고 그 미분치가 0이 되어야 한다. 따라서 다음과 같은 조건을 만족하는 저항률 분포를 찾는 것이 된다.

$$\Phi'(\rho) = [V'(\rho)]^T [V(\rho) - U] = 0 \quad (2.2.2)$$

식 (2.2.2)는 비선형이므로, 다음과 같이 테일러 전개(Taylor's expansion)를 이용하여 반복적인 선형화를 행한다.

$$\Phi'(\rho^{i+1}) \approx \Phi'(\rho^i) + \Phi''(\rho^i) \cdot (\rho^{i+1} - \rho^i) = 0 \quad (2.2.3)$$

여기서, Φ'' 은 Hessian 행렬이라 부르며, 다음과 같이 표현된다.

$$\Phi'' = [V]^T V + [V']^T \{I \otimes [V - U]\} \quad (2.2.4)$$

여기서, \otimes 는 Kronecker 행렬 곱이다. V' 은 계산하기 어렵고 상대적으로 작은 값이므로, 위 식에서 두 번째 항은 보통 무시된다. 따라서 식(2.2.4)의 Hessian 행렬은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\Phi'' = [V]^T V \quad (2.2.5)$$

식 (2.2.2)와 (2.2.5)를 식 (2.2.3)에 대입하여 정리하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\Delta \rho^i = \rho^{i+1} - \rho^i = -H^{-1} \{J^T [V(\rho^i) - U]\} \quad (2.2.6)$$

여기서, Hessian 행렬 H 와 Jacobian 행렬 J 는 다음과 같이 정의된다.

$$H \equiv J^T J, \quad J \equiv \frac{\partial V_l}{\partial \rho_n}, \quad l = 1, 2, \dots, LK, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (2.2.7)$$

여기서, ρ_n 는 n 번째 요소에서의 저항률 값이고, N 는 총 요소의 수이다.

2) regularization

영상 복원을 위하여 식 (2.2.6)을 반복 연산하게 되는데, 일반적으로 Hessian 행렬은 최소 고유치와 최대 고유치의 비가 매우 크므로 부정치성 문제를 야기한다. 이러한 부정치성은 영상 복원 알고리즘의 성능을 떨어뜨리기 때문에, 이러한 문제를 완화하기 위하여 regularization 기법을 사용한다. regularization 기법은 식 (2.2.1)의 목적 함수를 다음과 같이 변환한다.

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V(\rho) - U]^T [V(\rho) - U] + \frac{1}{2} \alpha (R\rho)^T (R\rho) \quad (2.2.8)$$

여기서, α 와 R 은 각각 regularization 파라미터와 행렬이다. 따라서 식 (2.2.6)의 반복적인 저항률 벡터의 증분은 다음과 같이 주어진다.

$$\Delta\rho^i = \rho^{i+1} - \rho^i = -(H + \alpha R^T R)^{-1} \cdot \{J^T [V(\rho^i) - U] + \alpha R^T R \rho^i\} \quad (2.2.9)$$

regularization 방법에는 여러 가지가 있지만, 흔히 사용되는 방법은 식 (2.2.9)의 저항률 벡터의 증분을 다음과 같이 나타내는 것이다.

$$\Delta\rho^i = -(H + \alpha R^T R)^{-1} \cdot \{J^T [V(\rho^i) - U]\} \quad (2.2.10)$$

여기서, Rensselaer Polytechnic Institute의 NOSER 알고리즘(Cheney 등 1990)에서는 $R^T R = \text{diag}(J^T J)$ 으로 두고, Levenberg-Marquardt 알고리즘(Levenberg, 1944, Marquardt, 1963, Ovacik 등 1998)에서는 $R^T R = I$ (단위행렬)로 둔다. 본 논문에서는 Vauhkonen 등(1996, 1998)에 의하여 그 수렴성이 입증된 subspace regularization 방법을 사용한 regularized mNR(rmNR) 알고리즘을 정적 영상 복원에 이용하였다. 그리고 그림 2는 rmNR 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것이다.

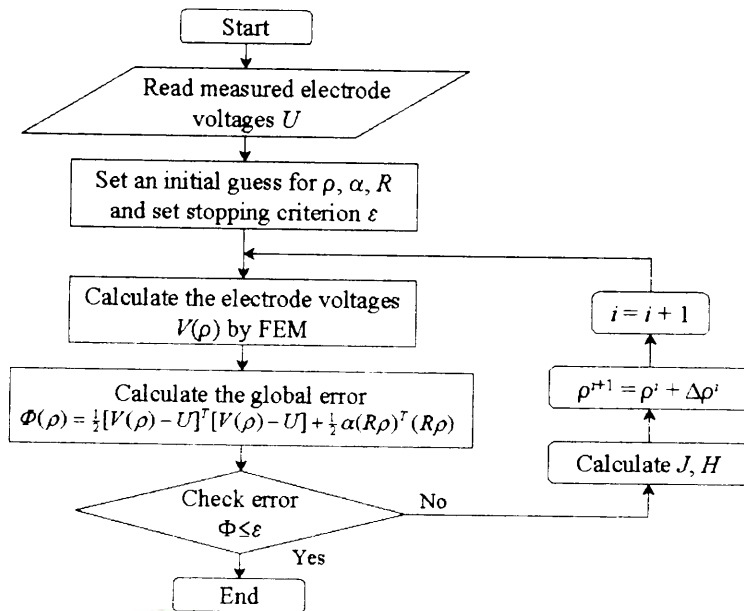


Fig. 2. Flow chart for regularized modified Newton-Raphson algorithm

3. 제안한 동적 영상 복원 알고리즘

본 절에서는 물체 내부의 저항률의 비선형 함수로서 기술되는 경계면의 전압을 반복 연산 과정에서 갱신되는 저항률 값에 대하여 선형화하여 얻은 측정 방정식과, random walk 모델을 이용하여 구한 상태 방정식으로 구성되는 동적 모델을 근거로, 시간에 따라 변하는 표적의 저항률 분포를 동적으로 추정하기 위해 확장 칼만 필터(EKF)를 이용한 동적 알고리즘을 제안한다.

1) 동적 모델

미지 표적의 저항률 분포 $\rho_k \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 를 시스템의 상태 변수로 설정하면, 이산 시간 상태 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\rho_{k+1} = F_k \rho_k + w_k \quad (2.3.1)$$

여기서, $F_k \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 는 상태 천이 행렬로써 일반적으로 프로세스 모델로부터 구해진다. N 은 FEM의 총 요소 수이다. 이때, $F_k = I_N$ (단위행렬)이면 random walk 모델이 된다. 그리고, $w_k \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 는 다음과 같은 공분산을 갖는 백색 가우시안(white Gaussian) 프로세스 잡음이라 가정한다.

$$\Gamma_w = E[w_k w_k^T] \quad (2.3.2)$$

k 번째 주입되는 전류 패턴 $I_k \in \mathbb{R}^{L \times 1}$ (L : 총 전극 수)에 의해 유기되는 측정 전압을 $U_k \in \mathbb{R}^{L \times 1}$ 라고 두면, 측정 방정식은 다음과 같이 내부의 저항률 분포의 비선형 함수로 기술될 수 있다.

$$U_k = V_k(\rho_k) + v_k \quad (2.3.3)$$

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

$$\Gamma_v = E[v_k v_k^T] \quad (2.3.4)$$

식 (2.3.3)을 반복 연산 과정에서 갱신되는 저항률 값, $\rho_{k|k-1}$ 에 대해 1차 테일러 전개하면 다음과 같이 선형화 할 수 있다.

$$U_k = V_k(\rho_{k|k-1}) + J_k(\rho_{k|k-1}) \cdot (\rho_k - \rho_{k|k-1}) + v_k \quad (2.3.5)$$

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

$$[J]_{l,n} \equiv \frac{\partial V_l}{\partial \rho_n}, \quad l=1,2,\dots,L, n=1,2,\dots,N \quad (2.3.6)$$

식 (2.3.5)에서 의사 측정치(pseudo-measurement) y_k 를 다음과 같이 정의하면,

$$y_k \equiv U_k - V_k(\rho_{k|k-1}) + J_k(\rho_{k|k-1}) \cdot \rho_{k|k-1} \quad (2.3.7)$$

다음과 같은 선형화된 의사 측정 방정식으로 전개할 수 있다.

$$y_k = J_k(\rho_{k|k-1}) \cdot \rho_k + v_k \quad (2.3.8)$$

따라서, EKF를 설계하기 위한 동적 모델은 식 (2.3.1)의 상태 방정식과 식 (2.3.8)의 의사 측정 방정식으로 구성된다.

한편, Vauhkonen에 의해 제안된 LKF를 이용한 동적 영상 복원 알고리즘은 식 (2.3.5)에서 $\rho_{k|k-1}$ 대신 초기값 ρ_0 를 사용한다. 즉, 초기값 ρ_0 에 대해 선형화하여 미리 경계면의 전압과 Jacobian 행렬을 계산한다.

2) spatial regularization

식 (2.3.1)과 (2.3.8)로 구성되는 동적 모델에 대한 EKF는 다음과 같이 설정되는 비용 함수(cost functional)를 최소화하는 ρ_k 를 구하는 순환 최소 자승(recursive least square) 법으로 요약될 수 있다.

$$J_a(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{k|k-1}\|_{C_{\rho_k|k-1}} + \|y_k - J_k(\rho_{k|k-1}) \cdot \rho_k\|_{\Gamma_k} \} \quad (2.3.9)$$

여기서, $C_{k|k-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 은 오차 공분산 행렬이다.

한편, 이때 설계된 EKF는 칼만 이득 행렬 계산 시에 이노베이션 프로세스 (innovation process) 공분산 행렬의 역행렬을 구해야 하는데, 이는 EIT 역문제의 부정치성으로 인하여 공분산 행렬의 상태수가 매우 큰 경우가 발생하므로, 역행렬 계산 시에 부정확성을 초래한다. 이러한 부정치성 문제를 극복하기 위해 비용 함수에 다음과 같은 제약 조건(constraint)을 추가한 spatial regularization 기법을 사용한다.

$$J_a(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{k|k-1}\|_{C_{\rho_k|k-1}} + \|y_k - J_k(\rho_{k|k-1}) \cdot \rho_k\|_{\Gamma_k} \} + \frac{1}{2} \alpha \|R(\rho_k - \rho^*)\| \quad (2.3.10)$$

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 쉬운 방법으로 $\rho^* = 0$, $R = I_N$ (단위 행렬)로 선택할 수 있으나, 본 논문에서 R 은 2절의 rmNR 법에서와 동일한 방법인 subspace regularization 기법을 사용하여 구하였다.

확장된 의사 측정 벡터 $\overline{y}_k \in \mathbb{R}^{NL+1}$ 및 의사 행렬 $H_k \in \mathbb{R}^{NL \times N}$ 를 다음과 같이 정의하면,

$$\overline{y}_k \equiv \begin{pmatrix} y_k \\ \sqrt{\alpha} R \rho^* \end{pmatrix} \quad (2.3.11)$$

$$H_k \equiv \begin{pmatrix} J_k \\ \sqrt{\alpha} R \end{pmatrix} \quad (2.3.12)$$

식 (2.3.10)의 비용 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$J_a(\rho_k) = \frac{1}{2} \left\{ \|\rho_k - \rho_{k|k-1}\|_{C_{k|k-1}}^2 + \|\bar{y}_k - H_k(\rho_{k|k-1}) \cdot \rho_k\|_{\Gamma}^2 \right\} \quad (2.3.13)$$

여기서, $\Gamma \in \mathbb{R}^{NL \times NL}$ 는 다음과 같이 정의되는 공분산 행렬이다.

$$\Gamma \equiv \text{BlockDiag}[\Gamma_v I_N] \quad (2.3.14)$$

3) 확장 칼만 필터

식 (2.3.13)을 최소화하는 확장 칼만 필터는 크게 측정 갱신(measurement update) 단계와 시간 갱신(time update) 단계의 반복 순환 과정으로 구성되는데, 각각은 다음과 같다.

◆ 측정 갱신 단계

$$G_k = C_{k|k-1} H_k^T [H_k C_{k|k-1} H_k^T + \Gamma]^{-1} \quad ; \text{칼만 이득 행렬} \quad (2.3.15)$$

$$C_{k|k} = (I - G_k H_k) C_{k|k-1} \quad (2.3.16)$$

$$\rho_{k|k} = \rho_{k|k-1} + G_k (\bar{y}_k - H_k \cdot \rho_{k|k-1}) \quad (2.3.17)$$

◆ 시간 갱신 단계

$$C_{k+1|k} = F_k C_{k|k} F_k^T + \Gamma_w \quad (2.3.18)$$

$$\rho_{k+1|k} = F_k \rho_{k|k} \quad (2.3.19)$$

식 (2.3.15)-(2.3.19)는 표적의 저항률 분포를 추정하기 위한 EKF를 구성하며, 초

기 조건 ρ_{110} 및 C_{110} 을 설정하여 $k=1$ 부터 rK (r : frame 수, K : 독립적인 전류 패턴의 수) 까지 EKF를 반복 수행한다.

따라서, 정문제와 역문제의 반복 연산 과정으로 구성되는, 본 논문에서 제안한 EKF를 이용한 동적 영상 복원 알고리즘의 흐름도를 그림 3에 도시하였다. 반면, 정문제와 역문제에서의 전압과 Jacobian 행렬을 미리 계산해 두고 저항률 ρ_k 를 갱신시키는 LKF를 이용한 동적 영상 복원 알고리즘의 흐름도는 그림 4에 나타내었다.

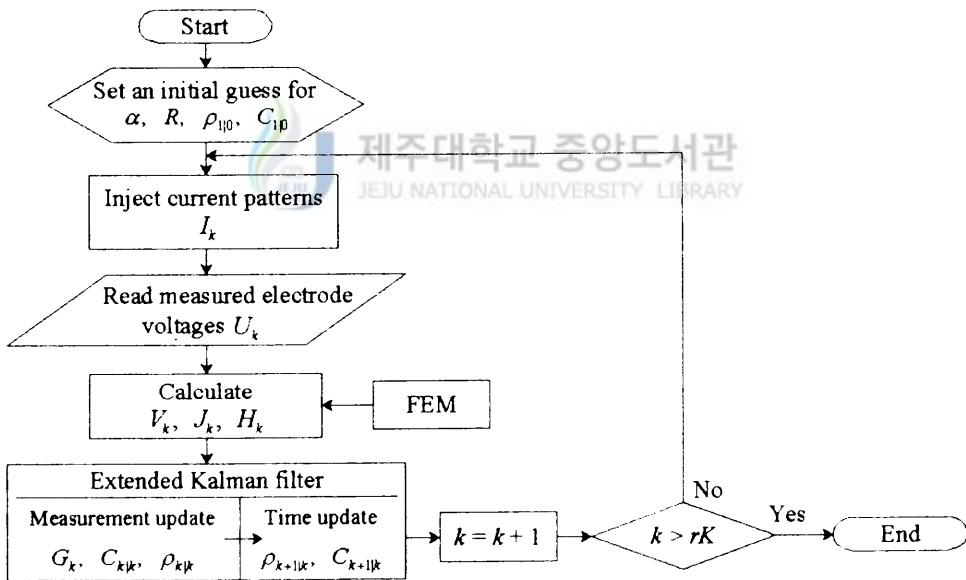


Fig. 3. Flow chart for the dynamic EIT reconstruction algorithm using extended Kalman filter

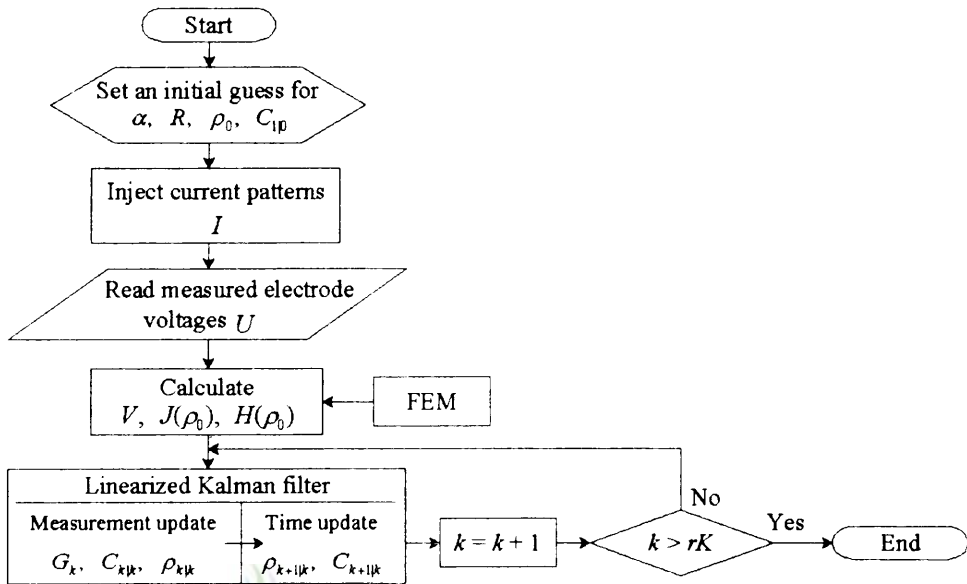


Fig. 4. Flow chart for the dynamic EIT reconstruction algorithm using linearized Kalman filter

III. 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험 결과

본 장에서는 가상의 컴퓨터 시뮬레이션과 실제의 EIT 측정 시스템의 실험 데이터를 이용하여, 정적 EIT 영상 복원 알고리즘인 rmNR 알고리즘과 동적 EIT 영상 복원 알고리즘인 LKF 및 제안한 EKF 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다.

시뮬레이션에 사용된 FEM mesh는 그림 5와 같다. 정문제를 해결하기 위해 그림 5(a)와 같이 3104개의 요소(N)와 1681개의 노드(M)를 갖는 FEM mesh를 사용하였다. 사용되는 mesh가 조밀할수록 정문제의 해는 보다 참값에 가까워진다. 이에 반해 역문제의 해결 시에는 계산량이 증가하게 되므로 적절하게 mesh의 요소 수를 결정해야 한다. 따라서, 그림 5(b)와 같이, 역문제를 해결하기 위해 그림 5(a)의 요소 수보다 $\frac{1}{4}$ 이 작은 776개의 요소(N)와 453개의 노드(M)를 갖는 FEM mesh를 사용하였다. 그림 5의 FEM mesh의 직경은 80mm인데, 이것은 실험에서 사용한 팬텀의 직경과 일치시키기 위함이다. 여기서, 경계면의 어두운 부분은 전극을 나타내며 전극 수(L)는 32개이다.

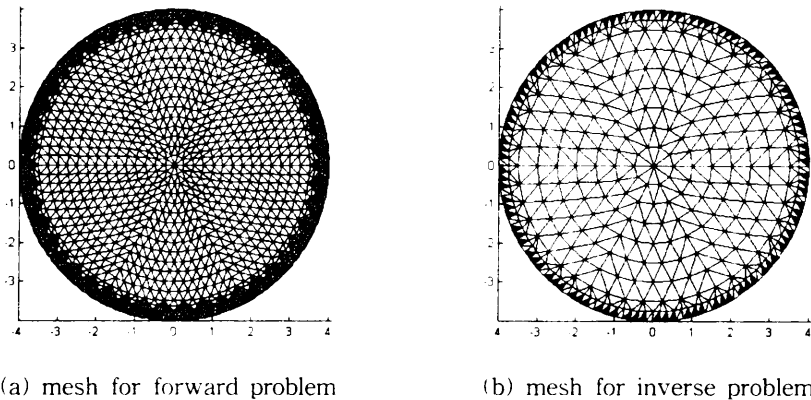


Fig. 5. FEM mesh for simulation

1. 컴퓨터 시뮬레이션

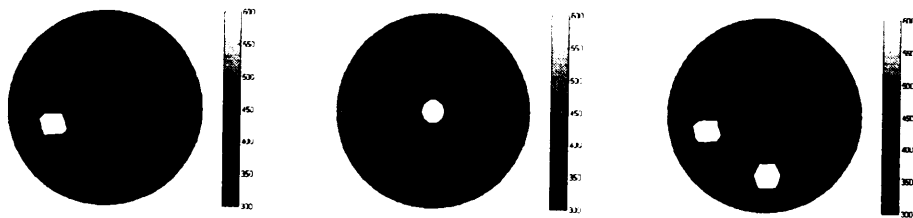
본 절에서 사용된 각 파라미터 값들은 다음과 같다. 즉, regularization 파라미터는 $\alpha = 0.005$ 로 동일하게 설정했으며, LKF 및 EKF 알고리즘의 프로세스 잡음의 공분산은 $\Gamma_w = 10I_N$, 측정 잡음의 공분산은 $\Gamma_v = 0.001I_L$, 오차 공분산 행렬의 초기치는 $C_{10} = I_N$ 으로 설정했다. 일반적으로, 시간이 증가함에 따라 오차 공분산 행렬의 초기 조건에 의한 영향은 비교적 빨리 감소하기 때문에 초기치 C_{10} 의 값 설정은 그리 중요하지 않다. 그리고 전압을 얻기 위한 주입 전류 패턴은 근접법(adjacent method)을 사용하였다. 이는 어떤 하나의 전극에 전류를 주입하고 이웃한 하나의 전극으로 전류가 흘러나오게 하면서 모든 L 개의 전극에 유기되는 전압을 측정하는 과정을 반복하는 방법이다.

그리고 각 알고리즘에 대한 저항률의 추정 성능을 비교하기 위해, 다음과 같이 RMSE(root mean square error)를 정의하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{[U_k - V_k(\rho_k)]^T [U_k - V_k(\rho_k)]}{U_k^T U_k}} \quad (3.1.1)$$

1) 정적 영상에 대한 복원 성능 비교

여기서는 rmNR, LKF 및 EKF 알고리즘의 정적 영상 복원 성능을 다음과 같은 3가지 시나리오를 설정하여 비교하였다. case 1은 경계면과 중앙 사이에 표적이 한 개 존재하는 경우이고, case 2는 중앙에 표적이 한 개 위치하는 경우이며, case 3은 내부에 같은 크기의 표적이 두 개 존재하는 경우이다. 여기서, 표적의 저항률 값은 $600\Omega\text{cm}$ 이며, 배경의 저항률 값은 $300\Omega\text{cm}$ 이다. 각 경우에 대한 정적 표적의 실제 영상은 그림 6과 같다.



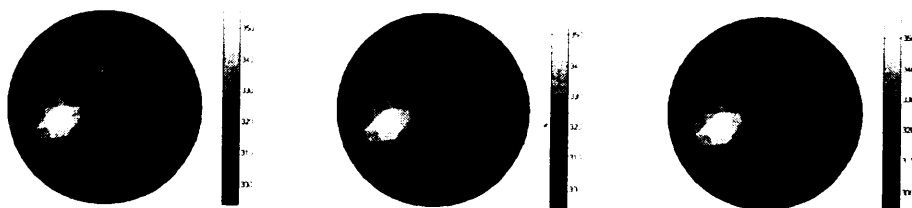
(a) one target for case 1 (b) one target for case 2 (c) two target for case 3

Fig. 6. True static target images

그림 6에 설정된 3가지 시나리오에 대한 rmNR, LKF 및 EKF 알고리즘의 영상 복원 결과들을 frame 별로 도시하면 다음과 같다.

(1) case 1에 대한 영상 복원 결과

case 1에 대한 복원 결과에서 알 수 있듯이, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 10의 RMSE를 살펴보면, 첫 번째 frame에서는 rmNR이 가장 오차가 작게 나타나고 LKF의 오차가 크게 나타났다. 두 번째 frame부터는 EKF의 오차가 점점 작아지고 있음을 확인할 수 있다. 그러므로, frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR보다 작아짐을 확인할 수 있다.



(a) 1st frame

(b) 2nd frame

(c) 3rd frame

Fig. 7. Reconstructed images by rmNR

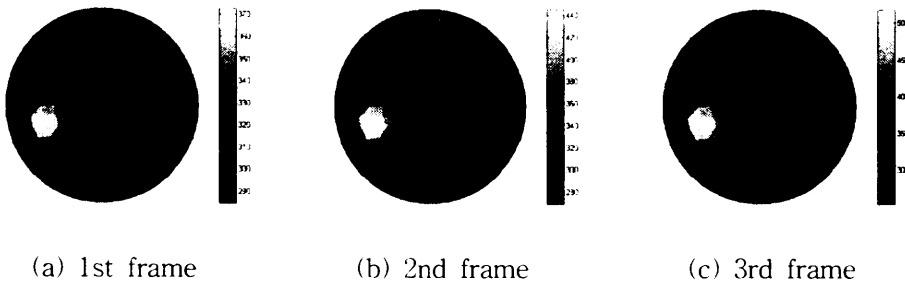


Fig. 8. Reconstructed images by LKF

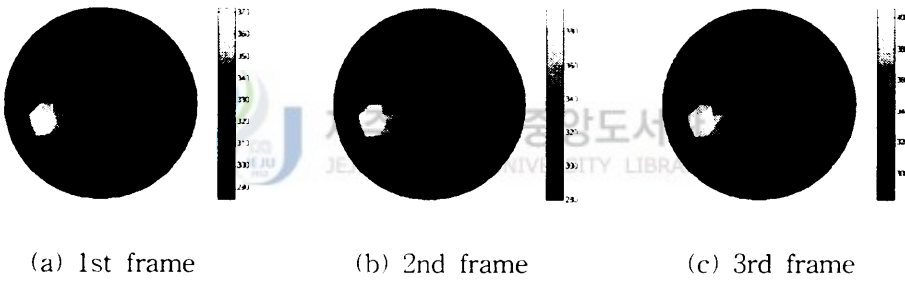


Fig. 9. Reconstructed images by EKF

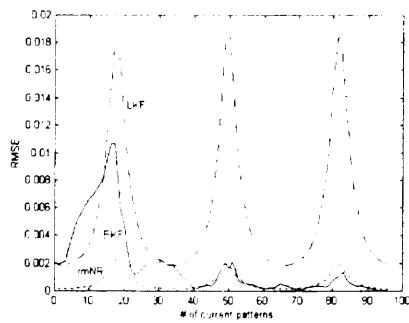


Fig. 10. RMSE for case 1

(2) case 2에 대한 영상 복원 결과

case 2에 대한 복원 결과에서도 알 수 있듯이, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 14의 RMSE를 살펴보면, 첫 번째 frame에서는 rmNR이 가장 오차가 작게 나타나고 EKF의 오차가 크게 나타났다. 두 번째 frame부터는 EKF의 오차가 점점 작아지고 있음을 확인할 수 있다. 그러므로, frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR보다 작아짐을 확인할 수 있다.

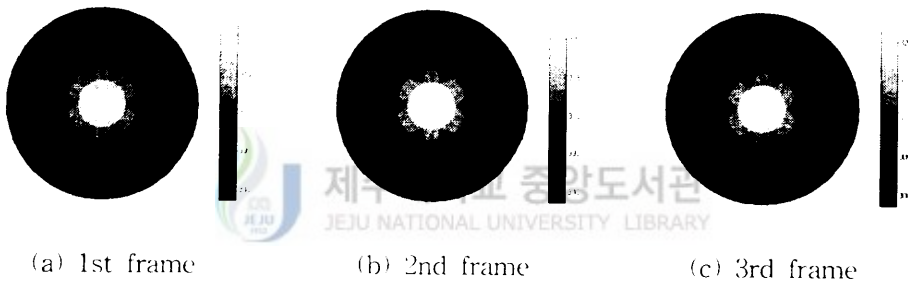


Fig. 11. Reconstructed images by rmNR

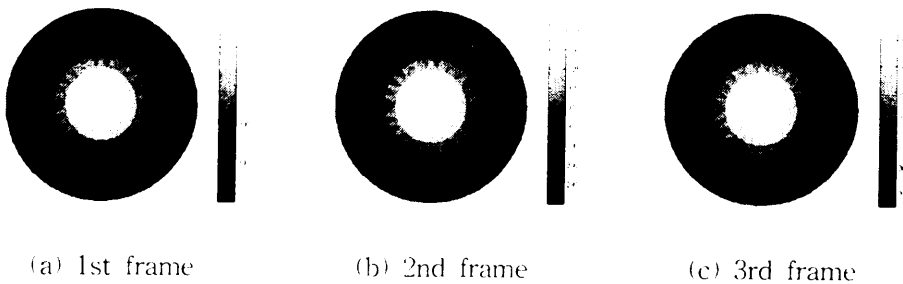


Fig. 12. Reconstructed images by LKF

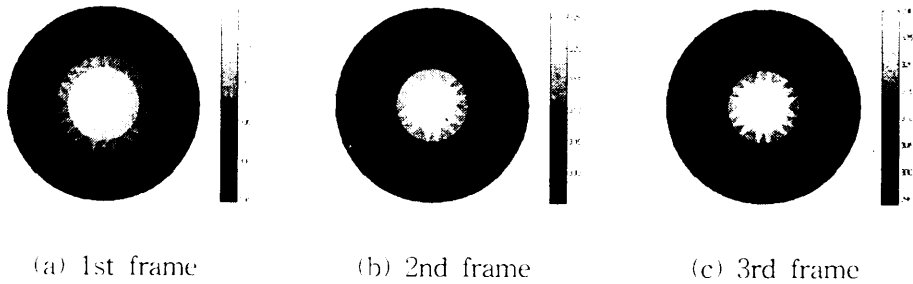


Fig. 13. Reconstructed images by EKF



Fig. 14. RMSE for case 2

(3) case 3에 대한 영상 복원 결과

case 3의 복원 결과에서도 역시, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 18의 RMSE를 살펴보면, 첫 번째 frame에서는 rmNR이 가장 오차가 작게 나타나고 LKF의 오차가 크게 나타났다. 두 번째 frame부터는 EKF의 오차가 점점 작아지고 있음을 확인할 수 있다. 그러므로, frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR보다 작아짐을 확인할 수 있다.

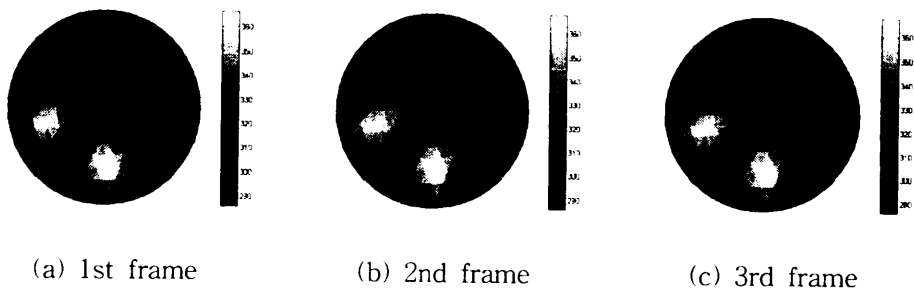


Fig. 15. Reconstructed images by rmNR

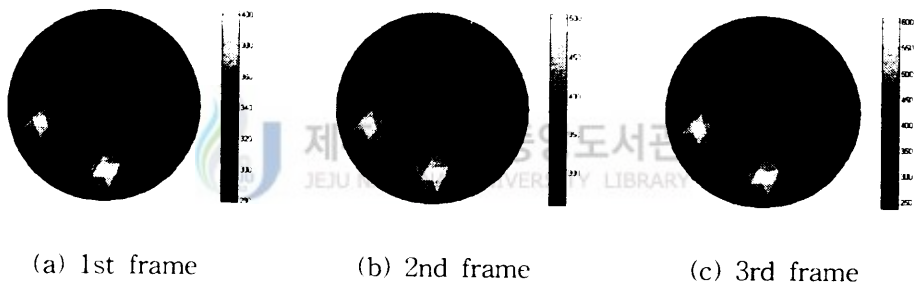


Fig. 16. Reconstructed images by LKF

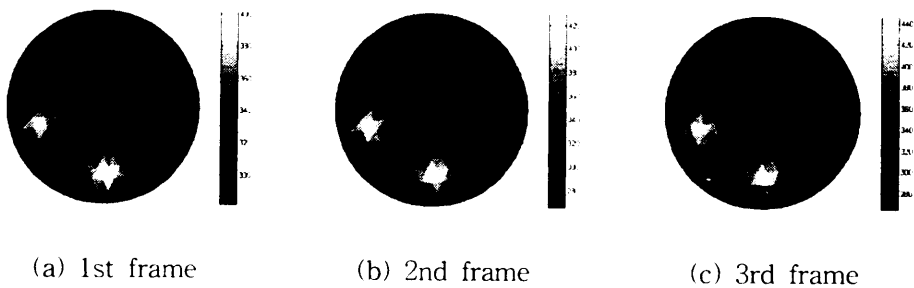


Fig. 17. Reconstructed images by EKF

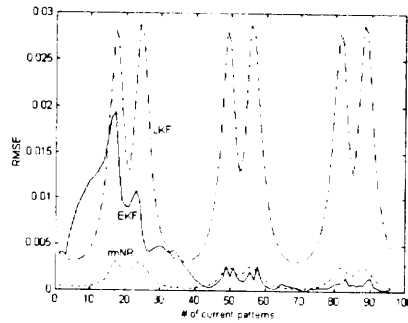


Fig. 18. RMSE for case 3

따라서, 저항률 분포가 변하지 않는 3가지 정적 영상에 대한 복원 결과에서 알 수 있듯이, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내었으며, RMSE를 분석한 결과, 첫 번째 frame에서는 rmNR 알고리즘이 우수한 성능을 보였으나, frame이 증가할수록 EKF가 좋은 성능을 보였다. 이는 매 계산 과정에서 추정되는 저항률 분포에 대해 Jacobian을 계산해 주기 때문이다. 따라서, 동적 영상 복원 알고리즘인 EKF 알고리즘도 충분히 정적 영상 복원에 이용될 수 있음을 확인할 수 있다.

2) 동적 영상에 대한 복원 성능 비교

여기서는 LKF와 EKF 알고리즘의 동적 영상 복원 성능을 다음과 같은 3가지 시나리오를 설정하여 비교하였다. case 1은 한 개의 표적이 왼쪽 경계면 근방에 위치해 있다가 주입 전류의 2번째 frame에서 갑자기 위쪽 경계면 근방으로 이동하는 경우이며, case 2는 두 개의 표적이 왼쪽 경계면 근방에 위치해 있다가 주입 전류의 2번째 frame에서 갑자기 위쪽 경계면 근방으로 이동하는 경우이다. 그리고 case 3은 한 개의 표적이 45° 간격으로 시계 방향으로 움직이는 경우이다. case 3에서 regularization 파라미터는 $\alpha = 0.5$ 로 두었다. 그 이유는 이 경우에 α 가 너무 작으면 정문제를 푸는 과정에서 stiffness matrix가 positive

definite이 되지 못하기 때문이다. 여기서도 마찬가지로, 표적의 저항률 값은 $600 \Omega \text{cm}$ 이며, 배경의 저항률 값은 $300 \Omega \text{cm}$ 이다.

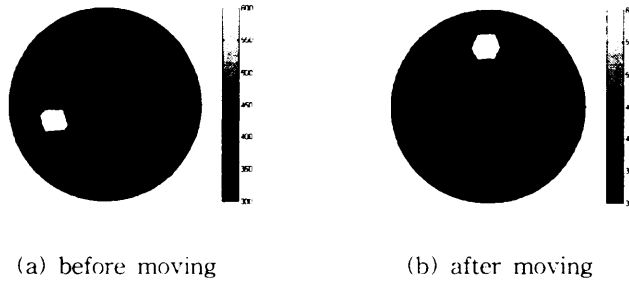


Fig. 19. True dynamic target images for case 1

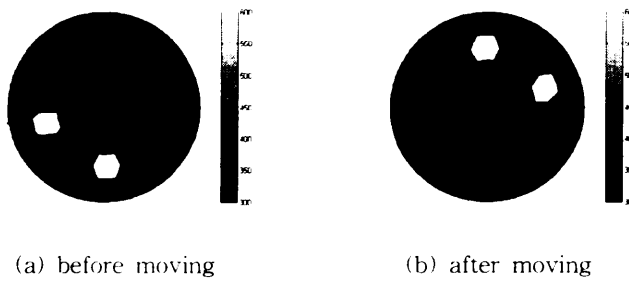


Fig. 20. True dynamic target images for case 2

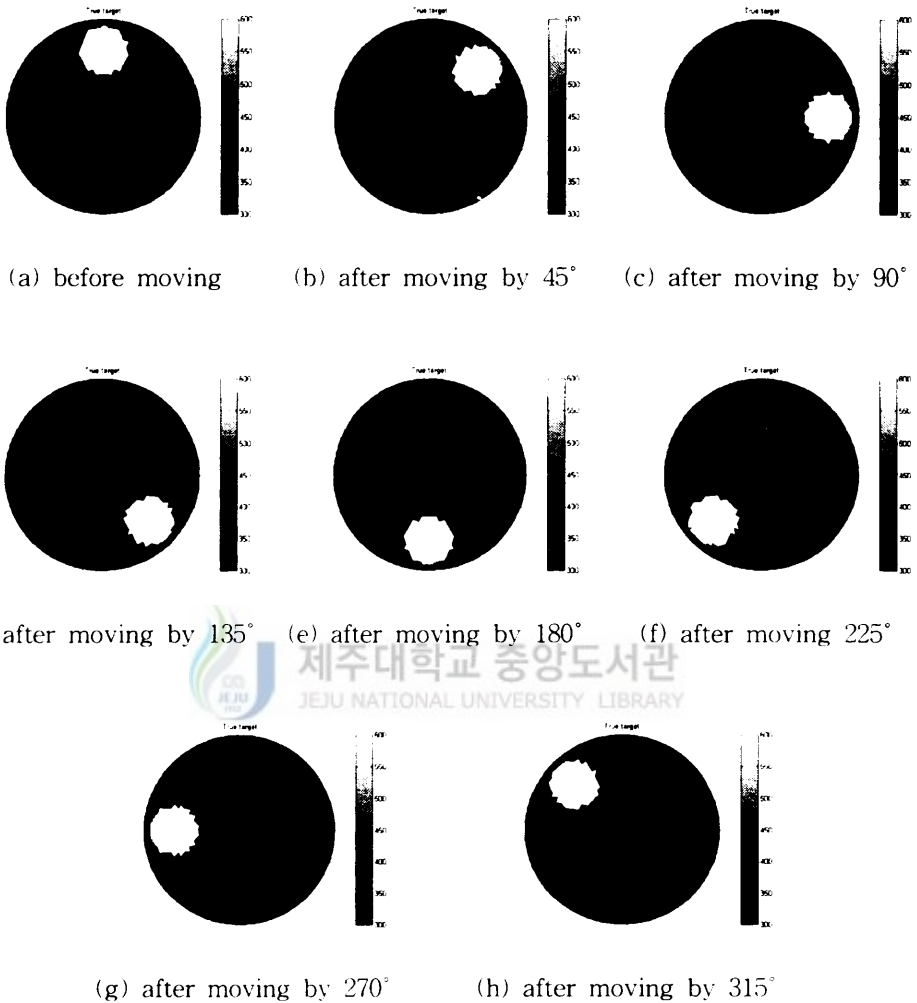


Fig. 21. True dynamic target images for case 3

그림 19-21에 설정된 3가지 시나리오에 대한 LKF 및 EKF 알고리즘의 영상 복원 결과들을 frame 별로 도시하면 다음과 같다.

(1) case 1에 대한 영상 복원 결과

그림 22는 LKF에 의한 동적 영상 복원 결과를 나타낸 것이다. 그림 22(b)의 두 번째 frame에서 확인할 수 있듯이, 이동하기 전의 표적에 대한 영상이 사라지

지 않고 계속 존재하여, 마치 두 개의 표적이 존재하는 것같이 착각을 하게 하는 오류를 범하고 있다. 그러나 그림 23의 EKF에 의한 동적 영상 복원 결과를 보면, 두 번째 frame에서 이동하기 전의 표적이 사라지고 최종적으로 이동한 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 발견할 수 있다.

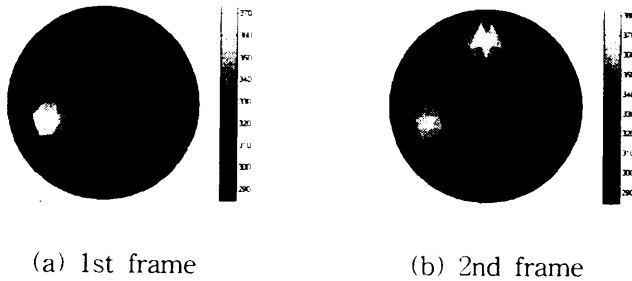


Fig. 22. Reconstructed images by LKF

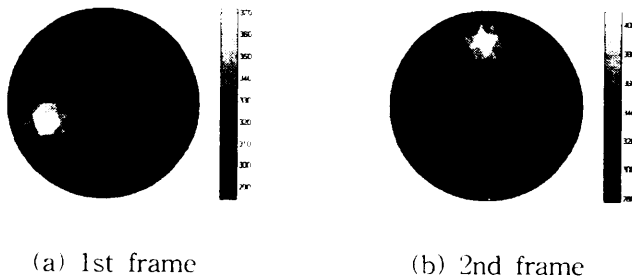
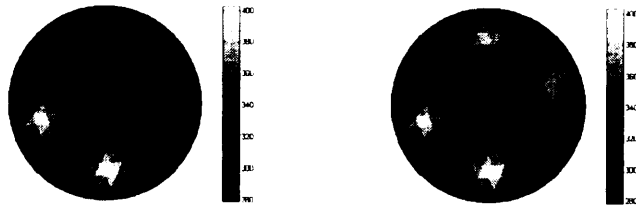


Fig. 23. Reconstructed images by EKF

(2) case 2에 대한 영상 복원 결과

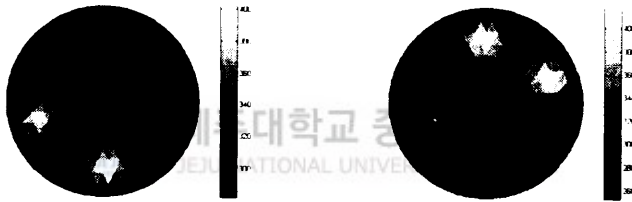
그림 24과 25에서 확인할 수 있듯이, 두 개의 표적이 동시에 이동하는 경우에 대한 복원 영상에서도 case 1의 경우와 유사한 결과를 보이고 있다. 즉, LKF의 복원 결과에서는 이동하기 전의 표적에 대한 영상이 사라지지 않고 계속 존재하고 있으나, EKF의 복원 결과에서는 잔상이 사라지고 최종적으로 이동한 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 발견할 수 있다.



(a) 1st frame

(b) 2nd frame

Fig. 24. Reconstructed images by LKF



(a) 1st frame

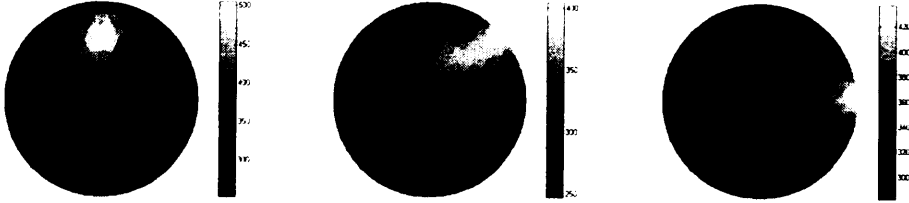
(b) 2nd frame

Fig. 25. Reconstructed images by EKF

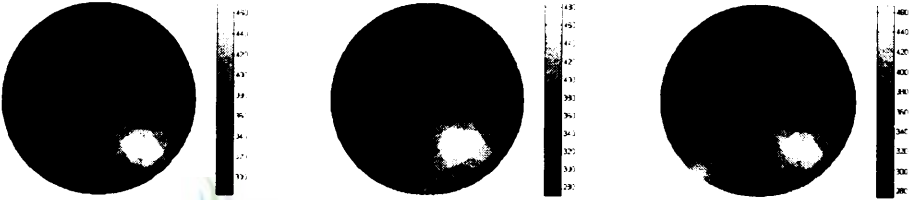
(3) case 3에 대한 영상 복원 결과

그림 26와 27에서도 확인할 수 있듯이, case 1의 경우와 유사한 결과를 보이고 있다. 즉, LKF의 복원 결과에서는 한 frame 동안에 이동하는 표적은 적절하게 추정되고 있으나 다음 frame으로 바뀌는 시점에서는 이동하기 전의 마지막 표적에 대한 영상은 사라지지 않고 계속 존재하고 있다. 그러나 EKF의 복원 결과에서는 한 frame 동안에 이동하는 표적에 대해서 뿐만 아니라, 다음 frame으로 바뀌는 시점에서도 이동하는 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 발견할 수 있다.

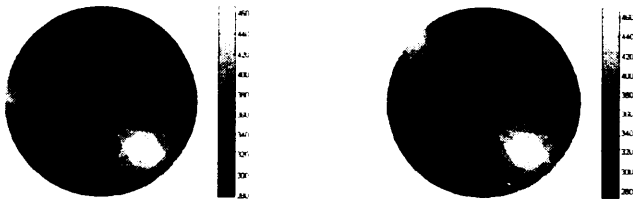
한편, 그림 28은 동적 영상에 대해 rmNR로 복원한 결과로서, 한 frame 동안에 이동하는 표적의 잔상이 남아있기 때문에 rmNR은 동적 영상 복원에 적용하기에는 적합하지 않음을 확인할 수 있다.



(a) 8 step of 1st frame (b) 16 step of 1st frame (c) 24 step of 1st frame

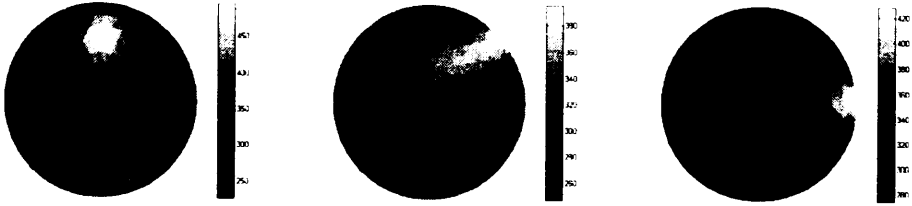


(d) 32 step of 1st frame (e) 8 step of 2nd frame (f) 16 step of 2nd frame

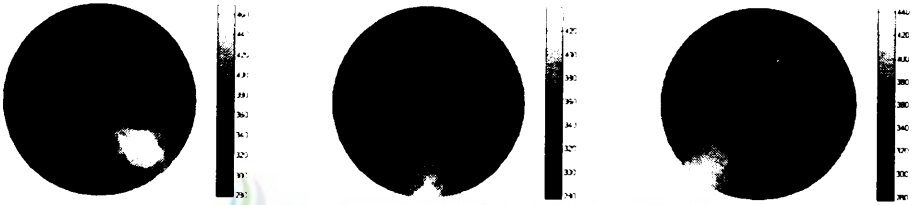


(g) 24 step of 2nd frame (h) 32 step of 2nd frame

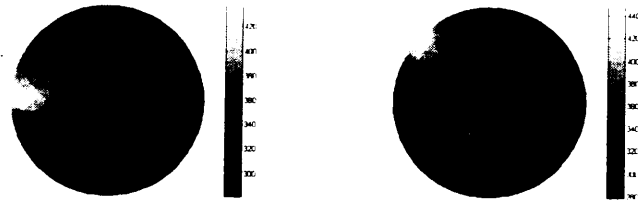
Fig. 26. Reconstructed images by LKF



(a) 8 step of 1st frame (b) 16 step of 1st frame (c) 24 step of 1st frame



(d) 32 step of 1st frame (e) 8 step of 2nd frame (f) 16 step of 2nd frame



(g) 24 step of 2nd frame (h) 32 step of 2nd frame

Fig. 27. Reconstructed images by EKF

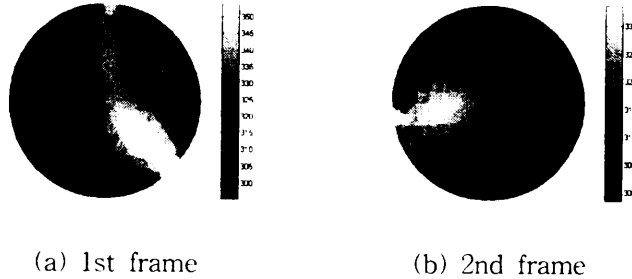


Fig. 28. Reconstructed images by rmNR

이상에서 살펴본 결과, LKF에 의한 영상 복원 결과는 이동하기 전의 표적에 대한 영상이 사라지지 않고 계속 존재하는 것처럼 보인다. 이것은 저항률 분포가 갑자기 변하는 상황에서 Jacobian을 부정확한 공칭값에 대하여 오프라인으로 계산하여 사용하기 때문으로 판단된다. 그러나, EKF에 의한 영상 복원 결과는 이동하는 표적을 비교적 잘 추정함을 확인할 수 있었다. 이것은 매 계산 과정에서 추정되는 저항률 분포에 대해 Jacobian을 계산해 주기 때문에, 저항률 분포가 갑자기 변하는 상황에서도 제안한 알고리즘은 잘 대처한다.

2. EIT 측정 시스템

1) EIT 측정 시스템의 개요

그림 29는 본 연구의 검증을 위해 실제 제작된 EIT 측정 시스템을 나타내고 있다. EIT 측정 시스템은 시스템 전체를 제어하는 제어부, 전류를 발생시키는 신호 발생부, 경계면에서의 전압을 측정하고 선별하는 측정부, 측정 신호를 디지털화 해서 저장하는 저장부, 그리고 제어 소프트웨어 부분으로 구분할 수 있다. 본 EIT 측정 시스템은 미국 Wisconsin 주립대학에서 제작한 시스템(Nowicki, 1989)

을 기초로 하여 발진기 회로 부분 등을 수정 보완한 것이다.



Fig. 29. EIT measurement system

2) EIT 측정 시스템의 회로 구성

그림 30은 EIT 측정 시스템 회로의 블록 다이어그램을 나타내고 있다. 컴퓨터와 디지털 컨트롤 보드(digital control board)를 연결하기 위해 범용 인터페이스 카드가 컴퓨터에 내장되어 있고 측정 장치에 대한 모든 제어와 데이터의 입/출력은 인터페이스 카드를 통하여 이루어진다.

각 채널에 대해 개별적으로 전류 이득을 조절할 수 있게 설계되어 있고 전류 출력과 전압 입력 케이블은 분리되어 쉴딩(shielding)된다. 발진기(oscillator)의 출력은 50kHz 사인파로 고정되어 있으며 이 신호는 전체 회로에서 가장 중요한 신호원으로 사용된다.

VCCS(voltage-controlled current source)에서 사인파의 진폭을 변화시키기 위해 multiplying DAC IC PM7645를 사용하였다. 이것은 전류 이득을 디지털 신호로 제어할 수 있게끔 해준다. 즉, 사인파 전압 신호의 진폭을 조정하여 전압-전류 변환 회로로 입력시킴으로써 최종 전류 신호를 가변시킨다. PM7645와 OP-

amp(HA2625)로 이루어진 bipolar operation 회로는 입력되는 디지털 데이터 값에 따라서 진폭이 변화하며 경우에 따라 출력이 180° 위상차를 갖고 변화될 수 있게 설계되었다.

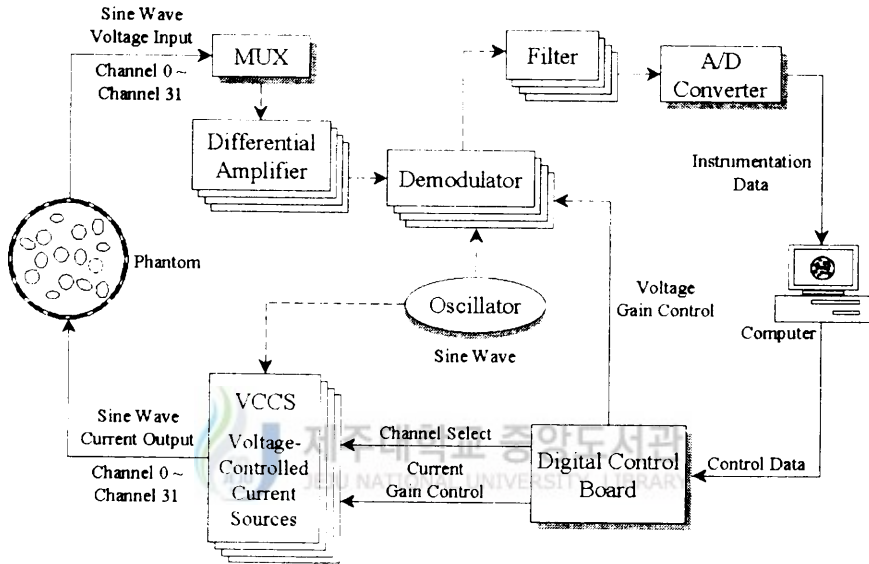


Fig. 30. Block diagram of EIT measurement system

MUX(multiplexer) 회로의 역할은 32-채널을 통해 측정된 전압 신호를 선택적으로 스위칭하여 차동 증폭기에 연결시켜주는 것이다. 이 MUX 회로의 사용에 있어서, 전류 이득이나 전압 이득이 결정된 경우에 측정을 원하는 두 채널만을 디지털 신호로 바꾸어 줌으로써 빠른 측정을 유도해 낼 수 있다.

차동 증폭기 회로는 MUX로부터 입력된 두 신호를 증폭시켜 준다. 이 회로는 높은 입력 임피던스를 가지고 각 채널에서 입력되는 신호에 대해 중간 회로에서 발생하는 여러 임피던스 성분에 의한 왜곡을 최소화 해주는 역할을 한다.

복조기에는 여러 가지가 있으나, 본 시스템에서는 AD630을 사용하여 측정된 신호를 정류된 신호로 바꾸어 준다. 측정된 신호가 증폭기를 거쳐 AD630으로 입력되기 이전에 디지털 신호에 의해 진폭을 조절할 수 있도록 PM7645의 single

operation을 사용한다. 즉, 측정된 신호 V_p (peak voltage)가 6V 이상이면 정류된 신호가 측정 범위를 넘어서 잘리게 되므로 PM7645를 이용하여 진폭을 조절해 준다.

필터로는 four-pole Bessel 필터를 사용하였다. Bessel 필터는 다른 필터에 비해 스텝 응답 시간이 약 $400\mu\text{s}$ 정도로 매우 짧기 때문에 고속 측정이 요구되는 본 시스템에 사용하였다. 가장 빠른 응답 시간을 위한 f_c (cutoff frequency)는 100kHz이지만 정류되면서 발생한 리플(ripple)이 100kHz이므로 이를 제거하기 위해 복조기의 회로에서는 좀더 낮은 f_c 를 갖도록 설계되었다. 복조기 회로는 증폭도가 1이 되도록 설계되었으며 회로에 표기된 저항과 콘덴서의 값은 될 수 있으면 정확히 일치시켜야 한다. 필터 회로는 아날로그 회로의 최종 출력단에 위치하고 있으므로, 여기서의 작은 오차는 시스템 전체의 오차가 되기 때문에 설계할 때 반드시 주의가 필요하다.

A/D 변환기로 사용된 AD574A는 $35\mu\text{s}$ 의 최대 변환 시간을 갖는 12-bit A/D 변환기로서, 디지털 제어 신호에 의해 쉽게 bipolar 또는 unipolar operation이 가능하고 입력되는 아날로그 신호의 최대치는 10V와 5V 중에서 선택할 수 있게 된 칩이다. 변환기의 출력은 12 bits이지만 출력 데이터가 부호를 갖고 있으므로 실제 데이터는 11 bits 만이 유효하다.

3) 제어 소프트웨어

실험 데이터를 측정하기 위한 제어 소프트웨어의 흐름도는 그림 31과 같다. 팬텀(phantom) 내부의 저항률 분포를 알아내기 위해서는 각각의 전극에 전류 패턴을 이용해서 전류를 주입하고 전극을 통해 유기된 전압을 측정한다. 먼저 주입 전류의 진폭을 결정하고 알맞은 전류 패턴을 결정한 후, 그 전류 패턴에 맞게 전류를 주입하고 전극을 통해 유기된 전압을 측정하면 된다. 이 때 측정되는 전압은 임의의 전극을 ground로 잡아 측정을 한다. 이렇게 측정된 전압 데이터를 가지고 영상 복원 알고리즘을 이용하여 역문제를 해결하고 알고자 하는 표적의 저항률 분포와 영상을 복원하게 된다.

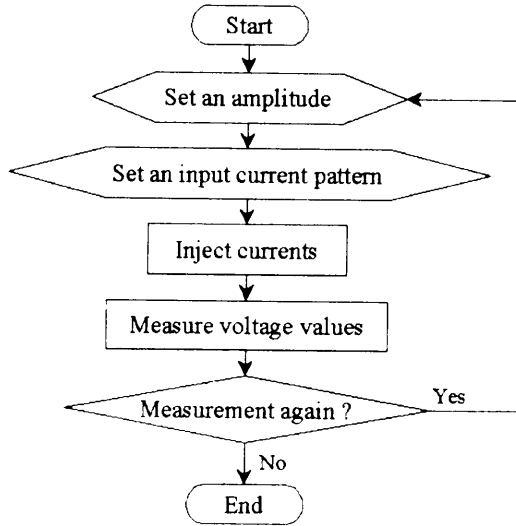


Fig. 31. Flow chart of data acquisition for EIT system

4) 팬텀과 전극 구성

본 논문에서는 원통형 팬텀을 사용하였다. 팬텀의 높이는 330mm이고, 내경이 80mm의 실린더 모양으로 재질은 플라스틱으로 되어 있다. 팬텀의 위 부분은 내부에 저항체를 임의로 집어넣을 수 있도록 개방시켰으며 아래 부분에는 모눈종이를 삽입하여 저항체의 위치를 정확하게 확인할 수 있도록 제작하였다.

그리고 32개의 전극이 팬텀 내에 삽입되어 전해질과 접촉되어 있으며, 각 전극의 길이는 200mm이고 너비는 6mm이며, 재질은 stainless steel로 11.25° 간격으로 팬텀 내면에 균일하게 배치되어 있다. 접촉 저항을 최소화하기 위해, 팬텀 내부로 불필요한 부분이 돌출되지 않도록 전극의 크기에 맞게 팬텀의 내부 면에 홈을 파서 전극간의 영향을 최소화하고 전극 표면을 매끄럽게 하여 전도도가 최대한 보장되도록 설계하였다.

또한, 팬텀에 농도가 0.15%인 소금물(NaCl)을 200mm까지 채웠으며, 소금물의 저항률 값은 약 333Ωcm로 측정되었다. 그리고 직경이 20mm인 실린더 모양의 플라스틱 봉을 저항체로 이용하여 팬텀 내부에 삽입하여 정적 및 동적 영상 복원에 사용하였다.

3. EIT 측정 시스템의 실험 결과

본 절에서는 제작된 EIT 측정 시스템으로부터 얻은 실험 데이터를 사용하여 정적 영상과 동적 영상들을 다음과 같은 몇 가지 경우에 대하여 복원해 보았다. 직경이 약 80mm인 원통형의 팬텀에 농도가 0.15%인 소금물(NaCl)을 채우고, 직경이 20mm인 플라스틱 봉의 저항체를 이용하여 여러 경우의 표적들을 만들었다. 본 실험에서의 소금물의 저항률 값은 약 $333\Omega\text{cm}$ 로 측정되었다.

그리고, 본 절에서는 직접 측정된 실험 데이터를 이용하여 정적 및 동적 영상을 복원하기 위하여 rmNR, LKF 및 EKF 알고리즘을 사용했으며, 이들 알고리즘들에 사용된 각 파라미터 값들은 다음과 같다. 즉, regularization 파라미터는, 정적 영상 복원에서는 $\alpha = 0.5$ 로, 동적 영상 복원에서는 $\alpha = 5$ 로 설정했으며, LKF 및 EKF 알고리즘의 프로세스 잡음의 공분산은 $\Gamma_k = 0.01I_N$, 측정 잡음의 공분산은 $\Gamma_l = 0.001I_L$, 오차 공분산 행렬의 초기치는 $C_{10} = I_N$ 로 설정하였다.

1) 전류 패턴의 주입 방법

전류의 주입 방법에 있어서 내부 불균일성의 변별력이 가장 우수한 것으로 알려진 trigonometric 방법을 사용하였다. 이 방법은 32개의 전극에 각기 상이한 전류를 주입하되 전체적으로 전류의 세기 분포를 삼각함수 꼴로 만드는 것이다.

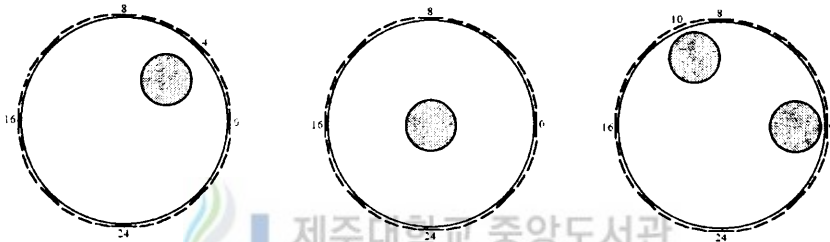
본 실험에서 사용된 trigonometric 전류 패턴은 다음과 같다.

$$I_l^k = \begin{cases} \cos(k\theta_l), & l = 1, 2, \dots, 32, k = 1, 2, \dots, 16 \\ \sin((k-L/2)\theta_l), & l = 1, 2, \dots, 32, k = 17, 18, \dots, 31 \end{cases} \quad (3.3.1)$$

여기서, $\theta_l = 2\pi l/32$ 이다.

2) 정적 영상 복원

여기서는 rmNR, LKF 및 EKF 알고리즘의 정적 영상 복원 성능을 다음과 같은 3가지 시나리오를 설정하여 비교하였다. case 1은 직경이 20mm인 한 개의 표적이 4번 전극과 중앙 사이에 존재하는 경우이고, case 2는 직경이 20mm인 한 개의 표적이 중앙에 위치하는 경우이며, case 3은 모두 직경이 20mm인 두 개의 표적이 경계면 근방에 위치하는 경우이다. 그림 32는 각 경우에 대한 표적의 실제 영상을 나타내고 있다.



(a) one target for case 1 (b) one target for case 2 (c) two target for case 3

Fig. 32. True static target images

그림 32에 설정된 3가지 시나리오에 대한 rmNR, LKF 및 EKF 알고리즘의 영상 복원 결과들을 frame 별로 도시하면 다음과 같다.

(1) case 1에 대한 영상 복원 결과

case 1에 대한 실험 데이터의 복원 결과에서 알 수 있듯이, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 36의 RMSE를 살펴보면, 컴퓨터 시뮬레이션에서 확인한 바와 같은 비슷한 결과를 보이고 있다. 즉, 초기 step에서는 큰 오차를 보이지만, frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR보다 작아지고 있다. 그리고 컴퓨터 시뮬레이션의 결과보다 EKF의 오차가 빨리 줄어들고 있음을 확인할 수 있다.

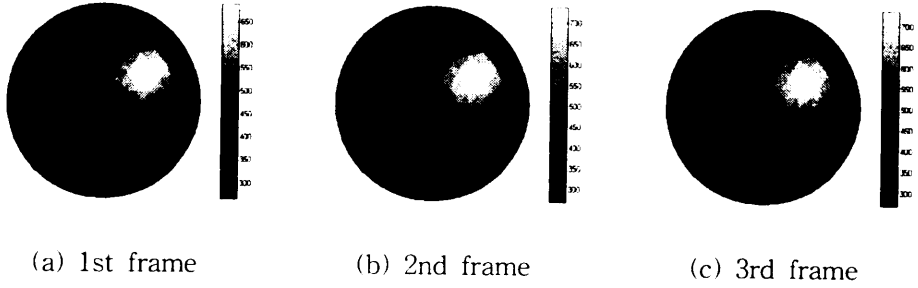


Fig. 33. Reconstructed images by rmNR

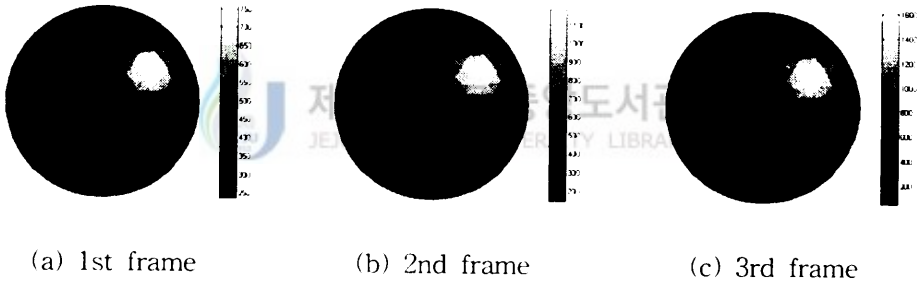


Fig. 34. Reconstructed images by LKF

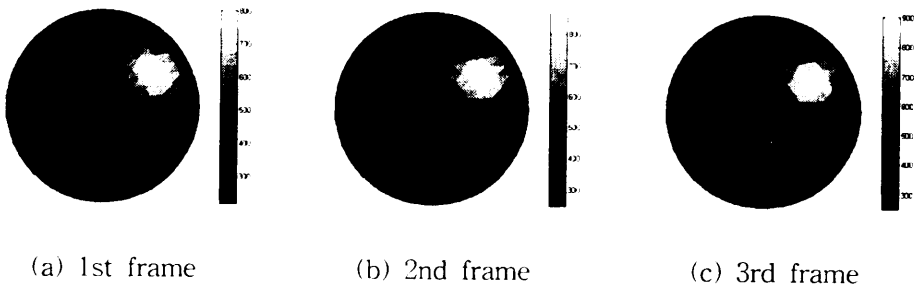


Fig. 35. Reconstructed images by EKF

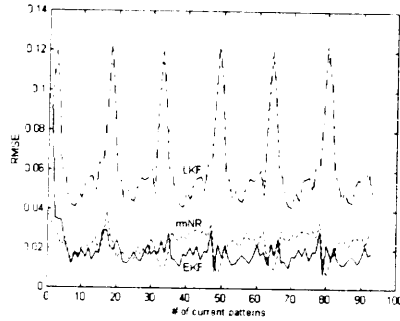


Fig. 36. RMSE for case 1

(2) case 2에 대한 영상 복원 결과

case 2에 대한 실험 데이터의 복원 결과에서도 마찬가지로, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 40의 RMSE를 살펴보면, 초기 step에서는 큰 오차를 보이지만 frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR과 비슷하게 작아지고 있다. 그리고 컴퓨터 시뮬레이션의 결과보다 EKF의 오차가 빨리 줄어들고 있음을 확인할 수 있다.

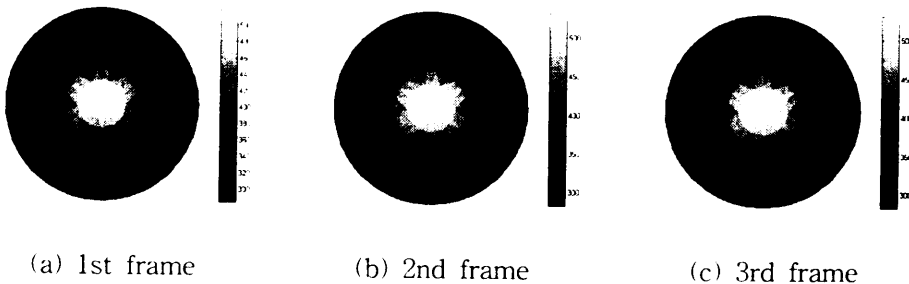


Fig. 37. Reconstructed images by rmNR

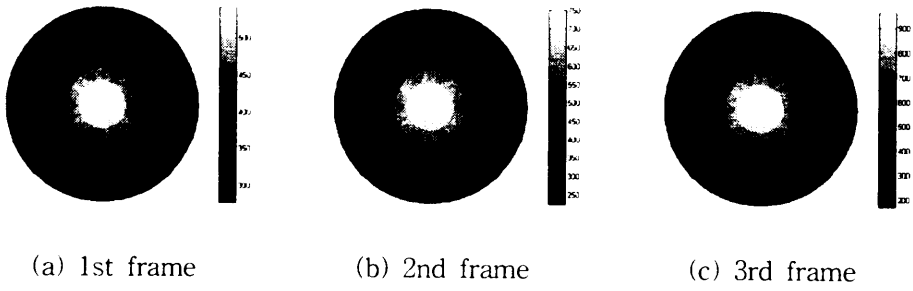


Fig. 38. Reconstructed images by LKF

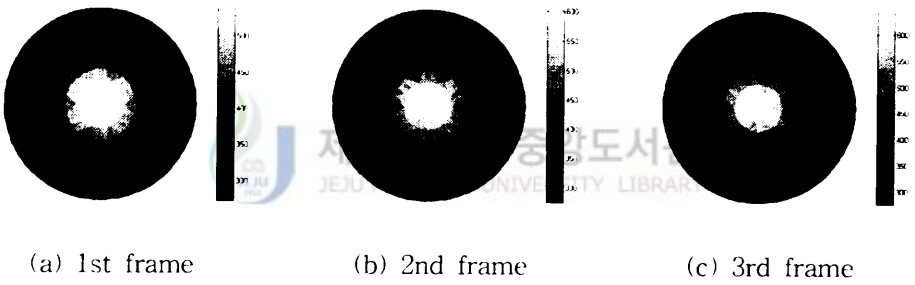


Fig. 39. Reconstructed images by EKF

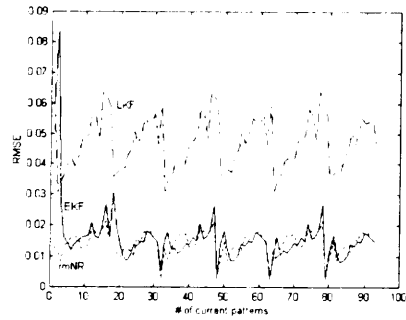


Fig. 40. RMSE for case 2

(3) case 3에 대한 영상 복원 결과

case 3에 대한 실험 데이터의 복원 결과에서도 마찬가지로, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내고 있으며, 그림 44의 RMSE를 살펴보면, 초기 step에서만 큰 오차를 보이지만, frame이 증가할수록 EKF의 오차는 rmNR보다 작아지고 있다. 그리고 컴퓨터 시뮬레이션의 결과보다 EKF의 오차가 빨리 줄어들고 있음을 확인할 수 있다.

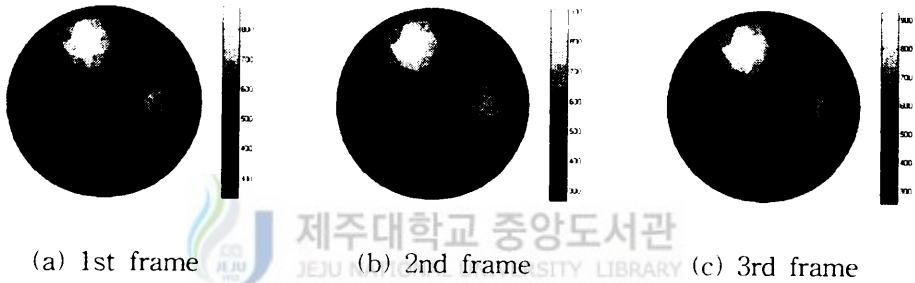


Fig. 41. Reconstructed images by rmNR

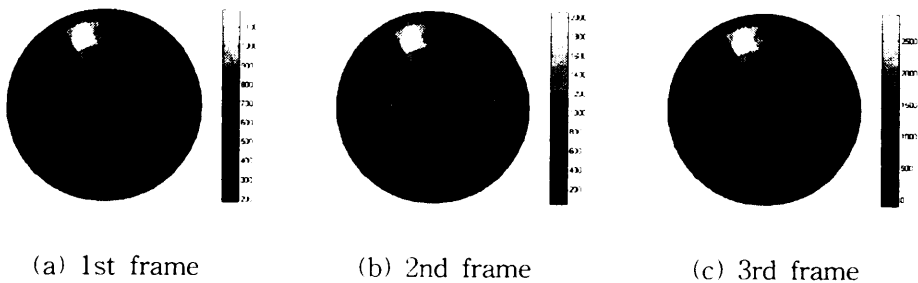


Fig. 42. Reconstructed images by LKF

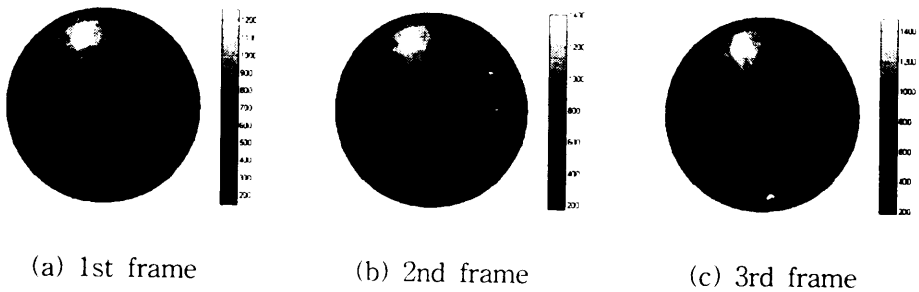


Fig. 43. Reconstructed images by EKF

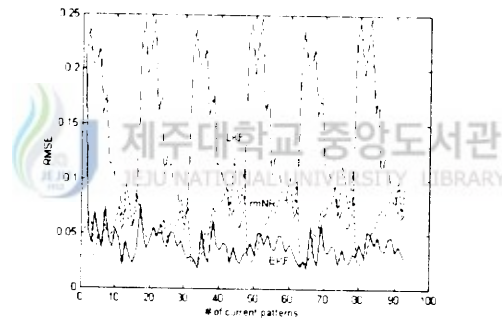


Fig. 44. RMSE for case 3

이상에서 살펴본 결과, 저항률 분포가 변하지 않는 3가지 정적 영상에 대한 실험의 복원 결과에서 알 수 있듯이, 컴퓨터 시뮬레이션과 유사하게 rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내었으며, RMSE를 살펴보면, 초기 step에서만 EKF의 오차가 크게 나타나고, step과 frame이 증가할수록 EKF의 오차는 컴퓨터 시뮬레이션의 결과보다 빨리 줄어들고 있음을 확인할 수 있다. 이는 매 계산 과정에서 추정되는 저항률 분포에 대해 Jacobian을 계산해 주기 때문이다.

3) 동적 영상에 대한 복원 성능 비교

여기서는 실험 데이터에 의한 동적 영상 복원 성능을 비교 분석하기 위하여, 다음과 같은 3가지 시나리오를 설정하였다. case 1은 직경 20mm인 한 개의 표적이 4번 전극 근방에 위치해 있다가 주입 전류의 2번째 frame에서 갑자기 20번 전극 근방으로 이동하는 경우이고, case 2는 직경 20mm인 두 개의 표적이 0번과 10번 전극 근방에 위치해 있다가 주입 전류의 2번째 frame에서 갑자기 8번과 24번 전극 근방으로 이동하는 경우이며, case 3은 직경 20mm인 한 개의 표적이 8번 전극에서 시계 방향으로 90° 씩 이동하는 경우이다.

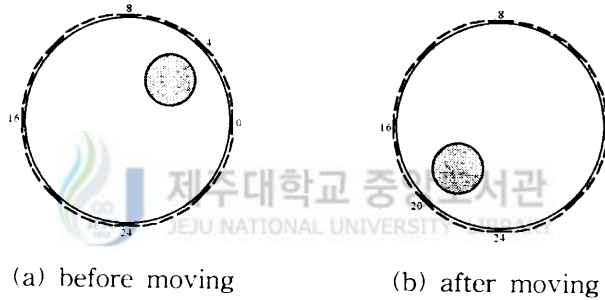


Fig. 45. True dynamic target images for case 1

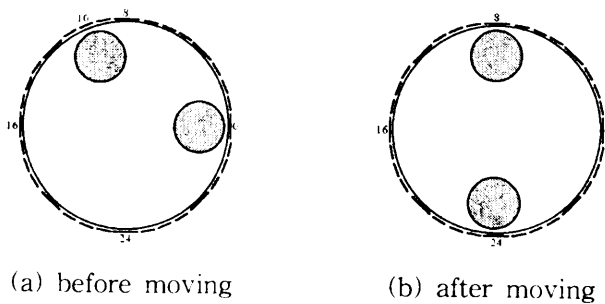
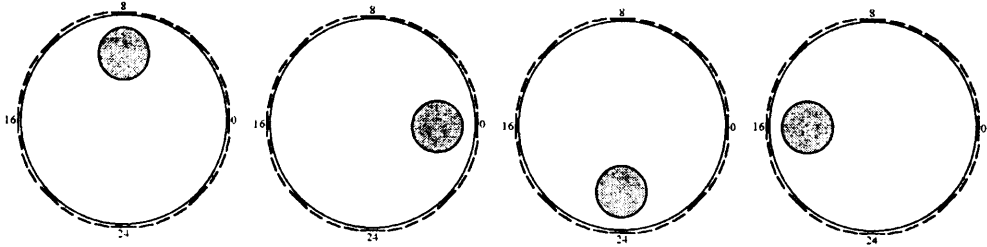


Fig. 46. True dynamic target images for case 2



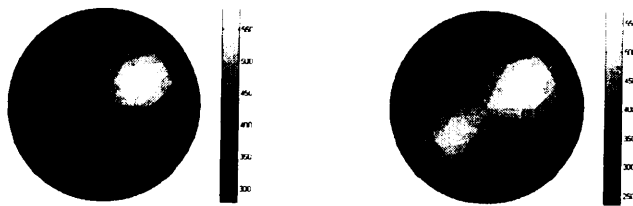
(a) before moving (b) moving by 90° (c) moving by 180° (d) moving by 270°

Fig. 47. True dynamic target images for case 3

그림 45-47에 설정된 3가지 시나리오에 대한 LKF 및 EKF 알고리즘의 영상 복원 결과들을 frame 별로 도시하면 다음과 같다.

(1) case 1에 대한 동적 영상 복원 결과

그림 48은 LKF에 의한 동적 영상 복원 결과를 나타내며, 컴퓨터 시뮬레이션의 영상 복원 결과와 유사하게 나타나고 있다. 즉, 그림 48(b)의 두 번째 frame에서 확인할 수 있듯이, 이동하기 전의 표적의 영상이 사라지지 않고 계속 존재하여, 마치 두 개의 표적이 존재하는 것같이 착각을 하게 하는 오류를 범하고 있다. 그러나, 그림 49의 EKF의 결과를 보면, 두 번째 frame에서 이동하기 전의 표적이 사라지고 최종적으로 이동한 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.



(a) 1st frame

(b) 2nd frame

Fig. 48. Reconstructed images by LKF

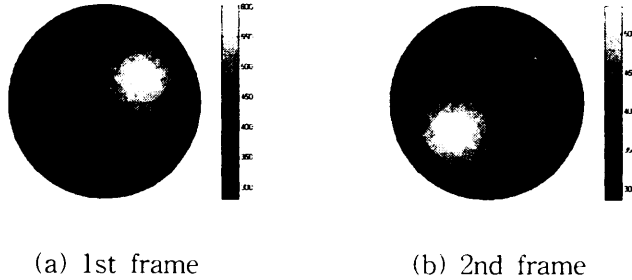


Fig. 49. Reconstructed images by EKF

(2) case 2에 대한 영상 복원 결과

그림 50과 51에서 확인할 수 있듯이, 두 개의 표적이 동시에 이동하는 경우에 대한 실험의 복원 영상에서도 case 1의 경우와 유사한 결과를 보이고 있다. 즉, LKF의 복원 결과에서는 이동하기 전의 표적의 영상이 사라지지 않고 계속 존재하고 있으나, EKF의 결과를 보면, 표적의 잔상이 사라지고 최종적으로 이동한 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

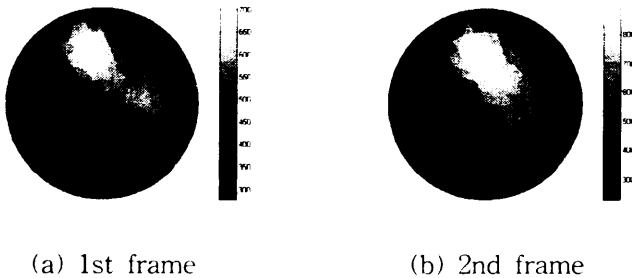
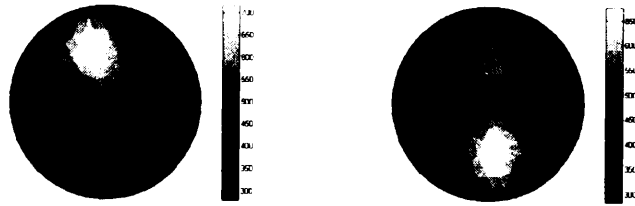


Fig. 50. Reconstructed images by LKF



(a) 1st frame

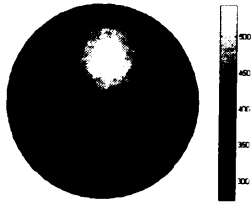
(b) 2nd frame

Fig. 51. Reconstructed images by EKF

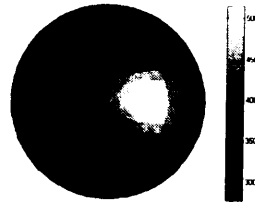
(3) case 3에 대한 영상 복원 결과

그림 52와 53에서 확인할 수 있듯이, 컴퓨터 시뮬레이션의 복원 결과와 유사한 결과를 보이고 있다. 즉, LKF의 복원 결과에서는 한 frame 동안에 이동하는 표적은 적절하게 추정되고 있으나 다음 frame으로 바뀌는 시점에서는 이동하기 전의 마지막 표적에 대한 영상은 사라지지 않고 계속 존재하고 있다. 그러나, EKF의 복원 결과에서는 한 frame 동안에 이동하는 표적에 대해서 뿐만 아니라, 다음 frame을 바뀌는 시점에서도 이동하는 표적을 비교적 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

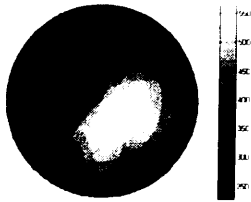
한편, 그림 54는 동적 영상에 대해 rmNR로 복원한 결과로서, 한 frame 동안에 이동하는 표적의 잔상이 남아있기 때문에 rmNR은 동적 영상 복원에 적용하기에는 적합하지 않음을 확인할 수 있다.



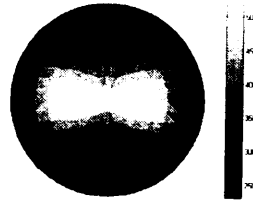
(a) 16 step of 1st frame



(b) 31 step of 1st frame

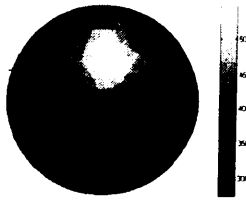


(c) 16 step of 2nd frame

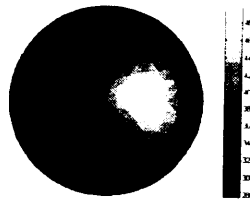


(d) 31 step of 2nd frame

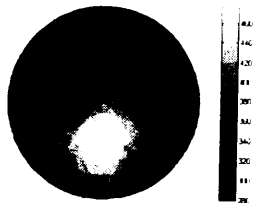
Fig. 52. Reconstructed images by LKF



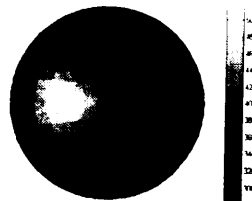
(a) 16 step of 1st frame



(b) 31 step of 1st frame



(c) 16 step of 2nd frame



(d) 31 step of 2nd frame

Fig. 53. Reconstructed images by EKF

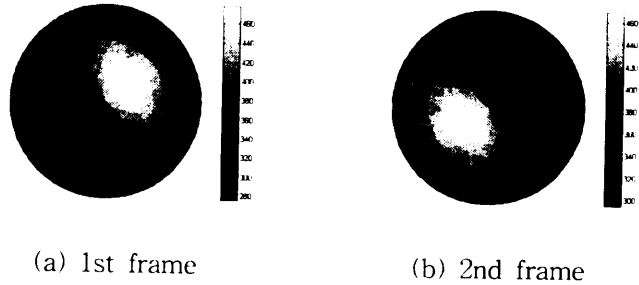


Fig. 54. Reconstructed images by rmNR

이상에서 살펴본 결과, 동적 영상에 대한 실험 영상 복원 결과는 LKF에 비해 EKF 알고리즘이 훨씬 우수한 복원 성능을 보인다. LKF 알고리즘은 모든 전류 패턴에 의해 유기되는 경계면의 모든 전압을 저장한 후, 미리 Jacobian을 계산하여 저항률 분포를 갱신시키므로 저항률 분포가 갑자기 변하는 상황에서는 잘 대처하지 못한다. 그러나, EKF 알고리즘은 각 전류 패턴에 의해 추정되는 저항률 분포에 대해 Jacobian을 계산하여 갱신시키는 과정의 반복 연산으로 이루어지므로 급격히 변하는 동적 영상의 복원에는 제안한 EKF 알고리즘이 효과적이다.

IV. 결론

본 논문에서는 표적 내부의 저항률 분포의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정 전압을 반복 연산 과정에서 갱신되는 저항률 값에 대하여 선형화하여 얻은 동적 모델을 근거로, 시간에 따라 변하는 저항률 분포를 온라인으로 추정하기 위해 확장 칼만 필터(EKF)를 이용한 동적 영상 복원 알고리즘을 제안하였다.

다양한 시나리오를 설정하여 가상 데이터를 만들고 각 EIT 영상 복원 알고리즘의 성능을 비교 분석하였고, 제작된 32-채널의 EIT 측정 시스템에 의한 실험 데이터를 이용하여 또한 성능을 비교 분석하였다. 그 결과, 저항률 분포가 변하지 않는 정적 영상에 대한 복원 결과에서 알 수 있듯이, rmNR, LKF 및 EKF 모두 비교적 양호한 복원 성능을 나타내었으며, RMSE를 분석한 결과, 첫 번째 frame에서는 rmNR의 오차가 작게 나타나지만, frame이 증가할수록 EKF의 오차가 rmNR보다 작게 나타나는 좋은 성능을 보였다. 따라서, 동적 영상 복원 알고리즘인 EKF 알고리즘도 충분히 정적 영상 복원에 이용될 수 있음을 확인할 수 있었다. 그리고 동적 영상에 대한 복원 결과에서도 알 수 있듯이, LKF에 비해서 EKF 알고리즘이 훨씬 우수한 복원 성능을 보였다. 즉, LKF는 모든 전류 패턴에 의해 유기되는 경계면의 모든 전압을 저장한 후, 미리 Jacobian을 계산하여 저항률 분포를 갱신시키므로 저항률 분포가 갑자기 변하는 상황에서는 잘 대처하지 못하지만, EKF 알고리즘은 각 전류 패턴에 의해 추정되는 저항률 분포에 대해 Jacobian을 계산하여 갱신시키는 과정의 반복 연산으로 이루어지므로 저항률 분포가 급격히 변하는 동적 영상의 복원에는 EKF 알고리즘이 효과적이다. 다만, LKF에 비해 온라인 계산량은 다소 증가하는 단점이 있다. 그러나, 이러한 계산량의 문제는 병렬처리 알고리즘의 개발 등으로 해결이 가능하리라 사료된다.

참고문헌

- Akaike H., 1974, "A new look at statistical model identification," IEEE Transactions on Automatic Control, Vol.19, No.6, pp.716-723.
- Cheney M., Isaacson D., and Newell J.C., 1999, "Electrical impedance tomography," SIAM Review, Vol.41, No.1, pp.85-101.
- Cheney M., Isaacson D., Newell J.C., Simske S., and Goble J., 1990, "NOSER: An algorithm for solving the inverse conductivity problem," International Journal Image System, Technology, Vol.2, pp.66-75.
- Cheng K.S., Isaacson D., Newell J.C., and Gisser G., 1989, "Electrode models for electric current computed tomography," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.36, No.9, pp.918-924.
- Cohen-Bacrie C., Goussard Y., and Guardo R., 1997, "Regularized reconstruction in electrical impedance tomography using a variance uniformization constraint," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.16, No.5, pp.170-179.
- Gelb A., 1979, Applied optimal estimation, The M.I.T. Press.
- Grewal M.S. and Andrews A.P., 1993, Kalman filtering theory and practice, Prentice-Hall, Inc.
- Hua P., Woo E.J., Webster J.G., and Tompkins W.J., 1992, "Improved methods to determine optimal currents in electrical impedance tomography," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.11, No.4, pp.488-496.
- Hua P., Woo E.J., Webster J.G., and Tompkins W.J., 1993, "Finite element modeling of electrode-skin contact impedance in electrical impedance tomography," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.40, No.4, pp.335-343.

- Hughes T.J.R., 1987, The finite element method : linear static and dynamic finite element analysis, Prentice-Hall, Inc.
- 김봉석, 현종관, 이보안, 김경연, 김민찬, 이헌주, 2000, “정적 EIT 영상 복원 시스템의 구현,” 2000 추계학술발표회 논문집 한국원자력학회.
- 김봉석, 김경연, 김민찬, 이윤준, 2000, “확장 칼만 필터를 이용한 동적 전기 임피던스 단층촬영법,” 대한전자공학회 제주지부 학술발표대회.
- Levenberg K., 1944, “A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares,” Quart. Appl. Math., Vol.2, pp.164-168.
- Marquardt D.W., 1963, “An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters,” SIAM Journal Appl. Math., Vol.11, pp.431-441.
- Mitchell A.R., 1977, The finite element method in partial differential equations, John Wiley & Sons.
- Murai T. and Kagawa Y., 1985, “Electrical impedance computed tomography based on a finite element model,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.32, No.3, pp.177-184.
- Newell J.C., Gisser D.G., and Isaacson D., 1987, “An electric current tomograph,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.35, No.10, pp.828-833.
- Nowicki D.J., 1989, An electrical impedance tomograph : hardware considerations and design, Master of Science, Department of Electrical Engineering, University of Wisconsin, Madison.
- Ovacik L. and Jones O.C. 1998, “Development of an electrical impedance computed tomographic two-phase flows analyzer,” Final Report for the US, Department of Nuclear Engineering and Engineering Physics, Rensselaer Polytechnic Institute.
- Vauhkonen M., 1997, Electrical impedance tomography and prior information, Doctoral Dissertation, Department of Applied Physics, University Kuopio.

- Vauhkonen M., Karjalainen P.A., and Kaipio J.P., 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.
- Vauhkonen M., Vadasz D., Karjalainen P.A., and Kaipio J.P., 1996, "Subspace regularization method for electrical impedance tomography," 1st International Conference on Bioelectromagnetism, Tampere, Finland, pp.9-13.
- Vauhkonen M., Vadász D., Karjalainen P.A., Somersalo E., and Kaipio J.P., 1998, "Tikhonov regularization and prior information in electrical impedance tomography," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.17, No.2.
- Webster J.G., 1990, Electrical Impedance Tomography, Adam Hilger.
- Woo E.J., 1990, Finite Element Method and Reconstruction Algorithms In Electrical Impedance Tomography, UMI Dissertation, Department of Electrical Engineering, University of Wisconsin, Madison.
- Yorkey T.J., Webster J.G., and Tompkins W.J., 1987, "Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.34, No.11, pp.843-852.

감사의 글

감사합니다.

이 작은 결실을 이루기까지 도움을 주신 많은 분들께 감사의 인사를 드리며, 석사 과정을 마감하고자 합니다.

우선, 저에 대한 믿음을 버리지 않으시고 항상 든든한 힘이 되어주신 부모님께 조금이나마 기쁨을 드릴 수 있어서 보람을 느끼며, 부모님과 동생들, 그리고, 친구들에게 본 논문을 바칩니다.

마부작침(磨斧作針)의 마음으로 학문에 임해야 한다며 끊임없는 가르침을 주시고 보다 나은 논문이 되도록 끝까지 지켜봐 주신 김경연 교수님께 존경과 감사의 마음을 드립니다. 그리고 바쁘신 가운데서도 논문심사를 통해 깨우침을 주신 고성택 교수님, 도양화 교수님께 깊은 감사를 드립니다. 또한, 관심을 갖고 항상 격려해 주신 김경식 교수님, 강민제 교수님, 이광만 교수님께도 감사를 드립니다.

KISTEP(한국과학기술평가원)의 원자력 기초과제인 ‘이상 유동장 가시화를 위한 ET 기법 개발’이라는 프로젝트를 함께 수행하며 많은 가르침을 주신 이윤준 교수님, 김민찬 교수님을 비롯한 여러 교수님들께 깊은 감사를 드리고, EIT 측정 시스템의 실험 데이터를 제공해 준 현종관 학우, 이보안 학우에게도 감사의 마음을 전합니다.

대학원 생활동안 어려움이 있을 때마다 항상 조언을 아끼지 않았던 장경훈 선배, 오데레사 선배, 권성숙 친구, 그리고, 같이 고민하며 알찬 대학원 생활의 큰 의지가 되어준 한철규, 김용완, 윤종수, 김상철, 김영균 동기들에게도 큰 감사를 전합니다. 그리고, 학과 일을 도맡아 처리해준 고경희, 송신숙 선생님께서도 감사의 마음을 전합니다. 또한, 즐거움을 함께 나눴던 제어공학 연구실원인 고경택, 김기만, 현종석, 강숙인, 변금실, 김은선 후배들에게도 감사의 인사를 전하고 싶습니다.