

전기 임피던스 단층촬영법에서 잔류오차 기반의 반복적 조정기법을 이용한 영상 복원

Image Reconstruction Using Iterative Regularization Scheme Based on Residual Error in Electrical Impedance Tomography

강 숙 인*, 김 경 연***

Suk-In Kang*, Kyung-Youn Kim***

Abstract

In electrical impedance tomography (EIT), modified Newton Raphson (mNR) method is widely used inverse algorithm for static image reconstruction due to its convergence speed and estimation accuracy. The unknown conductivity distribution is estimated iteratively by minimizing a cost functional such that the residual error namely the difference in measured and calculated voltages is reduced. Although, mNR method has good estimation performance, EIT inverse problem still suffers from ill-conditioned and ill-posedness nature. To mitigate the ill-posedness, generally, regularization methods are adopted. The inverse solution is highly dependent on the choice of regularization parameter. In most cases, the regularization parameter has a constant value and is chosen based on experience or trail and error approach. In situations, when the internal distribution changes or with high measurement noise, the solution does not get converged with the use of constant regularization parameter. Therefore, in this paper, in order to improve the image reconstruction performance, we propose a new scheme to determine the regularization parameter. The regularization parameter is computed based on residual error and updated every iteration. The proposed scheme is tested with numerical simulations and laboratory phantom experiments. The results show an improved reconstruction performance when using the proposed regularization scheme as compared to constant regularization scheme.

요 약

전기 임피던스 단층촬영법을 이용한 정적 영상 복원에서 대표적으로 사용되고 있는 복원 알고리즘은 modified Newton-Raphson(mNR) 알고리즘으로 수렴 속도 및 추정 정확도 측면에서 비교적 다른 알고리즘들에 비해 좋은 성능을 나타낸다. mNR 알고리즘에서는 측정 전압과 계산 전압과의 차이, 즉 잔류오차를 최소화하도록 목적함수를 설정하고 이를 반복 연산하여 내부의 저항률 분포를 추정한다. 이때 EIT 역문제의 비정치성을 완화시키기 위해 조정방법을 사용하며 조정인자에 따라 서로 다른 영상 복원 성능을 나타낸다. 기존 기법에서는 반복 연산마다 일정한 상수 값의 조정인자를 사용하기 때문에 대상 물체의 내부 상태가 변하거나 측정 잡음 등이 있는 경우 때때로 조정인자에 따라 영상 복원이 수렴되지 않는다. 따라서 본 논문에서는 영상 복원 수렴 및 성능을 개선하기 위하여 잔류오차에 기반하여 반복 연산마다 자동적으로 조정인자를 수정하는 기법을 제안하였다. 시뮬레이션과 실험을 수행하여 제안된 기법의 영상 복원성능을 평가한 결과 비교적 양호한 성능을 나타내었다.

Key words : electrical impedance tomography, modified Newton-Raphson method, ill-posedness, iterative regularization parameter, residual error

I. 서론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography; EIT)은 대상 물체 표면에 부착된 전극을 통하여 전류를 주입하고 전압을 측정한 후, 내부 저항률 분포를 추정하고 이를 영상으로 복원하는 방법이다.

EIT는 비과괴적이고 비침습적인 방법으로 측정 대상 물체의 내부 저항률 영상을 복원할 수 있어, 의공학, 화공학, 지질학 분야 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있다[1-3].

EIT에서의 영상 복원은 주입 전류와 주어진 저항률 분포에 대해 전압을 계산하는 정문제(forward problem)와 주입 전류와 측정 전압으로부터 미지의 저항률 분포를 추정하는 역문제(inverse problem)의 반복 알고리즘으로 구성된다.

일반적으로 EIT의 역문제는 비선형 특성의 선형화에 따른 모델링 오차, 측정 전압의 낮은 신호 대 잡음 비율 및 Hessian 행렬의 부정치성(ill-posedness) 등으로 인하여, 공간 해상도가 낮고 간혹 발산하는 경우도 있다. 이런 단점을 해결하기 위하여 적절한 조정기법(regularization technique)이나 사전 정보(prior information) 등을 이용한다[3,4].

조정방법은 계의 특성에 따라 여러 종류가 있는데 선형성이 강한 계에서는 Levenberg-Marquardt 기법[5], NOSER 기법[6]을 많이 사용되고 비선형성이 강한 계에서는 Vauhkonen 등[3]에 의해 수렴성이 입증된 Tikhonov 조정방법을 주로 사용한다.

대표적인 EIT의 정적 영상 복원 알고리즘은 modified Newton-Raphson(mNR) 방법으로 다른 역문제 알고리즘들에 비해 수렴 속도 및 추정 정확도 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타내는 것으로 알려져 있다[3-5]. mNR 알고리즘에서는 측정 전압과 계산 전압과의 차이 즉 잔류오차(residual error)가 최소

화되도록 목적함수를 설정하고, 저항률 분포를 반복(iteration) 연산하여 추정한다. 이때 EIT 역문제의 비정치성을 완화시켜 영상 복원 성능을 향상시키기 위해 조정방법을 사용하며 조정인자(regularization parameter)에 따라 서로 다른 영상 복원 성능을 나타내기 때문에 시행착오적으로 적절한 조정인자를 선택한다.

그러나 대상 물체의 내부 상태 변화, 측정 잡음 등이 있는 경우는 일정 상수의 조정인자를 사용하여 반복 연산이 이루어지기 때문에 조정인자에 따라 때때로 수렴하지 않거나 최적의 조정인자를 찾는 데 어려움이 많다.

따라서 본 논문에서는 mNR알고리즘의 영상 복원 수렴과 성능을 개선하고자 잔류오차에 기반하여 조정인자를 반복 연산마다 수정하는 기법을 제안하였다. 그리고 몇 가지 시나리오를 설정하여 시뮬레이션과 팬텀 실험을 통해 제안한 기법의 영상 복원 성능을 평가하였다.

II. 영상 복원 알고리즘

2.1 EIT 정문제

EIT의 정문제는 주어진 저항률 분포, 즉 저항률 분포를 가정하여 주입 전류에 대하여 표면전극에서의 전압을 계산하는 과정이다. 이는 맥스웰 방정식으로부터 유도되는 노이만(Neumann) 형의 경계조건을 가지며 다음의 비선형 라플라스 방정식으로부터 해석적 해를 구할 수 있다.

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

여기서, Ω 는 대상 물체의 도메인 영역을 나타내고, ρ 는 저항률 분포, u 는 포텐셜을 나타낸다.

본 논문에서는 식 (1)에서 기술된 정문제 해를 구하고 이를 토대로 표면 전극에서의 전압을 계산하기 위하여 완전전극모델[7]을 고려하였으며, 수치적 방법인 유한요소법(finite element method; FEM)을 사용하였다. 보다 자세한 내용은 참고문헌 [1-4]에 상세히 기술되어 있다.

2.2 조정된 mNR 알고리즘

본 논문에 사용된 mNR 알고리즘은 다음의 목적함수를 최소화하도록 하는 저항률 분포 ρ 를 찾는다.

* Faculty of Applied Energy System, Major of Electronic Engineering, Jeju National University, Jeju 690-756, Korea

** Dept. of Electronic Engineering, Jeju National University, Jeju 690-756, Korea

★ Corresponding author

e-mail : Kyungyk@jejunu.ac.kr, Tel: +82-64-754-3664

※ Acknowledgment: This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIP) (No. NRF-2012K2A2A4018464)

Manuscript received Jun. 7, 2014; revised Jun. 20, 2014; accepted Jun. 21, 2014.

$$\begin{aligned}\Phi(\rho) &= \frac{1}{2} \|V_m - V_c(\rho)\|^2 \\ &= \frac{1}{2} [V_m - V_c(\rho)]^T [V_m - V_c(\rho)]\end{aligned}\quad (2)$$

여기서, $V_m \in \mathbb{R}^{LK}$ 는 K개의 모든 전류 패턴에 대하여 표면 전극(전극 수 : L)에서 측정된 1 프레임(frame) 동안의 측정 전압이며, $V_c(\rho) \in \mathbb{R}^{LK}$ 는 저항률 분포 ρ 에서 FEM에 의해 계산된 표면 전극에서의 전압 값이다.

목적함수를 최소화하기 위하여 식 (2)를 미분하면 다음과 같다.

$$\Phi'(\rho) = -J^T [V_m - V_c(\rho)] \quad (3)$$

여기서, $J \in \mathbb{R}^{LK \times N}$ 는 자코비안 행렬이고 다음과 같이 정의된다.

$$J \equiv [V_c'(\rho)] = \frac{\partial V_c(\rho)}{\partial \rho} \quad (4)$$

이때, 자코비안 행렬 J의 열 벡터의 개수 N은 도메인 내부의 원소 수이다.

위의 식 (3)은 비선형으로, 선형화를 시키면 다음과 같다.

$$\Phi'(\rho_{i+1}) \approx \Phi'(\rho_i) + \Phi''(\rho_i)(\rho_{i+1} - \rho_i) = 0 \quad (5)$$

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

$$\begin{aligned}\Phi'' &= [V_c']^T V_c'' + [V_c'']^T \{I \otimes [V_m - V_c]\} \\ &\approx [V_c']^T V_c' = J^T J\end{aligned}\quad (6)$$

식 (6)에서 \otimes 는 Kronecker 행렬 곱이다. V_c'' 는 계산하기 어렵고 상대적으로 작은 값이므로 Φ'' 의 두 번째 항은 무시되어 $J^T J$ 로 근사화 된다.

식 (3), (5)와 (6)을 정리하면 아래의 식 (7)과 같이 저항률 분포를 추정하기 위한 mNR 방법을 얻을 수 있다.

$$\Delta \rho_i = \rho_{i+1} - \rho_i = H^{-1} \{J^T [V_m - V_c(\rho_i)]\} \quad (7)$$

이 때 Hessian 행렬 $H \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 로, $H \equiv J^T J$ 와 같이 정의된다.

한편, 식 (7)을 이용하여 영상 복원 시 선형화에 따

른 모델링 오차, 측정 전압의 낮은 신호 대 잡음 비율, Hessian 행렬의 비정지성 등으로 인해 엉뚱한 값으로 수렴하거나, 영상 복원이 제대로 수행되지 않는 결과를 초래한다.

따라서 일반적으로 EIT에서는 비정지성 문제를 완화하여 영상 복원 성능을 향상시키기 위하여 식 (2)의 목적함수에 다음과 같이 부가적인 조정 항을 추가로 삽입한다.

$$\Phi_r(\rho) = \frac{1}{2} \|V_m - V_c(\rho)\|^2 + \alpha \|R\rho\|^2 \quad (8)$$

여기서 α 와 R 은 각각 조정인자(regularization parameter)와 조정행렬(regularization matrix)이다. 이때, 식 (8)의 반복적인 저항률 벡터의 증분은 다음과 같이 주어진다.

$$\Delta \rho_i = (H + \alpha R^T R)^{-1} \{J^T [V_m - V_c(\rho_i)] - \alpha R^T R \rho_i\} \quad (9)$$

본 논문에서는 Tikhonov 조정 방법[3]을 사용하였다. 이때, 조정인자 α 는 일정한 상수로 측정 잡음과 내부 상태에 따라 알고리즘의 수렴과 복원 성능을 고려하여 경험적인 시행착오에 의해 결정하며, 조정행렬 R 은 FEM mesh의 인접한 각 요소들 사이에 smoothness 가정을 전제로 구한다.

일반적으로 조정인자 α 값은 측정오차가 큰 경우에 비교적 큰 값으로 조정되며, 상대적으로 측정오차가 작은 경우의 α 는 작은 값으로 조정될 때 최적화된 영상 복원 성능을 나타낸다[8].

여기서 조정인자 α 는 당초 조정기법이 Hessian 행렬 $H \equiv J^T J$ 의 ill-posed 문제를 완화하기 위하여 도입된 것이므로 가능한 한 작은 값을 사용할 때 영상 복원 성능이 좋으며, $J^T J$ 의 최대 대각행렬보다 낮은 값을 사용하여야 한다.

2.3 잔류오차 기반의 반복적 조정기법

EIT 영상 복원은 대상 물체의 내부 상태와 동적인 상태 변화, 측정 잡음 등에 따라 최적의 조정인자를 찾는 데 때때로 어려움이 있고, 특히 대상 물체의 상태 변화가 있는 경우에는 상태마다 다른 최적의 조정인자를 필요로 한다.

식 (9)에서 미지의 저항률 분포를 추정하기 위해서는 측정 전압(V_m)과 계산 전압($V_c(\rho_i)$)의 차인 잔류오차가 최소화되도록 반복 연산이 수행되므로 조정인자 α 는 잔류오차와 밀접한 관련이 있음을 알 수 있다 [9].

따라서 본 논문에서는 EIT 영상 복원 성능을 개선하기 위하여 잔류오차에 기반하여 반복 연산마다 자동적으로 조정인자를 수정하는 다음의 기법을 제안하였다.

$$\alpha_i = w_0 + w_1 \|V_m - V_c(\rho_i)\|^q \quad (10)$$

여기서 반복 연산마다 수정되는 α_i 는 i 번째 반복 연산에서의 조정인자 값이며, 이때 w_0 와 w_1 은 α_i 의 값을 결정하는 상수이다. q 는 잔류오차 norm의 승수로, 반복 연산마다 수정되는 α_i 의 변화 범위를 결정한다. 본 논문에서는 목적함수 항을 고려하여, q 를 2로 설정하였다.

w_0 는 잔류오차가 0일 때 알고리즘의 수렴성을 보장하기 위한 값이며, w_1 는 초기 잔류오차 항 $\|V_m - V_c(\rho_1)\|^q$ 에 반비례하는 값이다. w_1 값의 설정은 초기치 저항률 분포에 의한 잔류오차 값이 커서 α_i 가 매우 큰 값으로 계산되기 때문에 잔류오차에 반비례하는 값으로 설정한다. 그리고 α_i 는 앞서 말한 $J^T J$ 의 최대 대각행렬보다 낮은 값이어야 한다.

따라서 위 식 (10)의 조정인자 α_i 는 초기 반복 구간에서는 잔류오차가 크므로, 식 (10)의 두 번째 항의 영향을 받고, 측정 잡음이 거의 없는 경우 수렴 구간에서는 잔류오차가 거의 0으로 수렴하여 첫 번째 항인 w_0 값으로 수렴하게 된다. 다시 말하면 반복 연산마다 잔류오차 항이 계산되고, 그에 따라 조정인자 α_i 값을 산출하는데 초기 반복 구간에서는 비교적 큰 값의 α_i 값이 계산되고, 이후 수렴 구간에서는 α_i 는 w_0 로 수렴한다. 그러나 만일 측정 잡음이 큰 경우에는 잔류오차 항이 0으로 수렴하지 않게 되어 때에 따라 α_i 값이 w_0 로 수렴하지 않는다.

본 논문의 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안한 기법의 성능을 살펴보고자, 기존의 조정인자와 같이 하나의 상수만을 조정하도록 하기 위해 w_0 와 w_1 을 같은 가중치를 두어 식 (10)을 다음과 같이 설정하였다.

$$\alpha_i = w_0(1 + \|V_m - V_c(\rho_i)\|^2) \quad (11)$$

2.4 복원 성능지표

제안한 기법의 성능을 정량적으로 평가하기 위하여 $RMSE$ (root-mean square error)와 상대적 영상오차 IE (image error)를 다음과 같이 정의하여, 복원 성능을 평가하는 지표로 사용하였다.

$$RMSE(i) = \sqrt{\frac{[V_m - V_c(\rho_i)]^T [V_m - V_c(\rho_i)]}{V_m^T V_m}} \quad (12)$$

$$IE(i) = \sqrt{\frac{(\rho_{true} - \rho_i)^T (\rho_{true} - \rho_i)}{\rho_{true}^T \rho_{true}}} \quad (13)$$

식 (13)의 상대적 영상오차는 실험인 경우 실제 값을 알고 있지 않으므로 시뮬레이션인 경우에 대해서만 성능을 비교 평가하였으며, 이때 ρ_{true} 와 ρ_i 는 각각 원래 저항률 분포와 i 번째 추정된 저항률 분포를 의미한다.

식 (12)와 (13)의 $RMSE$ 와 IE 는 작을수록 우수한 성능을 나타낸다.

III. 시뮬레이션 및 실험 결과

본 논문에서 제안한 기법의 성능을 평가하기 위해 EIDORS 패키지[10]를 활용하여 원형 도메인을 대상으로 모델링하였다. 그리고 시뮬레이션과 실험 각각 두 가지 시나리오에 대해 수행하였으며, 이때 시뮬레이션인 경우는 전극 16개, 실험인 경우는 전극 32개를 사용하였다. 또한 시뮬레이션과 실험의 전류 주입은 내부 불균일성에 대한 변별력이 가장 우수한 adaptive 방법의 한 종류인 삼각함수형(trigonometric) 전류 패턴을 사용하였다.

3.1 시뮬레이션 결과

시뮬레이션인 경우는 도메인 내부의 배경 저항률 값을 $300(\Omega cm)$, 표적(target) 저항률 값은 $600(\Omega cm)$ 라고 가정하였다. 첫 번째 시나리오인 경우는 0° 근처에 하나의 표적이 정적인 상태로 있는 경우를 고려하였고, 두 번째 시나리오인 경우는 10 프레임의 전압 데이터를 취득하는 동안은 하나의 표적이 0° 근처에 있다가 11번째 이후 프레임에서는 0° 와 225° 근처에 두 개의 표적이 있는 내부 상태가 변하는 경우를 고려하였다.

그림 1은 첫 번째 시나리오에 대한 원래 영상과 20번째 반복 후 복원된 영상을 나타낸 것으로 (b)~(d)는 일정 상수인 조정인자를 갖는 기존의 일반적인 기법, (e)는 제안한 기법으로 잔류오차 기반의 반복적 조정인자 기법에 의한 복원된 영상을 보여주고 있다. 기존 기법에서는 경험적 시행착오를 통해 조정인자를 결정하게 되므로 역문제 알고리즘의 수렴되는 범위에서 적절한 몇 개의 조정인자 값, 즉 $\alpha = 10^{-8}$, $\alpha = 10^{-6}$, $\alpha = 10^{-4}$ 에 대하여 영상 복원을 하였고, 제

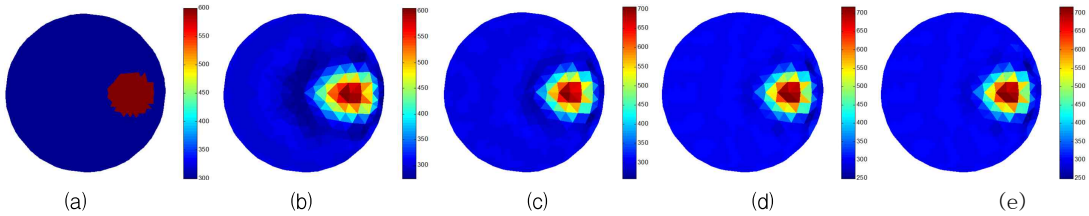


Fig. 1. Reconstructed images for case 1: (a) true image, (b)~(d) image by general scheme(each $\alpha = 10^{-4}$, $\alpha = 10^{-6}$, $\alpha = 10^{-8}$) (e) image by proposed scheme($\omega_0, \omega_1 = 10^{-8}$)

그림 1. 첫 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b)~(d) 기존 기법에 의한 복원 영상(각각 $\alpha = 10^{-4}$, $\alpha = 10^{-6}$, $\alpha = 10^{-8}$) (e) 제안한 기법에 의한 복원 영상($\omega_0, \omega_1 = 10^{-8}$)

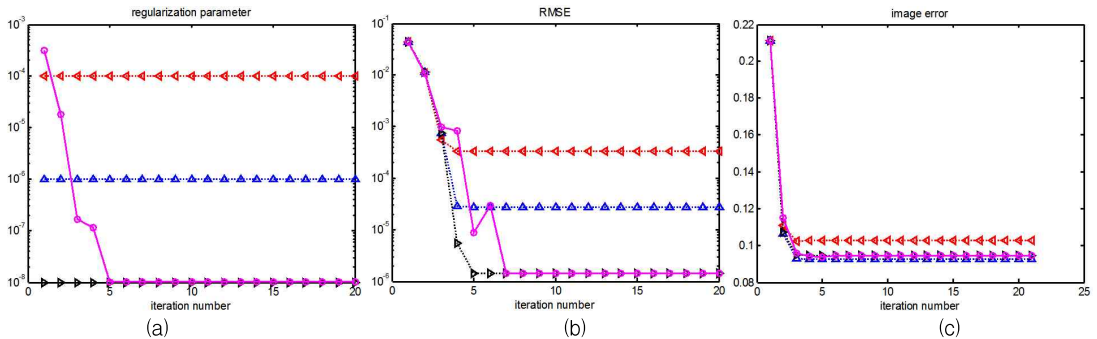


Fig. 2. Results for case 1: (a) regularization parameter (b) RMSE (c) Image Error(IE) $\alpha = 10^{-4}$ (\blacktriangleleft), $\alpha = 10^{-6}$ (\blacktriangle), $\alpha = 10^{-8}$ (\blacktriangleright), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-8}$ (\ominus)

그림 2. 첫 번째 시나리오에 대한 결과 (a) 조정인자 (b) RMSE (c) 영상오차(IE) $\alpha = 10^{-4}$ (\blacktriangleleft), $\alpha = 10^{-6}$ (\blacktriangle), $\alpha = 10^{-8}$ (\blacktriangleright), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-8}$ (\ominus)

안한 기법은 $\omega_0, \omega_1 = 10^{-8}$ 인 경우에 대하여 영상 복원을 수행하였다.

그림 2는 첫 번째 시나리오의 성능을 비교하기 위하여 반복 연산에 따른 조정인자 값과, RMSE, 상대적 영상오차(IE)를 나타낸 것이다. 여기서, 그림 2 (a)와 (b)의 y축은 로그 스케일로 나타내었다.

그림 1과 그림 2의 (c) 영상오차(IE)에서 보는 바와 같이 측정 잡음이 거의 없는 시뮬레이션에서는 기존 기법 $\alpha = 10^{-4}$ 인 경우를 제외하고는 복원 영상과 영상 오차 면에서 성능이 유사함을 알 수 있다.

그림 2의 (a) 조정인자는 기존 기법인 경우는 반복 연산 마다 일정 상수의 조정인자 값을 갖고, 제안한 기법의 조정인자 α_i 는 잔류오차에 따라 반복 연산 마다 수정이 되어, 약 10^{-3} 에서 10^{-8} 로 수렴이 됨을 알 수 있다. 즉, 초기 반복 구간에서는 가장한 저항률 분포에 근거한 잔류오차가 크므로 α_i 가 비교적 큰 값인 약 10^{-3} 이 계산되고, 5번째 반복 구간 이후 잔류오차

가 거의 0으로 수렴됨으로써 α_i 가 10^{-8} 로 수렴이 된다. 따라서 기존 기법인 경우는 최적의 조정인자를 찾기 위하여 시행착오적으로 선택하여야 하지만, 제안한 기법은 잔류오차에 따라 일정 범위에서 자동적으로 최적의 조정인자 값으로 수렴이 됨을 알 수 있다.

그림 2의 (b) RMSE 비교 결과 기존 기법인 경우는 제안한 기법에 비해 빠르게 수렴하지만, 조정인자 값에 따라 다른 RMSE값을 나타내고, 제안한 기법인 경우는 기존 기법에 비해 늦게 수렴하지만 최적의 $\alpha = 10^{-8}$ 일 때의 RMSE 값으로 수렴이 됨을 알 수 있다.

그림 3은 두 번째 시나리오의 복원 영상으로 (a)와 (b) 각각에 기존 기법과 제안한 기법의 1, 10, 11, 20 번째 반복 후의 영상 복원 결과를 나타내었다. 기존 기법인 경우는 $\alpha = 10^{-9}$ 를 사용하였고 제안한 기법은 $\omega_0, \omega_1 = 10^{-10}$ 를 사용하였다. 이때 기존 기법인 경우 $\alpha = 10^{-10}$ 이후부터는 내부 상태 변화로 11번째 이후의

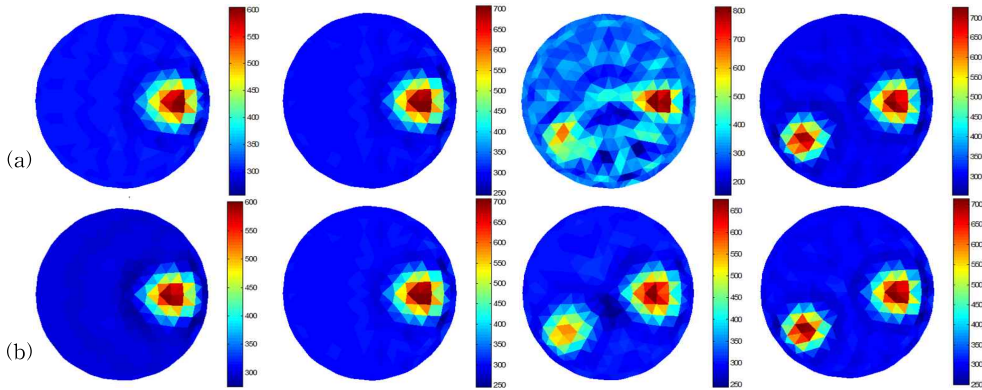


Fig. 3. Reconstructed images for case 2: (a) image by general scheme($\alpha=10^{-9}$) (b) image by proposed scheme ($\omega_0, \omega_1 = 10^{-10}$)

그림 3. 두 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 기존 기법에 의한 복원 영상($\alpha=10^{-9}$) (b) 제안한 기법에 의한 복원 영상 ($\omega_0, \omega_1 = 10^{-10}$)

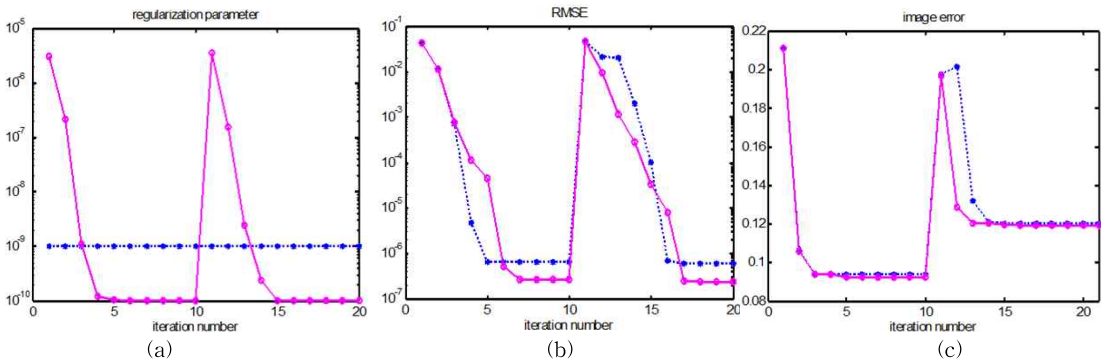


Fig. 4. Results for case 2: (a) regularization parameter (b) RMSE (c) Image Error(IE) $\alpha=10^{-9}$ (---●---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-10}$ (—□—)

그림 4. 두 번째 시나리오에 대한 결과 (a) 조정인자 (b) RMSE (c) 영상오차(IE) $\alpha=10^{-9}$ (---●---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-10}$ (—□—)

영상이 복원되지 않기 때문에 $\alpha=10^{-9}$ 를 사용하였다.

그림 4는 두 번째 시나리오의 성능을 비교하기 위하여 조정인자, RMSE, 상대적 영상오차를 나타낸 것이다. 그림 2와 마찬가지로 그림 4 (a)와 (b)의 y축은 로그 스케일로 나타내었다.

그림 3의 11번째 반복 후의 영상인 경우 제안한 기법은 기존 기법에 비하여 상대적으로 좋은 결과를 얻는다. 이는 영상 복원 시 11번째 반복에서 내부 상태가 변하므로 측정 전압 값이 달라져 잔류오차가 커지게 되는데, 잔류오차가 큰 경우에는 $\alpha=10^{-9}$ 보다 좀 더 큰 값의 조정인자를 필요로 하기 때문이다. 즉 기존 기법인 경우는 일정한 조정인자 값을 사용하기 때문에 영상 복원 성능이 떨어지고, 제안한 기법인 경우는 잔류오차에 따라 그림 4의 (a)에서 보여지는 바

와 같이 조정인자 α_i 가 약 10^{-5} 으로 커지므로 영상 복원 성능이 개선됨을 알 수 있다.

그리고 내부 상태가 변하는 초기 반복 구간인 그림 4의 (b)와 (c)의 11~15 번째 반복 구간에서 알 수 있듯이 RMSE와 영상오차가 기존 기법에 비하여 제안한 기법이 개선되었음을 알 수 있다.

또한 제안한 기법은 수렴이 되기까지 잔류오차에 따라 조정인자 값이 수정이 되므로, 초기 반복 구간에서 잔류오차가 크더라도 해당되는 조정인자 값이 커지므로 기존 기법에 비하여 수렴되는 값($\omega_0 < \alpha$)을 낮출 수 있다. 그러므로 그림 4의 (b)에서 보여지는 바와 같이 수렴구간에서 기존 기법에 비하여 제안한 기법의 RMSE 성능이 개선됨을 알 수 있다.

3.2 실험결과

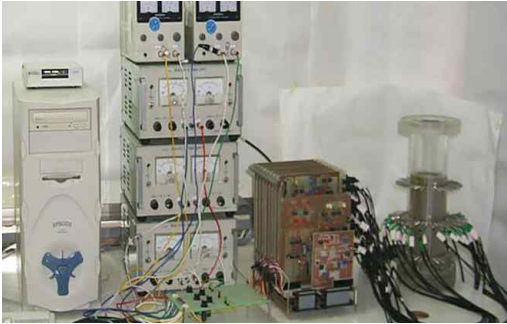


Fig. 5. EIT measurement system
그림 5. EIT 측정시스템

그림 5는 EIT 측정시스템으로, 원형 팬텀 주위에 32개의 전극을 부착하여 전류를 주입하고 전압을 측

정할 수 있도록 되어 있다. 원형 팬텀 내부의 배경은 농도가 0.15%인 소금물로 채우고 이때 저항률은 약 $333(\Omega cm)$ 이 되도록 하였으며, 표적은 원형 플라스틱 봉을 사용하였다.

첫 번째 실험인 경우는 시뮬레이션의 첫 번째 시나리오와 마찬가지로 0° 근처에 하나의 표적이 정적인 상태로 있는 경우를 고려하였고, 두 번째 실험인 경우는 시뮬레이션의 두 번째 시나리오와 유사하게 10 프레임 전압 데이터를 취득하는 동안에 표적이 0° 근처에 있다가 11번째 프레임 이후부터는 표적이 반대편인 180° 근처로 이동하여 내부 상태가 변하는 경우를 고려하였다.

그림 6은 첫 번째 실험에 따른 20번째 반복 후 복원된 영상으로 (a)~(c)는 각각 기존 기법 $\alpha=10^{-1}$, $\alpha=10^{-2}$, $\alpha=10^{-3}$ 일 때의 영상 복원 결과를 나타낸 것이고 (d)는 제안한 기법의 $\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$ 일 때의 결과를 나타낸 것이다. 이때 시뮬레이션과 마찬가지로 기존 기법인 경우 역문제 알고리즘의 수렴되는 범위

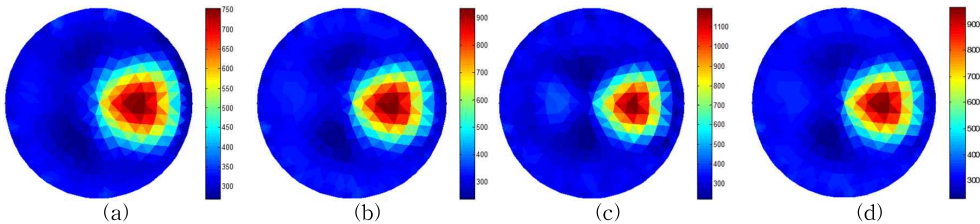


Fig. 6. Reconstructed images for experimental case 1: (a)~(c) image by general scheme(each $\alpha = 10^{-1}$, $\alpha = 10^{-2}$, $\alpha = 10^{-3}$) (d) image by proposed scheme($\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$)

그림 6. 첫 번째 실험 시나리오에 대한 복원 영상 (a)~(c) 기존 기법에 의한 복원 영상 (각각 $\alpha = 10^{-1}$, $\alpha = 10^{-2}$, $\alpha = 10^{-3}$) (d) 제안한 기법에 의한 복원 영상($\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$)

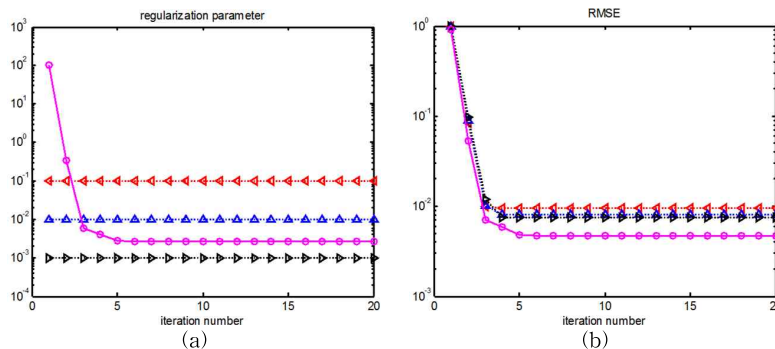


Fig. 7. Results for experimental case 1: (a) regularization parameter (b) RMSE $\alpha = 10^{-1}$ (---◄---), $\alpha = 10^{-2}$ (---△---), $\alpha = 10^{-3}$ (---▶---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$ (—○—)

그림 7. 첫 번째 실험 시나리오에 대한 결과 (a) 조정인자 (b) RMSE $\alpha = 10^{-1}$ (---◄---), $\alpha = 10^{-2}$ (---△---), $\alpha = 10^{-3}$ (---▶---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$ (—○—)

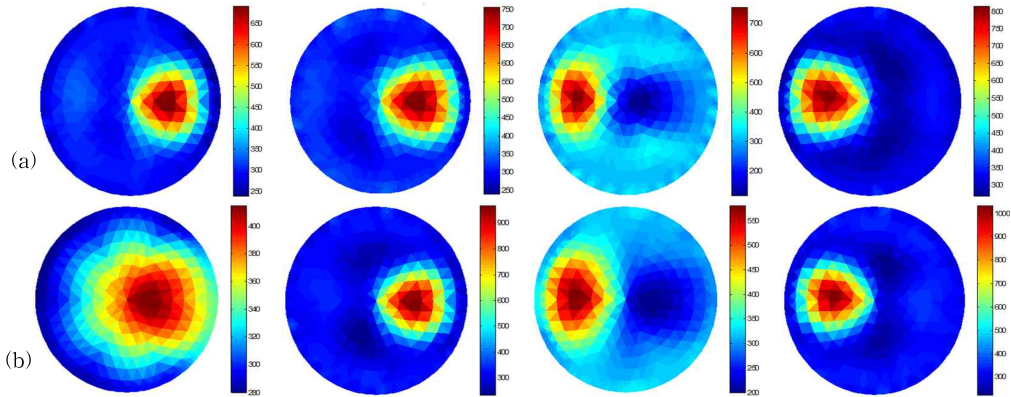


Fig. 8. Reconstructed images for experimental case 2: (a) image by general scheme($\alpha=10^{-1}$) (b) image by proposed scheme ($\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$)

그림 8. 두 번째 실험 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 기존 기법에 의한 복원 영상 ($\alpha=10^{-1}$) (b) 제안한 기법에 의한 복원 영상($\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$)

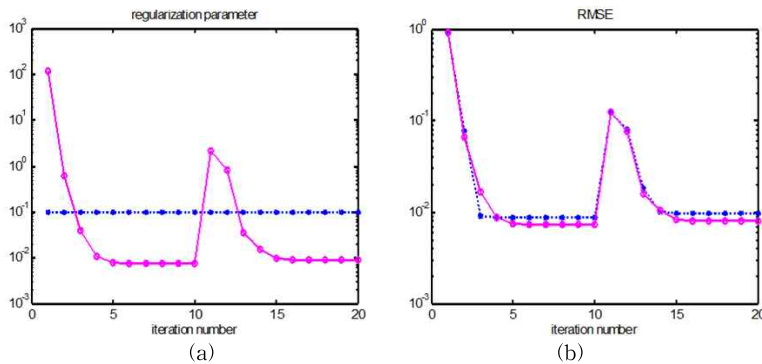


Fig. 9. Results for experimental case 2: (a) regularization parameter (b) RMSE $\alpha = 10^{-1}$ (---●---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$ (—○—)

그림 9. 두 번째 실험 시나리오에 대한 결과 (a) 조정인자 (b) RMSE $\alpha = 10^{-1}$ (---●---), $\omega_0, \omega_1 = 10^{-6}$ (—○—)

내의 적절한 조정인자를 선택하였다. 그림 7은 그림 6의 첫 번째 실험의 성능을 비교하기 위하여 반복 연산 마다의 조정인자 값과, RMSE를 나타낸 것으로 y 축은 로그 스케일로 나타내었다.

그림 6의 기존 기법에 의한 영상 복원 결과를 살펴 보면 (a)인 경우는 영상이 퍼져 보이고, 컬러 스케일의 변화가 크지 않으며 (c)의 경우는 영상 퍼짐이 덜한 반면 표적이 있는 반대편 쪽에 잡음이 있는 영상으로 기존 기법에 의한 영상 복원 중 영상 면에서는 그림 (b)가 좋은 결과를 얻었다. 그리고 제안한 기법에 의한 영상 복원 (d)의 영상은 (b)의 영상과 유사함을 알 수 있다.

그림 7의 (a)에서 제안한 기법의 조정인자 α_i 는 약 10^2 에서 약 10^{-3} 부근으로 수렴이 됨을 알 수 있다.

즉, 실험인 경우 측정 잡음이 있어 수렴이 되더라도 α_i 가 $\omega_0(10^{-6})$ 로 수렴하지 않음을 알 수 있다.

그림 7의 (b) RMSE 비교 결과 기존 기법 $\alpha=10^{-1}$, $\alpha=10^{-2}$, $\alpha=10^{-3}$ 일 때에 비하여 제안한 기법의 RMSE가 좋은 결과를 나타냄을 알 수 있다. 즉 첫 번째 실험인 경우 최적의 조정인자는 10^{-2} 와 10^{-3} 사이에 있음을 알 수 있다.

그림 8은 두 번째 실험에 따른 복원 영상으로 (a)와 (b) 각각 기존 기법과 제안한 기법의 1, 10, 11, 20 번째 반복 후의 영상 복원 결과를 나타내었다. 기존 기법인 경우는 $\alpha=10^{-1}$ 을 사용하였고 제안한 기법은 $\omega_0, \omega_1=10^{-6}$ 를 사용하였다. 이때 기존 기법인 경우, $\alpha=10^{-2}$ 이후부터는 측정 잡음과 내부 상태 변화로

인하여 영상 복원이 되지 않기 때문에 $\alpha = 10^{-1}$ 을 사용하였다.

그림 9는 그림 8의 두 번째 실험의 성능을 비교하기 위하여 반복 연산 마다 조정인자 값과, RMSE를 나타낸 것으로 y축은 로그 스케일로 나타내었다.

그림 8에서 (b)의 제안한 기법의 첫 번째 영상은 그림 9의 (a)에서 보여지는 바와 같이 α_i 가 약 10^2 의 큰 값이므로 복원 결과 면에서 좋지 않다. 그러나 (b)의 세 번째 영상은 기존 기법 (a)의 세 번째 영상에 비하여 표적인 경우 다소 퍼짐이 있으나, 배경 부분은 균일한 영상의 결과를 얻었다. 그리고 두 번째와 네 번째인 경우 즉 수렴 후의 영상 복원 결과는 제안한 기법의 표적이 퍼짐이 덜하고, 배경 부분도 조금 더 균일하여 기존 기법의 영상에 비하여 약간 개선되었음을 알 수 있다.

그림 9의 (b) RMSE 비교 결과는 제안한 기법이 기존 기법에 비하여 수렴 구간에서 RMSE 성능이 개선되었음을 보여주고 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 일정 상수를 갖는 기존의 조정된 mNR알고리즘의 영상 복원 수렴과 성능을 개선하고자 잔류오차에 기반하여 조정인자를 반복 연산마다 수정하는 기법을 제안하였다. 조정인자는 영상 복원 성능을 결정하는 주요 요소로, 일정 상수를 갖는 조정인자 기법은 경험적인 시행착오로 최적의 조정인자를 찾으므로 측정 잡음이 많거나 내부 상태가 변하는 경우 등의 실제 상황에는 때때로 최적의 조정인자를 찾는 데 어려움이 있다. 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안한 기법의 성능을 평가한 결과, 일정 범위에서 자동적으로 최적의 조정인자로 수렴하고, 내부 상태가 변하는 경우와 같이 잔류오차가 갑자기 커질 때 조정인자가 커지므로 기존 기법에 비하여 비정지성을 완화시켜 수렴 구간에서 비교적 양호한 영상 복원 성능을 나타내었다.

References

[1] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*, IOP Publishing Ltd, 1990.
 [2] D. S. Holder, *Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications*, IOP Publishing Ltd, 2005.
 [3] M. Vauhkonen, *Electrical Impedance Tomography*

and prior information, Ph.D. Thesis, University of Kuopio, Finland, 1997.

[4] K. Y. Kim and B. S. Kim, "Regularized Modified Newton-Raphson Algorithm for Electrical Impedance Tomography Based on the Exponentially Weighted Least Square Criterion," *Journal of IEEE Korea Council*, Vol.4, No.2, pp.77-84, 2000.
 [5] 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.
 [6] M. Cheney, D. Isaacson, J.C. Newell, S. Simske and J. Goble, "NOSER: An algorithm for solving the inverse conductivity problem," *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, Vol.2, No.2, pp.66-75, 1990.
 [7] E. Somersalo, M. Cheney and D. Isaacson, "Existence and uniqueness for electrode models for electric current computed tomography," *SIAM J. Appl. Math.*, Vol.52, No.4, pp.1023-1040, 1992.
 [8] B. S. Kim, A. K. Khambampati, S. Kim and K. Y. Kim, "Image reconstruction with an adaptive threshold technique in electrical resistance tomography," *Measurement Science and Technology*, Vol.22, No.10, pp.1-12, 2011.
 [9] Tushar Kanti Bera, Samir Kumar Biswas, K. Rajan and J. Nagaraju, "Improving Image Quality in Electrical Impedance Tomography(EIT) Using Projection Error Propagation-Based Regularization (PEPR) Technique : A Simulation Study," *Journal of Electrical Bioimpedance*, Vol.2, pp.2-12, 2011.
 [10] M. Vauhkonen, W. R. B. Lionheart, L. M. Heikkinen, P. J. Vauhkonen and J. P. Kaipio, "A Matlab package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images," *Physiological Measurement*, Vol.22, No.1, pp.1-5, 2000.

BIOGRAPHY

Suk-In Kang (Member)



2000 : BS degree in Electronic Engineering, Jeju National University.

2003 : MS degree in Electrical and Electronic Engineering, Jeju National University.

2012~presently : PhD degree course in Faculty of Applied Energy System, Major of Electronic Engineering, Jeju National University.

Kyung-Youn Kim (Member)



1983 : BS degree in Electronic Engineering, Kyungpook National University.

1986 : MS degree in Electronic Engineering, Kyungpook National University.

1990 : PhD degree in Electronic Engineering, Kyungpook National University.

1990~presently : Professor, Dept. of Electronic Engineering, Jeju National University.