

논문 2012-49-9-33

# 전기 임피던스 단층촬영법에서 영상 복원을 위한 새로운 on-line Landweber 알고리즘 개발

( Development of Novel on-line Landweber Algorithm for Image  
Reconstruction in Electrical Impedance Tomography )

김 봉 석\*, 김 신\*\*, 김 경 연\*\*\*

( Bong Seok Kim, Sin Kim, and Kyung Youn Kim )

## 요 약

전기 임피던스 단층촬영법은 대상체의 표면에 부착된 전극들을 통해 전류를 주입하고 전압을 측정함으로써, 내부의 도전율 또는 저항률 분포를 추정하고 영상으로 복원하는 비교적 새로운 영상 복원 기법이다. 이 논문에서는 on-line에서 한 번의 연산으로도 표적의 정확한 위치 정보와 복원의 정확도를 향상시킬 수 있는 새로운 역문제 알고리즘을 개발하였다. 그리고 제안한 방법의 복원 성능을 향상시키기 위해 가중 행렬의 고유치로부터 step-length를 계산하였다. 몇 가지 시나리오를 설정하고 모의 실험을 통해 제안한 방법의 영상 복원의 성능을 평가하였다.

## Abstract

Electrical impedance tomography is an imaging modality for determining the electrical properties inside a domain. Small currents are injected and the resulting voltages are measured through the electrodes. The internal electrical properties are reconstructed based on these voltage and current data. In this paper, a novel on-line Landweber algorithm was developed to fast estimate the resistivity distribution in the inverse calculation. Additionally, to enhance the reconstruction performance, a step-length was computed from the eigenvalue of the weighting matrix. The numerical experiments have been performed to evaluate the reconstruction performance of the proposed method.

**Keywords :** Electrical impedance tomography, on-line, image reconstruction, Landweber method

\* 정회원, 제주대학교 원자력과학기술연구소  
(Institute for Nuclear Science and Technology,  
Jeju National University)

\*\* 정회원, 제주대학교 에너지공학과  
(Department of Nuclear and Energy Engineering,  
Jeju National University)

\*\*\* 정회원-교신저자, 제주대학교 전자공학과  
(Department of Electronic Engineering,  
Jeju National University)

※ 이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로  
한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임  
[NRF-2009-353-D00060]

접수일자: 2012년5월18일, 수정완료일: 2012년8월30일

## I. 서 론

전기 임피던스 단층 촬영 기법(electrical impedance tomography, EIT)은 대상체의 표면에 부착된 전극들을 통해 전류를 주입하고 전압을 측정함으로써, 내부의 도전율/저항률 분포(conductivity/resistivity distribution)를 추정하고 영상 복원하는 방법이다. 따라서 비파괴적인 기법인 EIT는 관심 도메인 내부의 임피던스 특성 파악이 가능하므로, 화공학과 지질학 등에서 모니터링

도구로 주목받고 있다. 그리고 EIT는 다른 단층 촬영법들, 예를 들어 X-ray와 MRI 등과 비교해서 낮은 공간 해상도를 보이지만, 인체에 무해하고 설계비용이 저렴하며 특히 데이터 취득 속도가 빠르고 순간 해상도가 우수하다. 그러므로 의공학 분야에서 흉부 및 유방암 진단을 위한 모니터링 보조 장비로 사용되고 있다<sup>[1~4]</sup>.

일반적으로 EIT는 선형의 정문제(forward problem)와 비선형의 역문제(inverse problem)로 구분된다. 즉, 정문제는 주어진 저항률 분포와 전류를 기반으로 전극에서의 전압을 계산하는 과정이고, 역문제는 주입 전류와 측정 전압을 기반으로 미지의 저항률 분포를 추정하고 영상 복원하는 과정이다<sup>[1~2]</sup>. 따라서 대부분의 역문제 알고리즘들은 Gauss-Newton 방법과 같은 반복 연산 알고리즘으로, 비선형 역문제를 선형화하고 매 반복 연산마다 구배(gradient) 행렬 또는 자코비안(Jacobian) 행렬을 계산하여 저항률 분포를 추정한다. 하지만 이런 반복 연산 알고리즘들을 빠른 이상(two-phase) 유동이나 흉부 모니터링에 적용하는 경우에, 자코비안 행렬의 반복 연산으로 알고리즘의 계산 속도가 유동의 흐름이나 심장의 움직임보다 느리기 때문에 시간에 따라 변하는 도전율/저항률 분포를 추적하지 못해 결국 주요한 유동이나 흉부의 움직임을 추정하지 못하는 경우가 발생할 가능성이 높다.

따라서 on-line 알고리즘으로 사용하기 위해 대상체 내부의 저항률/도전율 분포가 균질(homogeneous)에서 비균질(inhomogeneous)로의 변화율이 크지 않다고 가정하고 역문제를 선형화하여 구배 행렬이나 자코비안 행렬을 off-line에서 미리 계산한 후에, 새로운 측정 데이터에 대해 한 번의 연산으로 미지의 저항률/도전율 분포를 추정하는 선형 알고리즘을 적용하는 경우도 있다. 그 대표적인 방법으로, back-projection<sup>[5]</sup>, NOSER<sup>[6]</sup>와 linearization 알고리즘<sup>[7]</sup> 등이 있다. 하지만 이들 선형 알고리즘들은 한 번의 연산으로 저항률 분포를 추정하기 때문에 반복 연산 알고리즘과 달리 대략적인 표적의 위치 정보만을 추정할 수 있고 또한 복원의 정확도도 상당히 떨어진다. 그리고 참고문헌<sup>[8]</sup>에서는 수정된 반복적 Landweber 방법을 사용하여 매 반복연산마다 최적의 step-length들을 찾아 선택해 주기 때문에 복원의 정확도가 향상될 수는 있지만 on-line에서의 역문제 계산시간이 증가하게 된다.

따라서 이 논문에서는 이런 단점들을 극복하고

on-line에서 새로운 측정 데이터에 대해 한 번의 연산으로도 표적의 정확한 위치 정보뿐만 아니라 복원의 정확도도 향상시킬 수 있는 새로운 역문제 알고리즘을 개발하고자 한다. 제안한 방법은 일정한 상수의 step-length를 갖는 반복적 Landweber 알고리즘<sup>[9]</sup>을 수정하여 한 번의 연산으로 미지의 저항률 분포를 추정할 수 있도록 하였다. 그리고 off-line 계산 시간을 줄이기 위해 SVD(singular value decomposition) 방법을 사용하였다. 따라서 제안한 알고리즘은 기존 선형 알고리즘들과 비교해서 off-line 계산 시간은 다소 증가하지만 on-line 계산 시간은 거의 유사하면서 복원의 정확도는 향상시켜 주는 on-line 알고리즘이다. 또한 제안한 방법의 복원 성능을 향상시키기 위해 가중 행렬(weighting matrix)의 고유치로부터 step-length를 계산하였다. 그리고 몇 가지 모의실험을 통해 기존의 방법과 제안한 방법을 사용하여 복원의 정확도를 평가하였다.

## II. 정문제와 역문제

### 1. 정문제

EIT 정문제는 내부의 저항률 분포를 가정하고 주입시킨 전류를 기반으로 전극에서의 전압을 계산하는 과정으로, 노이만(Neumann)형의 경계조건을 갖는 라플라스 방정식으로 기술된다<sup>[1~2]</sup>. 이 논문에서는 정문제의 해를 얻기 위해 유한요소법을 사용하였다. 정문제에 관한 보다 상세한 내용은 참고문헌<sup>[10]</sup>을 참조하고 이 논문에서는 관계식들을 생략한다.

### 2. 전기저항과 저항률 분포와의 관계

전형적으로 역문제는 비선형으로, 전류와 전압으로부터 미지의 저항률 분포를 추정하는 과정이다. 그러므로 일반적인 EIT에서는 전압과 저항률 분포의 비선형 관계를 선형화하여 역문제를 푼다<sup>[1~2]</sup>.

하지만 이 논문에서는 전류와 전압 데이터를 기반으로 전극사이의 독립적인(independent) 전기저항을 먼저 계산하고, 전극사이의 전기저항과 내부의 저항률 분포의 비선형 관계를 선형화한다. 즉, 관심 도메인 내부가 균질의 저항률 분포일 경우에는 선형 관계로 취급할 수 있고<sup>[11]</sup>, 비균질의 저항률 분포일 경우에도 그 변화율이 작다고 가정한다면 또한 선형 관계로 간주할 수 있으므로, 다음과 같은 선형 방정식을 얻을 수 있다<sup>[8]</sup>.

$$R = W\rho \quad (1)$$

여기서,  $R \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 은 전극사이의 독립적인 전기저항이고,  $W \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 는 가중 행렬로, 인접한 등전위선간의 보간법(interpolation)을 기반으로 계산할 수 있으며 보다 자세한 계산과정은 참고문헌<sup>[11]</sup>을 참조하고 이 논문에서는 계산과정을 생략한다. 그리고  $\rho \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 는 내부의 저항률 분포이고,  $M$ 은 독립적인 전기저항의 수이고,  $N$ 은 도메인 내부의 원소수이다.

그리고 이 논문에서는 균질의 저항률 분포를 기준으로 비균질의 저항률 분포에 대해 전극사이의 전기저항  $R$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$R = \frac{R_i}{R_h} \bar{\rho} \quad (2)$$

여기서,  $R_h$ 와  $R_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 는 도메인 내부가 각각 균질과 비균질의 저항률 분포일 때 전극사이의 전기저항들로, 이는 주입 전류와 측정 전압 데이터를 사용하여 옴의 법칙(Ohm's law)으로부터 쉽게 계산할 수 있다<sup>[8]</sup>. 그리고  $\bar{\rho}$ 는 최적의 균질 저항률 근사치로 다음과 같이 계산할 수 있다<sup>[6]</sup>.

$$\bar{\rho} = [U^T(1)U(1)]^{-1}U^T(1)V \quad (3)$$

여기서,  $U(1) \in \mathbb{R}^{LP \times 1}$ 는 저항률 값이 1로 균질일 때 계산한 전압이고,  $V \in \mathbb{R}^{LP \times 1}$ 는 저항률 분포가 임의의 값으로 균질일 때 측정된 전압 데이터이다. 그리고  $L$ 은 전극의 수이고  $P$ 는 전류 패턴의 수이다.

### III. 영상 복원 알고리즘

#### 1. 반복적 Landweber 방법

이 논문에서는 잔류 오차 항에 저항률 분포 항을 추가한 목적함수  $\Phi(\rho_k)$ 를 다음과 같이 설정하고 이를 최소화하여 EIT 역문제를 푼다.

$$\Phi(\rho_k) = \frac{1}{2}\alpha \|R - W\rho_k\|^2 + \frac{1}{2}\beta \|\rho_k\|^2 \quad (4)$$

여기서,  $\|x\|^2 = x^T x$ 이고,  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 일정한 상수값을 갖는 step-length들로,  $\alpha$ 는 잔류 오차 항이 최소화되도록 하고  $\beta$ 는 저항률 분포 오차가 최소화되도록 하는

조정인자들이다.  $\rho_k$ 에 관하여 목적함수  $\Phi(\rho_k)$ 를 미분하면 다음과 같이 주어진다.

$$\nabla \Phi(\rho_k) = \alpha W^T(R - W\rho_k) + \beta \rho_k \quad (5)$$

따라서 다음과 같이 미지의 저항률 분포를 추정하기 위한 반복적 Landweber (iLW) 방법을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \rho_{k+1} &= \rho_k + \nabla \Phi(\rho_k) \\ &= \rho_k + \alpha W^T(R - W\rho_k) + \beta \rho_k \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, 적절한 step-length  $\alpha$ 와  $\beta$ 에 따라 iLW 방법의 복원 성능이 좌우되는데, 통상적으로  $\alpha$ 는 상수, 즉, 1 또는 2의 값으로 설정하여 iLW 방법을 반복 수행한다<sup>[12]</sup>. 경우에 따라 매 반복 연산마다 최적의 step-length 값을 찾아 선택해 주면 복원의 정확도가 향상될 수도 있다<sup>[8, 13]</sup>. 특히, 참고문헌<sup>[8]</sup>을 통해서 알 수 있는 바와 같이, 수십 번의 반복 연산 후, iLW 알고리즘은 수렴하고 추정 성능은  $\beta$ 보다  $\alpha$ 에 의해 지배된다. 이때  $\beta$ 는 아주 작은 값을 갖고  $\alpha$  값은 일정한 범위에서 반복된다. 따라서 이 논문에서는 역문제 계산시간을 단축하기 위한 on-line 알고리즘 개발을 목적으로 하고 있기 때문에,  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 선형을 통해 off-line에서 일정한 상수로 설정할 수 있다고 가정한다.

#### 2. on-line Landweber 방법

식 (6)을 다시 정리하면 다음과 같이 간략하게 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \rho_{k+1} &= [(1 + \beta)I - \alpha W^T W] \rho_k + \alpha W^T R \\ &= F \rho_k + G \end{aligned} \quad (7)$$

여기서,  $F \equiv (1 + \beta)I - \alpha W^T W$ ,  $G \equiv \alpha W^T R$ 이고,  $I$ 는 단위행렬이다. 그리고 식 (7)로부터 각  $k$ 번째 식들을 다음과 같이 순차적으로 나열해 보자.

$$\text{if } k = 0, \rho_1 = F\rho_0 + G \quad (8)$$

$$\text{if } k = 1, \rho_2 = F\rho_1 + G = F^2\rho_0 + (F + I)G \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{if } k = 2, \rho_3 &= F\rho_2 + G \\ &= F^3\rho_0 + (F^2 + F + I)G \end{aligned} \quad (10)$$

⋮

$$\begin{aligned} \text{if } k = K-1, \rho_K &= F\rho_{K-1} + G \\ &= F^K\rho_0 + (F^{K-1} + \dots + F + I)G \end{aligned} \quad (11)$$

여기서,  $\rho_0$ 는 초기치로, 식 (1)에서 back-projection 방법으로부터  $\rho_0 = W^T R$ 로 계산할 수 있고,  $K$ 는 총 반복 연산의 횟수이다. 따라서 식 (11)을 다시 정리하면 다음과 같이  $K$ 번째 식인 on-line Landweber(oLW) 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \rho_K &= F^K\rho_0 + (I - F^K)(I - F)^{-1}G \\ &= [F^K + \alpha(I - F^K)(I - F)^{-1}]W^T R \\ &= HR \end{aligned} \quad (12)$$

여기서,  $H \equiv [F^K + \alpha(I - F^K)(I - F)^{-1}]W^T$ 이고,  $H$ 에서  $F \neq I$ 이므로  $\alpha$ 와  $\beta$  값이 정해지면  $H$ 는 off-line에서 미리 계산할 수 있다. 따라서 새로운 데이터에 대해  $R$ 이 계산되면  $K$ 번째 저항률 분포  $\rho_K$ 를 직접적으로 계산할 수 있기 때문에 on-line에 유용하게 적용될 수 있다. 그리고  $F^K$ 을 직접적으로 계산한다는 것은 상당한 시간이 소요될 수 있으므로, SVD(singular value decomposition) 방법을 적용하면 계산 시간을 충분히 줄일 수 있어, off-line 계산 시간 또한 줄일 수 있다. 즉, SVD로부터 다음의 관계식을 얻을 수 있다.

$$[u, s, v] = \text{svd}(F), F = usv^T, F \in \mathbb{R}^{N \times N} \quad (13)$$

여기서,  $s \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 는 특이값(singular value)으로 이루어진 대각 행렬이고,  $u \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 와  $v \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 는 직교 행렬이므로,  $u^T u = I, v^T v = I, v^T u = I$ 가 성립한다. 따라서  $F^K$ 는 다음과 같이 쉽게 계산할 수 있다.

$$F^K = us^K v^T \quad (14)$$

여기서,  $s^K$ 는 대각 행렬  $s$ 에 대해  $K$ 승한 것이 아니라,  $s$ 의 각 대각 원소에 대해  $K$ 승한 것이다.

그리고 off-line에서 step-length  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 설정할 때,  $\alpha$ 는 1 또는 2의 값으로 하더라도 추정이 가능하지만, 이 논문에서는 제안한 방법의 복원 성능을 향상시키기 위해 가장 행렬의 고유치로부터  $\alpha$ 를 다음과 같이 계산하여 적용하고,  $\beta$ 는 작은 값으로 설정하였다.

$$\alpha = \frac{1}{\max[\text{eig}(W^T W)]} \quad (15)$$

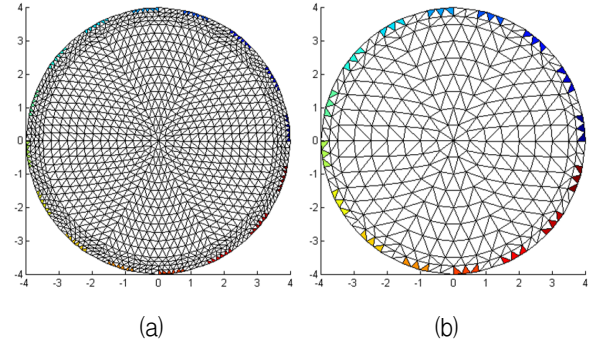


그림 1. 원형 도메인의 유한요소 메쉬 구조 (a) 정문제를 위한 조밀한 메쉬 (b) 역문제를 위한 성긴 메쉬. 경계면의 색 영역은 16개의 전극을 나타낸다.

Fig. 1. The finite element meshes: (a) forward fine mesh and (b) inverse coarse mesh. The colored regions in the boundary represent 16 electrodes.

그리고 제안한 방법의 복원의 정확도를 정량적으로 평가하기 위해 상대적 영상오차(image error, IE)와 상관계수(correlation coefficient, CC)<sup>[8]</sup>를 다음과 같이 정의한다.

$$IE = \frac{\|\rho - \hat{\rho}\|}{\|\rho\|} \quad (16)$$

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^N [(\rho_j - \bar{\rho})(\hat{\rho}_j - \bar{\hat{\rho}})]}{\sum_{j=1}^N (\rho_j - \bar{\rho})^2 \sum_{j=1}^N (\hat{\rho}_j - \bar{\hat{\rho}})^2} \quad (17)$$

여기서,  $\rho$ 와  $\hat{\rho}$ 은 각각 원래 저항률 분포와 추정된 저항률 분포를 의미하고,  $\bar{\rho}$ 와  $\bar{\hat{\rho}}$ 는 각각  $\rho$ 와  $\hat{\rho}$ 의 평균값을 나타낸다. 따라서 복원의 정확도가 향상될수록 IE 값은 작아지고 CC 값은 커진다.

#### IV. 모의실험

몇 가지 시나리오를 설정하고 모의실험을 수행하여 제안한 on-line 알고리즘의 복원의 정확도를 검증하였다. 그리고 iLW 알고리즘과 비교분석하였다.

관심대상을 반지름이 4cm이고 16개의 전극이 부착된 원형 도메인으로 간주하고, 내부의 저항률 분포를 묘사하기 위해 그림 1과 같이 서로 다른 두 개의 유한 요소 메쉬(mesh)를 사용하였다. 즉, 전극에 유도되는 전압

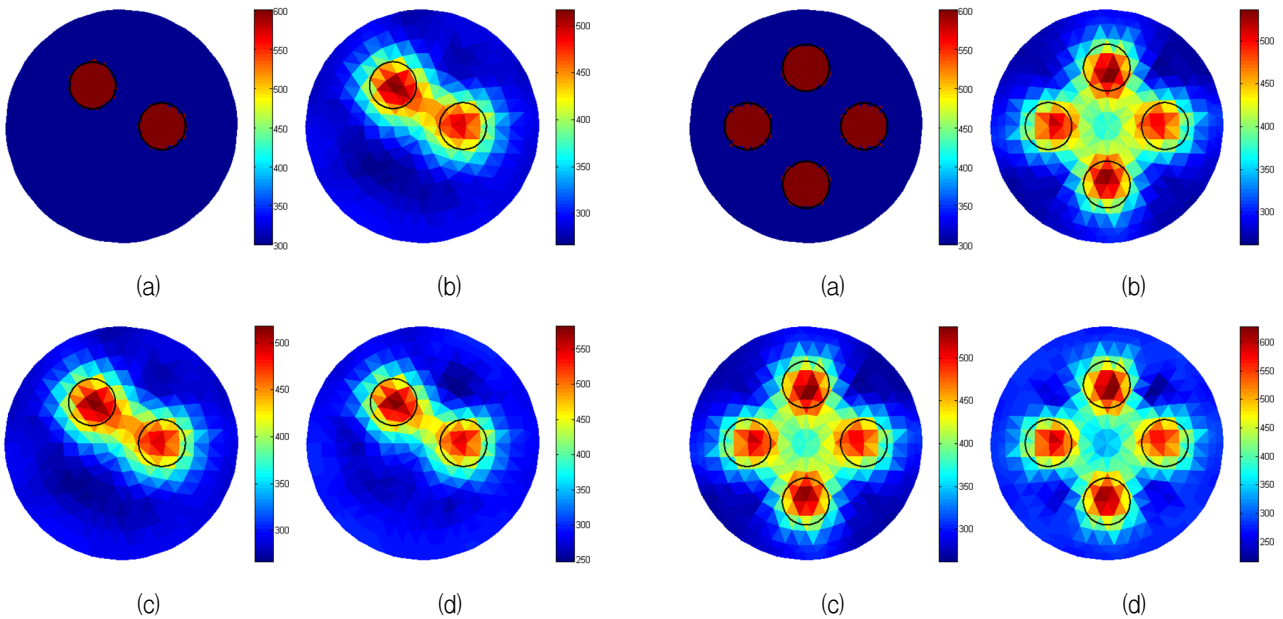


그림 2. 첫 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b) iLW에 의한 복원 영상 (c) oLW1에 의한 복원 영상 (d) oLW2에 의한 복원 영상. 영상 내의 검은 원은 두 개의 표적의 원래 위치를 나타낸다.

Fig. 2. Reconstructed images for case 1: (a) true image, (b) image by iLW, (c) image by oLW1 and (d) image by oLW2. The black circles in the images represent the true position of two targets.

그림 3. 두 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b) iLW에 의한 복원 영상 (c) oLW1에 의한 복원 영상 (d) oLW2에 의한 복원 영상. 영상 내의 검은 원은 네 개의 표적의 원래 위치를 나타낸다.

Fig. 3. Reconstructed images for case 2: (a) true image, (b) image by iLW, (c) image by oLW1 and (d) image by oLW2. The black circles in the images represent the true position of four targets.

데이터를 계산하기 위한 조밀한 메쉬와 저항률 분포를 추정하기 위한 성긴 메쉬를 각각 사용하였다.

그리고 배경의 저항률 값은  $300\Omega\text{cm}$ 이고 표적의 저항률 값은  $600\Omega\text{cm}$ 라고 가정하고, 전극을 통해 인접 방식(adjacent method)<sup>[1]</sup>으로 크기가  $10\text{mA}$ 인 전류를 주입하였다. 그리고 전극에 유도되는 전압을 계산하고 계산 전압에 상응하는 1%의 상대적 영-평균(zero-mean) 가우시안 잡음(Gaussian noise)을 전압 데이터에 추가하였다.

그리고 iLW 방법에 필요한 조정 인자 값들은  $\alpha = 2$  와  $\beta = 10^{-3}$ 으로 설정하였고, oLW1 방법은 iLW 방법과 같은 조정 인자 값들로 설정하였고, oLW2 방법에서는  $\alpha$ 는 식 (15)로부터  $\alpha = 4.97$ 과  $\beta = 10^{-3}$ 으로 설정하였다.

제안한 알고리즘의 영상복원 성능을 평가하기 위해 두 가지의 시나리오를 고려하였다. 첫 번째 시나리오는 도메인 가운데 영역에 표적이 두 개 존재하는 경우이

고, 두 번째 시나리오는 네 개의 표적이 존재하는 경우를 설정하였다.

그림 2는 첫 번째 시나리오에 대한 원래 영상과 역문제 알고리즘들에 의해 복원된 영상들을 보여주고 있다. 그림 2(a)는 두 개의 표적들이 존재하는 원래 영상이고, 그림 2(b)는 iLW 방법을 사용하여 50번 반복 연산 후에 복원된 영상이고, 그림 2(c)는 oLW1 방법을 사용하여  $K=50$ 일 때 식 (12)를 계산하여 얻은 복원 영상이고, 그림 2(d)는 이 논문에서 제안한 on-line 알고리즘인 oLW2 방법을 사용하여  $K=50$ 일 때 얻은 복원 영상을 나타낸다.

수학적으로 iLW 방법과 oLW1 방법은 동일하고 사용된 조정 인자 값들 또한 같게 설정하였기 때문에, 그림 2(b)와 그림 2(c)와 같이 복원된 영상 결과는 당연히 동일하고, 복원 영상에서는 두 개의 표적들이 다소 퍼져 보여 서로 연결되어 있는 것처럼 보인다. 하지만 oLW2 방법에서는 식 (15)로부터 계산된 조정 인자 값을 사용하였고, 그 결과는 그림 2(d)와 같이 iLW 방법

과 oLW1 방법의 복원 영상들에 비해 더 나은 정확도를 제공하고 있음을 확인할 수 있다.

그림 3은 두 번째 경우에 대한 원래 영상과 복원 영상들을 보여주고 있다. 그림 3(a)는 네 개의 표적들이 가운데 영역에 대칭적으로 존재하는 경우에 대한 원래 영상이고, 그림 3(b)는 iLW 방법을 사용하여 50번 반복 연산 후 얻어진 복원 영상이고, 그림 3(c)는 oLW1 방법을 사용하여  $K=50$ 일 때 복원된 영상이고, 그림 3(d)는 oLW2 방법을 사용하여  $K=50$ 일 때 복원된 영상을 나타낸다.

두 번째 시나리오에 있어서도 첫 번째 경우와 마찬가지로, iLW 방법과 oLW1 방법의 복원된 영상들은 그림 3(b)와 그림 3(c)와 같이 서로 동일하다. 그리고 복원 영상의 정확도 측면에서 보면, iLW 방법과 oLW1 방법과 비교해서 oLW2 방법에서는 네 개의 표적들이 보다 쉽게 구분되어 나타나고 있고 표적들의 원래 위치를 대체적으로 잘 추정하며 더 나은 해상도를 보여주고 있다.

두 가지 시나리오에 대해 역문제 알고리즘들의 복원 성능을 비교하기 위해 IE와 CC를 표 1에 나타내었다. 그림 2와 그림 3의 복원 영상들에서 예상되는 바와 같이, iLW 방법과 oLW1 방법은 동일한 IE 값과 CC 값을 갖는 반면에, oLW2 방법은 더 작은 IE 값과 더 큰 CC 값을 보여주고 있다. 이는 제안한 방법이 다른 방법들과 비교해서 우수한 복원 성능을 제공한다는 의미이다.

표 1. 두 가지 시나리오에 대한 영상오차(IE)와 상관 계수(CC)

Table 1. Image errors(IE) and correlation coefficients(CC) for cases 1 and 2.

methods	case 1		case 2	
	IE	CC	IE	CC
iLW	0.137	0.762	0.169	0.754
oLW1	0.137	0.762	0.169	0.754
oLW2	0.125	0.813	0.144	0.838

표 2. 역문제 계산에서 각 알고리즘에 대한 경과시간  
Table 2. elapsed times for each method in the inverse calculation.

methods	elapsed time
iLW	0.196 s
oLW	0.951 ms

그리고 표 2는 역문제에서 저항률 분포를 추정하기 위한 각 알고리즘의 역문제 계산 시간을 나타낸다. 표 2에서 보는 바와 같이, iLW 방법보다 oLW 방법이 훨씬 빠르게 도메인 내부의 저항률 분포를 추정한다는 것을 알 수 있다.

### V. 결 론

이 논문에서는 표적의 위치 정보와 복원의 정확도를 향상시키기 위해 기존의 반복적 Landweber 방법을 수정하여 on-line 알고리즘을 개발하였고, 가중행렬의 고유치를 사용하여 step-length를 계산하고 이를 제안한 방법에 함께 적용하였다. 몇 가지 모의실험을 통해 제안한 방법의 복원의 정확도를 정량적으로 평가한 결과, 비교적 양호한 영상복원 성능을 나타내었다. 그리고 역문제 계산 시간도 현격히 줄어 on-line 알고리즘으로 적용 가능할 것으로 사료된다.

### 참 고 문 헌

- [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] Y. Zou and Z. Guo, "A review of electrical impedance techniques for breast cancer detection," *Med. Eng. Phys.*, Vol. 25, No. 2, pp. 79-90, March 2003.
- [4] 김경연, 김봉석, 강숙인, 김민찬, 이정훈, 이윤준, "조정 확장 칼만 필터를 이용한 동적 전기 임피던스 단층촬영법," *전자공학회논문지*, 제38권, SC편, 제5호, 23-32쪽, 2001년 9월.
- [5] D. C. Barber and B. H. Brown, "Progress in electrical impedance tomography," *Inverse Problems in Partial Differential Equations*, SIAM, Chapter 10, pp. 151-163, 1990.
- [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] J. L. Mueller, D. Isaacson and J. C. Newell, "A reconstruction algorithm for electrical impedance tomography data collected on rectangular electrode arrays," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*,

- Vol. 46, No. 11, pp. 1379-1386, November 1999.
- [8] W. Q. Yang and L. Peng, "Image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography," *Meas. Sci. Technol.*, Vol. 14, No. 1, pp. 1-13, January 2003.
- [9] M. Vauhkonen, *Electrical impedance tomography and prior information*, Ph.D. Thesis, University of Kuopio, Finland, 1997.
- [10] J. H. Kim, B. Y. Choi, U. Z. Ijaz, B. S. Kim, S. Kim and K. Y. Kim, "Directional algebraic reconstruction technique for electrical impedance tomography," *J. Korean Phys. Soc.*, Vol. 54, No. 4, pp. 1439-1447, April 2009.
- [11] 김봉석, 김지훈, 김신, 김경연, "전기 임피던스 단층촬영법에서 수정된 반복 Landweber 방법을 이용한 영상 복원," 전자공학회논문지, 제49권, SC편, 제4호, 36-44쪽, 2012년 7월.
- [12] W. Q. Yang, D. M. Spink, T. A. York and H. McCann, "An image-reconstruction algorithm based on Landweber's iteration method for electrical-capacitance tomography," *Meas. Sci. Technol.*, Vol. 10, No. 11, pp. 1065-1069, November 1999.
- [13] J. D. Jang, S. H. Lee, K. Y. Kim and B. Y. Choi, "Modified iterative Landweber method in electrical capacitance tomography," *Meas. Sci. Technol.*, Vol. 17, No. 7, pp. 1909-1917, July 2006.

저 자 소 개



김 봉 석(정회원)  
1999년 제주대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
2001년 제주대학교 전기전자공학과  
전자전공 석사 졸업.  
2006년 제주대학교 전기전자공학과  
전자전공 박사 졸업.

2004년~2006년 미국 Rensselaer Polytechnic  
Institute 의공학과 방문연구원/박사후  
연구원.  
2009년~현재 제주대학교 원자력과학기술연구소  
학술연구교수.  
<주관심분야 : inverse problem, electrical  
tomography, 추정이론, 영상처리>



김 경 연(정회원)-교신저자  
1983년 경북대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
1986년 경북대학교 전자공학과  
석사 졸업.  
1990년 경북대학교 전자공학과  
박사 졸업.

1994년~1995년 Univ. of Maryland  
박사후연구원.  
1990년~현재 제주대학교 전자공학과 교수.  
<주관심분야 : inverse problem, electrical  
tomography, 추정이론>



김 신(정회원)  
1986년 서울대학교  
원자핵공학과 학사 졸업.  
1988년 서울대학교  
원자핵공학과 석사 졸업.  
1995년 서울대학교  
원자핵공학과 박사 졸업.

1996년~현재 제주대학교 에너지공학과 교수.  
<주관심분야 : 이상유동장계측, 열전달>