

전기 임피던스 단층촬영 기법에서 수정된 가우스-뉴턴 방법을 이용한 도전을 영상 복원

Conductivity Image Reconstruction Using Modified Gauss-Newton Method in Electrical Impedance Tomography

김 봉 석*, 박 형 준**, 김 경 연***

Bong Seok Kim*, Hyung Jun Park**, Kyung Youn Kim***

Abstract

Electrical impedance tomography is an imaging technique to reconstruct the internal conductivity distribution based on applied currents and measured voltages in a domain of interest. In this paper, a modified Gauss-Newton method is proposed for conductivity image reconstruction. In the proposed method, the dimension of the inverse term is reduced by replacing the number of elements with the number of measurement data in the conductivity updating equation of the conventional Gauss-Newton method. Therefore, the computation time is greatly reduced as compared to the conventional Gauss-Newton method. Moreover, the regularization parameter is selected by computing the minimum-maximum from the diagonal components of the Jacobian matrix at every iteration. The numerical experiments with several scenarios were carried out to evaluate the reconstruction performance of the proposed method.

요 약

전기 임피던스 단층촬영 기법은 전극들을 통해 전류를 주입하고 이에 유기되는 전압을 측정 한 후, 이들 데이터를 기반으로 내부의 도전을 분포를 영상으로 복원하는 방법이다. 이 논문에서는 기존의 Gauss-Newton 방법의 역행렬 항목의 차원을 도메인의 원소의 개수가 아닌 데이터의 개수의 차원으로 바꿔줌으로써, 관심 도메인 내부의 도전을 분포를 보다 빠르게 추정할 수 있는 방법을 제안하였다. 그리고 자코비안 행렬의 대각성분의 최소-최대를 이용하여 조정인자를 계산하는 방법을 함께 제안하였다. 몇 가지 시나리오를 설정하고 모의실험을 통해 제안한 방법의 복원 성능을 비교분석하였다.

Key words : electrical impedance tomography, regularization parameter, Gauss-Newton method, conductivity estimation, image reconstruction

* BK21+ Clean Energy Convergence and Integration Center for Human Resources Training and Education, Jeju National University

** Dept. of Materials & Energy Engineering College of IT & Energy, KyungWoon University

*** Dept. of Electronic Engineering, Jeju National University

★ Corresponding author

e-mail: kyungvk@jeju.ac.kr, Tel: +82-64-754-3664

※ Acknowledgment: This work was supported by Mid-career Researcher Program through NRF grant funded by the MSIP

(No. NRF-2013R1A2A2A01068836).

Manuscript received Apr. 30, 2015; revised Jun. 1, 2015; accepted Jun. 1, 2015

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

여러 산업 공정 및 공학 응용분야에서 액체-가스 또는 액체-증기 또는 액체-기름 등 이상(two-phase) 유동과 같은 이원 혼합물들(binary mixtures)이 종종 발생된다[1]. 그러므로 시스템의 안전 운전을 위해서 유동 현상에 대한 충분한 이해와 지속적으로 모니터링 할 수 있는 기술이 필요하다. 이상 유동을 가시화 하면서 그 과정을 모니터링하기 위해 비침투 방식의 단층촬영 기법의 하나로서 전기 임피던스 단층촬영 기법(electrical impedance tomography, EIT)이 사용되어 왔다[2]-[3]. EIT는 상대적으로 설계비용이 낮고 특히 순간 해상도가 우수하여 빠른 천이과정의 유동 공정을 모니터링하기에 적합하다.

EIT는 관심 도메인의 경계면에 균일하게 부착된 전극들을 통해 전류를 주입하고 이에 유기되는 전압을 측정 후, 이들 데이터를 기반으로 내부의 도전을 분포를 영상으로 복원하는 방법이다[4]-[5]. EIT는 순간 해상도가 우수한 반면에, 역문제의 비선형과 부정치성(ill-posedness)으로 인해 공간 해상도가 낮고 해가 발산하는 경우도 있다. 이런 단점들을 해결하기 위해 일반적으로 Tikhonov 조정(regularization) 방법이나 사전 정보(prior information) 등을 이용한다[6].

EIT에서 널리 사용되는 대표적인 역문제 알고리즘은 반복적(iterative) Gauss-Newton(iGN) 방법으로, 이는 다른 영상 복원 알고리즘들에 비해 수렴 속도가 빠르고 추정 성능이 비교적 우수하다[7]. 하지만 복원 영상의 공간 해상도를 증가시키기 위해 주어진 도메인의 원소의 개수를 더 조밀하게 구성한다면, iGN의 도전을 갱신식에서 역행렬 항목의 차원이 함께 증가하게 되고, 결국 역문제 계산시간이 더욱 증가하게 된다. 그리고 조정 인자 또한 복원 성능에 영향을 미치는데, iGN 방법에서 최적의 조정 인자를 결정하는 방법은 없으며, 다만 응용분야에 따라 시행착오를 통해 선택된다.

따라서 이 논문에서는 기존의 iGN 방법에서 역행렬 항목의 차원을 도메인의 원소의 개수가 아닌 데이터의 개수의 차원으로 바꿔줌으로써, 매 반복 연산 과정마다 내부의 도전을 분포를 보다 빠르게 추정할 수 있는 수정된 Gauss-Newton 방법을 제안하고자 한다. 그리고 조정 방법으로는 표준 Tikhonov 조정 방법 대신에 자코비안 행렬의 대각성분을 이용하고, 이로부터 대각성분의 최소-최대를 이용하여 반복 연산마다 조정인자 값을 계산하여 기포의 위치와 복원의 정확도를 향상시키고자 한다. 이에 몇 가지의 모의실험을 통해 제안한 방법의 영상 복원 성능을 정량

적으로 평가하였다.

II. 본론

1. 정문제

EIT에서 정문제란 관심 대상체 내에 도전을 분포가 주어지고 전극을 통해 전류를 주입했을 때, 경계면에 유기되는 전압을 계산하는 과정을 말한다. 이는 노이만(Neumann)형의 경계조건을 갖는 라플라스 방정식으로 기술된다[5]. 그리고 정문제의 해를 얻기 위한 방법으로는 수치적 방법과 해석적 방법 등이 존재하는데, 이 논문에서는 수치적 방법인 유한요소법을 사용한다. 정문제의 해를 구하는 방법은 참고문헌 [4]-[6]에 상세히 나와 있기 때문에 이 논문에서는 그 과정을 생략한다.

2. 기존의 반복적 Gauss-Newton 방법

EIT 역문제는 계산 전압과 측정 전압과의 차이를 최소화하면서 도전을 분포를 갱신하는 과정이다. 즉, 주입 전류와 측정 전압 데이터를 기반으로 도메인 내부의 미지의 도전을 분포를 복원하는 과정이다.

도전을 분포 σ 와 전압과의 관계는 비선형이고 계산 전압과 측정 전압의 관계는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$V = U(\sigma) + w \quad (1)$$

여기서 $V \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 와 $U(\sigma) \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 는 각각 측정 전압과 계산 전압을 의미하고, M 은 전압 데이터의 개수이며, w 는 측정 오차이다.

식 (1)을 테일러 정리를 이용하여 σ_i 에 대해 1차 근사화하면 다음 수식을 얻을 수 있다.

$$V = U(\sigma_i) + \mathbf{J}(\sigma_i)(\sigma - \sigma_i) + h.o.t. \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{J}(\sigma_i) \equiv \partial U(\sigma_i) / \partial \sigma_i \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 는 자코비안 행렬이고, N 은 도메인 내부의 원소의 개수이며, $h.o.t.$ 는 측정 오차와 고차항들을 포함한다. 식 (2)에서 $h.o.t.$ 항목을 무시한다면 다음과 같은 선형방정식을 얻을 수 있다.

$$\delta U_i = \mathbf{J}_i \delta \sigma_i \quad (3)$$

여기서 $\delta U_i \equiv V - U_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}$, $U_i \equiv U(\sigma_i)$, $\mathbf{J}_i \equiv \mathbf{J}(\sigma_i)$, $\delta \sigma_i \equiv \sigma - \sigma_i \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 이다.

따라서 식 (3)으로부터 EIT 역문제의 해를 구하고자 한다. 자코비안 행렬은 정방행렬이 아니므로, 식 (3)의 양변에 \mathbf{J}_i^T 를 곱해주면

$$\mathbf{J}_i^T \delta U_i = \mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i \delta \sigma_i \quad (4)$$

가 된다. 하지만 식 (4)는 부정치성으로 $\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 의 역행렬이 존재하지 않는다. 그러므로 통상적으로

표준 Tikhonov 조정 방법을 이용하여 해를 구한다. 즉,

$$\delta\sigma_i = (\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i + \alpha \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{J}_i^T \delta U_i \quad (5)$$

여기서 α 는 조정 인자이고 $\mathbf{I}_N \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 은 단위행렬이다. 그리고 $\delta\sigma_i = \sigma - \sigma_i$ 에서 σ 는 갱신된 도전을 분포를 의미하므로 σ_{i+1} 로 대체하면, $\delta\sigma_i = \sigma_{i+1} - \sigma_i$ 가 된다. 따라서 다음과 같이 iGN 방법의 도전을 갱신식을 얻을 수 있다.

$$\sigma_{i+1} = \sigma_i + (\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i + \alpha \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{J}_i^T (V - U_i) \quad (6)$$

3. 제안한 수정된 Gauss-Newton 방법

식 (6)의 iGN 방법에서 전압 U_i 와 자코비안 행렬 \mathbf{J}_i 의 자체 계산시간을 제외하면, 대부분의 계산시간은 주로 $\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 를 포함한 역행렬을 계산하는데 소요된다. 만약 복원 영상의 해상도를 높이기 위해 주어진 도메인의 원소의 개수를 더 조밀하게 구성한다면 그 계산시간은 더욱 증가하게 된다.

따라서 이 논문에서는 iGN 방법의 역행렬 연산에 대한 계산시간을 줄이고, 또한 매 반복 연산마다 조정 인자를 계산하는 새로운 방법을 제안하고자 한다.

먼저, 식 (3)을 다음과 같이 바꿔 쓸 수 있다[8].

$$\delta U_i = \mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T y_i \quad (7)$$

여기서 $\delta\sigma_i = \mathbf{J}_i^T y_i$ 이고 $y_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 는 식 (7)의 해이다.

식 (7) 또한 부정치성으로 $\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 의 역행렬이 존재하지 않기 때문에, 해의 안정성을 향상시키기 위해 Tikhonov 조정 방법을 사용한다. 즉,

$$y_i = (\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} \delta U_i \quad (8)$$

여기서 $\mathbf{I}_M \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 은 단위행렬이다. 그러므로 식 (8)을 이용하면, 원소 개수의 $(N \times N)$ 역행렬 대신에 데이터 개수의 $(M \times M)$ 역행렬로 바꿀 수 있으므로 역문제의 계산시간을 상당히 줄일 수 있다.

따라서 최종적으로 다음과 같이 도전을 분포를 추정하기 위한 보다 빠른 iGN 방법을 얻을 수 있다.

$$\sigma_{i+1} = \sigma_i + \mathbf{J}_i^T (\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} (V - U_i) \quad (9)$$

여기서 식 (6)과 식 (9)는 수학적으로 동일하다. 즉, 식 (6)에 데이터 형태(data form)[9]를 적용하면 식 (9)를 얻을 수도 있다.

iGN 방법에서 조정 인자에 따라 추정성능이 달라지는데, 몇몇 참고문헌[9]-[11]을 통해서 적절한 값을 찾는 방법을 소개하고 있다. 사진 정보를 이용한 방법[9]에서는 측정 잡음과 도전을 변화에 대한 크기 정보를 기반으로 미리 정할 수 있어 매우 효율적이거나, 사진 정보에만 의존하기 때문에 그 정보가 잘못된 경

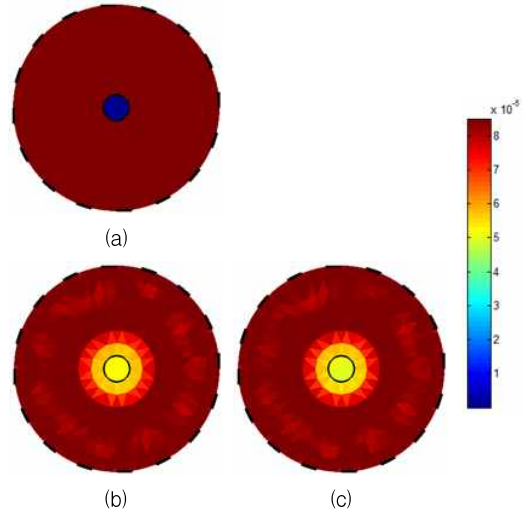


Fig. 1. Reconstructed images for scenario 1 (a) true image (b) image by iGN (c) image by mGN

그림 1. 첫 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b) iGN에 의한 영상 (c) mGN에 의한 영상

우에는 추정성능이 떨어질 수 있다. 그리고 반복 연산마다 조정 인자를 계산함에 있어서 잔류오차를 이용한 방법[10]에서는 여전히 경험에 의해 결정되는 항목이 존재하고, 행렬 적용 조정 방법[11]에서는 다소 복잡하고 시간이 걸리는 단점이 있다.

따라서 이 논문에서는 보다 효과적으로 조정 인자를 선택할 수 있는 방법을 소개하고자 한다. 그리고 식 (9)에서 단위행렬 \mathbf{I}_M 대신에 $\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T$ 의 대각성분만으로 구성된 대각행렬을 사용한 수정된 Gauss-Newton (mGN) 방법을 제안한다.

$$\sigma_{i+1} = \sigma_i + \mathbf{J}_i^T (\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T + \alpha_i \mathbf{D}_i)^{-1} (V - U_i) \quad (10)$$

여기서 $\mathbf{D}_i = \text{diag}(d_i) \in \mathbb{R}^{M \times M}$, $d_i = \text{diag}(\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T) \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 이다. 그리고 조정 인자 α_i 는 $\mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^T$ 의 대각성분의 최소-최대로부터 결정된다. 즉,

$$\alpha_i = \min(d_i) / \max(d_i) \quad (11)$$

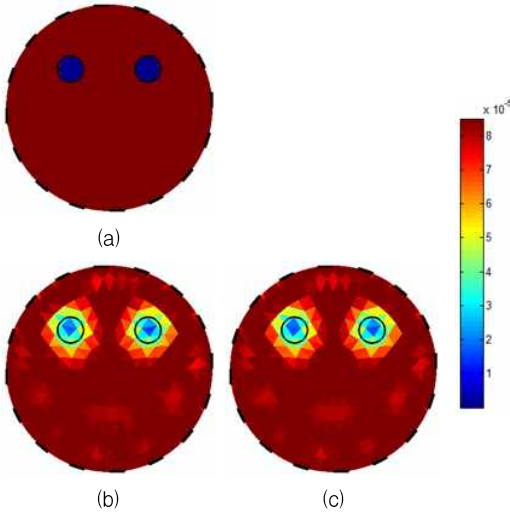


Fig. 2. Reconstructed images for scenario 2 (a) true image (b) image by iGN (c) image by mGN

그림 2. 두 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b) iGN에 의한 영상 (c) mGN에 의한 영상

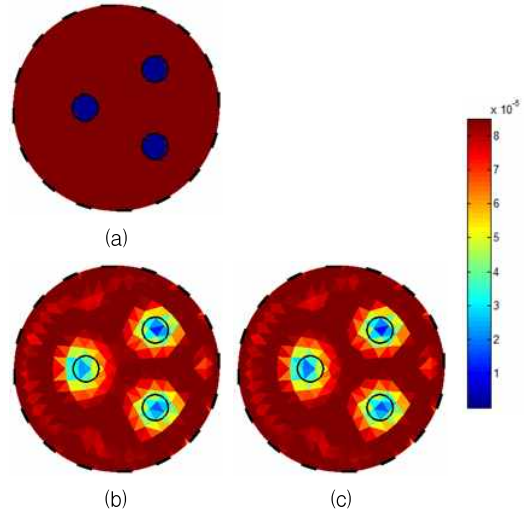


Fig. 3. Reconstructed images for scenario 3 (a) true image (b) image by iGN (c) image by mGN

그림 3. 세 번째 시나리오에 대한 복원 영상 (a) 원래 영상 (b) iGN에 의한 영상 (c) mGN에 의한 영상

4. 성능평가 지표

기존 방법과 제안한 방법의 영상 복원 성능을 정량적으로 평가하기 위한 지표로서, 다음과 같이 영상오차(IE)와 상관계수(CC)를 사용한다[12].

$$IE = \frac{\|\sigma - \hat{\sigma}\|}{\|\sigma\|} \quad (12)$$

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^N [(\sigma_j - \bar{\sigma})(\hat{\sigma}_j - \bar{\hat{\sigma}})]}{\sum_{j=1}^N (\sigma_j - \bar{\sigma})^2 \sum_{j=1}^N (\hat{\sigma}_j - \bar{\hat{\sigma}})^2} \quad (13)$$

여기서 σ 와 $\hat{\sigma}$ 은 각각 원래의 도전을 분포와 추정된 도전을 분포를 나타내고, $\bar{\sigma}$ 와 $\bar{\hat{\sigma}}$ 는 각각 σ 와 $\hat{\sigma}$ 의 평균값이다. 따라서 IE 값이 작을수록 그리고 CC 값이 클수록 추정성능이 우수하다는 것을 의미한다.

III. 모의실험 결과 및 고찰

이 논문에서 제안한 mGN 방법의 도전을 분포에 대한 추정 성능을 평가하기 위해 몇 가지 시나리오를 설정하고 모의실험을 수행하였다. 그리고 기존의 방법인 iGN 방법과 비교분석하였다.

산업 공정의 파이프로라인의 횡단면에 대한 모델로서, 관심 도메인을 원형으로 간주하였다. 원형 도메인의 반경은 4cm이고, 폭이 0.6cm이고 높이가 1cm인

16개의 전극들이 경계면에 일정한 간격으로 부착되어 있다고 가정하였다. 그리고 전압 데이터를 계산하기 위해 3104개의 원소를 갖는 조밀한 메쉬(mesh)를 사용하였고, 도전을 분포를 추정하기 위해 776개의 원소를 갖는 성긴 메쉬를 사용하였다.

그리고 도메인 내부 배경의 도전을 값은 85×10^{-6} S/cm(이는 수돗물의 도전을 값과 유사함.)로 설정하였고, 기포의 도전을 값은 3×10^{-10} S/cm이고 모양은 반경이 0.5cm인 원으로 가정하였다. 도메인 내부에 기포들이 임의로 분포되어 있을 때, 전극을 통해 인접 방식[5]으로 크기가 10mA인 전류를 주입하고, 전극에 유도되는 전압을 계산하였다. 이 때 잡음이 섞인 전압 데이터를 생성시키기 위해, 계산 전압에 상응하는 1%의 상대적 영-평균 가우시안 잡음을 추가하였다.

그리고 iGN 방법에 필요한 조정 인자는 사전 정보를 이용한 방법[9]을 사용하여 설정되었고, mGN 방법에 필요한 조정 인자는 식 (11)에 의해 반복 연산마다 계산되었다.

영상 복원에 대한 성능을 테스트하기 위해 세 가지의 시나리오를 설정하였다. 첫 번째는 도메인 가운데에 한 개의 기포가 존재하는 경우이고, 두 번째와 세 번째는 각각 두 개와 세 개의 기포들이 도메인 내부에 존재하는 경우를 가정하였다. 그리고 각 시나리오에 대해 영상을 비교하기 위해, 복원 영상의 칼라바를 ($3 \times 10^{-10} \sim 85 \times 10^{-6}$ S/cm)로 동일하게 설정하였다.

그림 1은 첫 번째 시나리오에 대한 원래 영상과 10번 반복 연산 후의 복원된 영상들을 보여주고 있다. 그리고 도메인 내부의 검은색 선은 기포의 원래 위치와 모양을 나타내고, 경계면에 있는 검은색 선들은 전극들의 위치 정보를 나타낸다. 그림 1(a)는 원래 영상이고, 그림 1(b)는 iGN 방법에 의해 복원된 영상이며, 그림 1(c)는 mGN 방법에 의해 복원된 영상이다. 첫 번째 시나리오에서 두 방법에 의해 복원된 영상들을 살펴보면 거의 유사한 결과를 보이고 있다.

그림 2는 두 번째 시나리오에 대한 원래 영상과 10번 반복 연산 후의 복원 영상이다. 그림 2(a)는 기포가 두 개인 경우에 대한 원래 영상이고, 그림 2(b)는 iGN 방법에 의한 영상이며, 그림 2(c)는 mGN 방법에 의한 영상을 나타내고 있다. 두 복원 영상을 살펴보면, 전체적으로는 유사해 보이지만 가운데 영역에서 다소 개선된 것을 확인할 수 있다.

그림 3에서는 세 번째 시나리오에 대해 10번 반복 연산 후의 결과 영상을 보여주고 있다. 그림 3(a)는 세 개의 기포가 존재하는 경우에 대한 원래 영상을 나타내고, 그림 3(b)는 iGN 방법에 의한 복원 영상이며, 그림 3(c)는 mGN 방법에 의한 복원 영상이다. 두 번째 시나리오의 결과와 마찬가지로 전체적으로 유사해 보이지만, 가운데 영역을 살펴보면, 왼쪽 기포와 오른쪽 두 기포 사이의 경계 구분이 개선되었음을 확인할 수 있다. 즉, iGN 복원 영상에서는 왼쪽 기포와 오른쪽 기포가 서로 연결되어 있는 것처럼 보이지만, mGN 복원 영상에서는 세 개의 기포가 확연히 구분된다.

복원된 영상에 대한 정량적 분석을 통해 제안한 방법의 성능 개선 정도를 살펴보기 위해, 각 시나리오에 대한 영상오차와 상관계수를 표 1에 나타내었다. 앞에서 살펴본 복원 영상들로부터 예상되는 바와 같이, 모든 시나리오에서 제안한 mGN 방법이 기존의 iGN 방법보다 영상오차 값은 더 작고 상관계수 값은 더 크다. 즉, 제안한 방법이 복원 성능 면에서 좀 더 우수함을 정량적으로 확인할 수 있다.

그리고 역문제 계산에서 두 방법들의 1회 반복 연산에 대한 경과시간을 표 2에 나타내었다. 내부의 도전을 분포를 추정함에 있어서 제안한 방법이 훨씬 빠르다는 것을 확인할 수 있다.

Table 1. Image errors(IE) and correlation coefficients(CC) for three scenarios

표 1. 세 가지 시나리오에 대한 영상오차(IE)와 상관계수(CC)

		iGN	mGN
scenario 1	IE	0.1018	0.1010
	CC	0.5049	0.5208
scenario 2	IE	0.1091	0.1086
	CC	0.6440	0.6503
scenario 3	IE	0.1370	0.1360
	CC	0.6385	0.6476

Table 2. Elapsed times for single iteration of each method in the inverse calculation

표 2. 역문제 계산에서 각 방법의 1회 반복 연산에 대한 경과시간

methods	elapsed time [sec.]
iGN	0.146
mGN	0.027

IV. 결론

이 논문에서는, 기존의 Gauss-Newton 방법에서 다소 시간이 소요되는 역행렬 항목을 수정하여, 매 반복 연산 과정마다 내부의 도전을 분포를 보다 빠르게 추정할 수 있는 방법을 제안하였다. 그리고 역문제 해를 안정시키기 위한 방법으로 표준 Tikhonov 조정 방법 대신에 $J_i J_i^T$ 의 대각성분만으로 구성된 대각행렬을 사용하였고, 이 대각성분의 최소-최대를 이용하여 조정인자를 계산하였다. 세 가지 시나리오의 모의실험을 통해 제안한 방법의 도전을 추정 성능을 정량적으로 평가하였고 비교적 양호한 결과를 보여주었다. 이로써, 내부의 도전을 분포를 빠르게 추정하면서도 기포의 위치 정보와 영상 복원의 정확도를 향상시키는 데 기여하였다.

References

[1] F. A. Holland, R. Bragg, *Fluid Flow for Chemical Engineers*, Edward Arnold Publisher, 1995

[2] O. C. Jones, J. T. Lin, L. Ovacik, H. Shu, "Impedance imaging relative to gas-liquid systems," *Nuclear Engineering and Design*, Vol.141, pp.159-176, 1993

[3] D. L. George, J. R. Torczynski, K. A. Shollenberger, T. J. O'Hern, S. L. Ceccio, "Validation of electrical-impedance tomography for measurements of material distribution in two-phase flows," *International Journal of Multiphase Flow*, Vol.26, pp.549-581, 2000

[4] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*, IOP Publishing Ltd, 1990

- [5] D. S. Holder, *Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications*, IOP Publishing Ltd, 2005
- [6] M. Vauhkonen, *Electrical impedance tomography and prior information*, Ph.D. Thesis, University of Kuopio, Finland, 1997
- [7] T. J. Yorkey, J. G. Webster, W. J. Tompkins, "Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.34, pp.843-852, 1987
- [8] B. Zhao, H. Wang, X. Chen, X. Shi, W. Yang, "Linearized solution to electrical impedance tomography based on the Schur conjugate gradient method," *Measurement Science and Technology*, Vol.18, pp.3373-3383, 2007
- [9] A. Adler, T. Dai, W. R. B. Lionheart, "Temporal image reconstruction in electrical impedance tomography," *Physiological Measurement*, Vol.28, pp.S1-S11, 2007
- [10] S. I. Kang, K. Y. Kim, "Image reconstruction using iterative regularization scheme based on residual error in electrical impedance tomography," *j.inst.Korean.electr.electron.eng.*, Vol.18, No.2, pp.272-281, 2014
- [11] M. H. Jeon, K. Y. Kim, "Application of matrix adaptive regularization method for human thorax image reconstruction," *j.inst.Korean.electr.electron.eng.*, Vol.19, No. 1, pp.33-40, 2015
- [12] W. Q. Yang, L. Peng, "Image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography," *Measurement Science and Technology*, Vol.14, pp.1-13, 2003

BIOGRAPHY

Bong Seok Kim (Member)

1999 : BS degree in Electronic Engineering, Jeju National University.
 2001 : MS degree in Electronic Engineering, Jeju National University.
 2006 : PhD degree in Electronic

Engineering, Jeju National University.

2009~2013 : Research Professor, Institute for Nuclear Science and Technology, Jeju National University.

2014~Present : Research Professor, BK21+ Clean Energy Convergence and Integration Center for Human Resources Training and Education, Jeju National University.

Hyung Jun Park (Member)

1998 : MS degree in Sensor Engineering, Kyungpook National University.

2003 : PhD degree in Sensor Engineering, Kyungpook National University.

2003~2008 : Principal Researcher,

Unit of IT Module Development, Samsung Techwin.

2009~2013 : Project Manager, Unit of Development, IT Health.

2013~Present : Assistant Professor, Dept. of Materials & Energy Engineering College of IT & Energy, KyungWoon 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~Present : Professor, Dept. of Electronic Engineering, Jeju National University.