



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

碩士學位論文

전기 임피던스 단층촬영법에서  
RANSAC 알고리즘을 이용한  
고장 전극 검출

濟州大學校 大學院

에너지應用시스템學部 電子工學專攻

全 敏 皓

2016 年 2 月

전기 임피던스 단층촬영법에서  
RANSAC 알고리즘을 이용한  
고장 전극 검출

指導教授 金 慶 淵

全 敏 皓

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함

2015 年 12 月

全敏皓의 工學 碩士學位 論文을 認准함

審査委員長 \_\_\_\_\_ ①

委 員 \_\_\_\_\_ ①

委 員 \_\_\_\_\_ ①

濟州大學校 大學院

2015 年 12 月

# Fault Electrode Detection based on RANSAC algorithm in EIT

Min Ho Jeon

(Supervised by professor Kyung Youn Kim)

A thesis submitted in partial fulfillment  
of the requirements for the degree of  
master of science

Major of Electronic Engineering  
Faculty of Applied Energy System  
Graduate School  
JEJU NATIONAL UNIVERSITY

2016. 2.

# 목 차

그림 목차 .....	iii
표 목차 .....	iv
초록 .....	v
제 1 장 서 론 .....	1
제 2 장 전기 임피던스 단층 촬영법 .....	4
2.1 전기 임피던스 단층 촬영법의 물리적 모델 .....	4
2.2 영상 복원 알고리즘 .....	4
제 3 장 RANSAC을 이용한 결함 전극 검출 .....	7
3.1 RANSAC 방법 .....	7
3.2 RANSAC 방법에 기반을 둔 수정된 가우스-뉴턴 방법 .....	10
제 4 장 모의실험 및 실험 결과 .....	15
4.1 결함 전극에 대한 정의 .....	16
4.2 이상 유동에 대한 모의실험 및 결과 .....	17
4.3 이상 유동에 대한 실험 및 결과 .....	24
제 5 장 결 론 .....	30
참 고 문 헌 .....	31

## LIST OF FIGURES

Fig. 1 Flow chart for conventional RANSAC method .....	7
Fig. 2 Curve fitting result for least-square and RANSAC method .....	8
Fig. 3 Flow chart for modified Gauss-Newton method .....	14
Fig. 4 Experiment data for two phase flow .....	16
Fig. 5 Forward mesh and inverse mesh for image reconstruction of two phase flow .....	17
Fig. 6 Reconstructed images for one target in the center .....	20
Fig. 7 Reconstructed images for one target near the boundary .....	21
Fig. 8 Reconstructed images for two targets .....	22
Fig. 9 Reconstructed images for three targets .....	23
Fig. 10 Inverse mesh for image reconstruction in the experiment .....	24
Fig. 11 Reconstructed images for one target in the experiment .....	27
Fig. 12 Reconstructed images for two target in the experiment .....	28
Fig. 13 Reconstructed images for two targets near the boundary in the experiment .....	29

## LIST OF TABLES

Table 1 IE, CC and voltage RMSE for one target in the center .....	20
Table 2 IE, CC and voltage RMSE for one target near the boundary .....	21
Table 3 IE, CC and voltage RMSE for two targets .....	22
Table 4 IE, CC and voltage RMSE for three targets .....	23
Table 5 RMSE for one target in the experiment .....	27
Table 6 RMSE for two targets in the experiment .....	28
Table 7 RMSE for two targets near the boundary in the experiment .....	29

## Abstract

Electrical impedance tomography(EIT) is useful imaging technique which reconstructs internal resistivity distribution based on injected currents and measured voltages. In EIT, to get satisfactory reconstruction results, it is important to use reliable current-voltage data as well as good inverse algorithm.

Therefore, various methods have been developed for checking EIT system. The main objective of existing methods is to evaluate and optimize the EIT system to obtain reliable measurement data. However, most methods need extra cost and time for test.

In this paper, modified Gauss-Newton method based on random sample consensus(RANSAC) is proposed to reconstruct the internal resistivity distribution with trustworthy measurement data. Some incorrect data are extracted from measurements and they are excluded in the reconstructions. In the modified Gauss-Newton method, residual error equation and sampling scheme are proposed to detect fault electrode.

To evaluate the performance of the proposed method, numerical simulation and experiment are performed and reconstructed results are compared with conventional Gauss-Newton method. From reconstructed results, the proposed method shows good performance in the reconstructions.



## 제 1 장 서 론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography; EIT)은 대상체 경계면에 부착된 전극들을 통해서 전류를 주입하고 전압을 측정 후, 이들 데이터를 기반으로 저항률 분포를 복원하는 영상 기술이다[1,2]. EIT는 정문제와 역문제로 이루어져 있으며 정문제에서는 주입 전류와 내부 저항률을 가지고 경계 전압을 계산하고, 역문제에서는 측정 전압과 주입 전류를 가지고 내부 저항률 분포를 추정한다.

EIT는 비파괴적이면서 빠른 데이터 획득 속도와 인체에 무해하다는 장점을 가지고 있기 때문에 공정 산업(process industry)분야 뿐만 아니라 의료 분야에서도 많은 연구가 이루어지고 있다. EIT는 공정 산업분야에서 파이프 내부에 흐르는 물에서의 가스 발생과 같은 동적인 변화를 추정하거나, 퇴적물의 상태를 추정하기 위해서 사용되었다[3,4]. 의료분야에서는 뇌, 방광, 심장 및 폐 등에서의 신체활동에 따른 임피던스 변화를 추정하기 위해서 사용되었다[5-7]. 또한 최근 EIT의 연구 주제는 단순히 정문제와 역문제의 수학적 해법을 구하는 것뿐만 아니라 각 분야에 맞는 EIT 센서나 시스템 개발, 동물이나 인체를 대상으로 하는 실험까지 확장되고 있다[8-10]. 이러한 추세에 따라 영상 복원 성능을 높이고, 다양한 분야에 적용하기 위해서 EIT 시스템과 이를 평가하는 방법이 점차 중요해지고 있다.

EIT 시스템의 역할은 영상을 복원하는 것뿐만 아니라 현재 물체 내부의 상태를 정확히 파악할 수 있는 신뢰성 있는 데이터를 취득하는 것이다. 이것은 EIT를 여러 분야에 적용하기 위해서 각 대상에 맞는 정문제와 역문제의 해법이나 EIT 시스템, 전극의 위치나 모양과 같이, 다양한 요소의 적절한 설계와 조정이 필요하다는 것을 의미한다. 그리고 이러한 설계와 조정을 위해서는 EIT 시스템을 평가하는 방법이 필요하다. 일반적으로 EIT 시스템의 성능 평가는 크게 두 가지의 목적을 가지고 있다. 첫 번째는 EIT 시스템이 신뢰할 수 있는 데이터를 얻는 것과 두 번째는 여러 가지 테스트를 함으로써 현재 상황에 적합한 최적의 설정을 맞추는 것이다.

EIT 시스템의 성능을 평가하기 위한 다양한 연구들 중 하나는 회로 기판에 고정 저항이 새겨진 메시(mesh)를 사용하는 것이다[11,12]. 저항 메시지를 이용하여 전압을 측정하고 이를 사전에 계산된 측정 전압과 비교함으로써, 측정된 전압과 시스템의 신뢰도를 평가할 수 있다. 이러한 메시지를 사용하는 것은 시스템을 시험하는데 있어서

안정적이고 메시의 특성을 파악하고 있다는 것이 장점이 될 수 있지만, 반대로 EIT의 대상체를 모델링하는데 있어서 제한이 있다는 단점도 있다. EIT 시스템 평가를 위한 다른 방법으로는 특정한 프로토콜에 의해서 작동하는 테스트 모델이 있다[13]. 이 테스트 모델은 물체의 위치를 자유롭게 옮길 수 있는 로봇 팔, 이를 제어하는 컨트롤러, 소금물이 든 탱크, 데이터를 취득하는 컴퓨터로 구성되어 있다. 로봇 팔을 이용하여 탱크 안에 있는 시험용 물체의 위치를 특정한 프로토콜에 따라 움직일 때 각각의 상황마다 영상을 복원하고 이를 비교하여 EIT 시스템에 최적화된 매개 변수나 환경들을 찾아낸다.

하지만, 이와 같은 방법들은 EIT 시스템을 실제 현장에 사용하기 전에 테스트하고 평가를 하기 위한 것들로 테스트를 위하여 추가적인 비용과 시간이 소모된다. 그리고 실제 현장에서 데이터를 측정하고 영상을 복원하는 도중에 발생한 장비상의 문제를 파악하기에는 어려움이 있다. 또한, 시스템을 통하여 취득한 데이터와 복원한 영상의 신뢰성을 판단하기에는 쉽지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 실제 취득한 데이터와 영상만을 가지고 데이터의 신뢰성을 판단할 수 있는 방법이 필요하다.

한편, RANSAC(random sample consensus) 방법은 컴퓨터 영상 처리 분야에서 사용되는 추정 알고리즘 중의 하나로서 아웃라이어 데이터(outlier data)에 대한 사전 정보 없이도 측정 데이터에서 아웃라이어 데이터를 걸러내는데 견고한 성능을 가지고 있다. RANSAC 방법은 일반적으로 이미지 안에서 서브픽셀을 정밀하게 추출하여 각 물체의 경계선을 찾아내고 이를 바탕으로 연속된 이미지에서 물체의 움직임이 추정하거나 영상을 보정하는데 많이 쓰인다. 대표적으로, 인공위성 사진을 통해 기하학적인 모델을 추정할 때나 자동차 바퀴의 움직임을 추정하기 위해서 사용되었다[15-17].

본 논문에서는 결함이 있는 전극으로부터 측정된 전압 데이터를 찾아내고 이를 제거하기 위해서 RANSAC 방법을 적용하였고 이를 바탕으로 수정된 가우스-뉴턴 방법을 제안하였다. 측정 데이터를 전부 사용하는 기존의 가우스-뉴턴 방법과는 달리 제안한 방법은 측정 데이터의 일부를 표본으로 추출하고 이를 사용하여 내부 저항률 분포를 추정한다. 그리고 사전에 정의된 임계값을 기준으로 측정된 전압과 계산된 전압 사이의 오차를 평가함으로써 표본 전극의 이상 유무를 판단할 수 있다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서 파이프 안이 이상 유동(two phase flow)인 상황을 가정하고 이에 관한 모의실험과 실험이 진행되었다. 전극에 결함이 없을 때의 복원한 영상을 확인하기 위해서 모의실험과 실험을 통해 전극에서 측정된 전압 데이

터를 가지고 기존의 가우스-뉴턴 방법을 이용하여 영상을 복원하였다. 그리고 특정 전극에 결함이 있어 잘못된 전압 데이터가 측정되었다고 가정하기 위해서 특정 전극에서 측정된 전압 데이터에 절대 잡음(absolute noise)을 추가하였으며 이 전압 데이터를 가지고 제안한 방법과 일반적인 가우스 뉴턴 방법을 이용하여 복원한 영상들을 각각 비교하였다.

## 제 2 장 전기 임피던스 단층 촬영법

### 2.1 전기 임피던스 단층 촬영법의 물리적 모델

EIT의 물리적 모델을 위한 지배 방정식은 맥스웰 방정식으로부터 유도되며, 물체 내부의 포텐셜(potential)과 저항률 분포의 관계는 다음과 같은 라플라스 방정식으로 나타낼 수 있다[1].

$$\nabla \cdot \left( \frac{1}{\rho} \nabla u \right) = 0 \quad \text{in } \Omega \quad (2-1)$$

여기서  $\rho$ 는 저항률 분포,  $u$ 는 포텐셜,  $\Omega$ 는 대상 물체의 영역을 나타내며 지배방정식은 완전 전극 모델(complete electrode model; CEM)을 기반으로 한 다음과 같은 경계 조건을 가진다.

$$u + z_l \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial v} = U_l \quad \text{on } \partial\Omega_l, \quad l=1,2,\dots,L \quad (2-2)$$

$$\int_{\partial\Omega_l} \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial v} dS = I_l \quad \text{on } \partial\Omega_l \quad (2-3)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial v} = 0 \quad \text{on } \partial\Omega_h \quad (2-4)$$

위 식에서  $z_l$ 는  $l$ 번째 전극과 물체 사이에서 발생한 접촉 임피던스,  $U_l$ 는  $l$ 번째 전극에서 측정된 전압,  $I_l$ 는  $l$ 번째 전극을 통해서 주입되는 전류,  $e_l$ 는  $l$ 번째 전극을 나타낸다. 추가적으로 해의 유일성을 보장하기 위해서 주입 전류와 측정 전압 관계 다음과 같은 제한이 존재한다.

$$I_l = 0, \quad \sum_{l=1}^L U_l = 0 \quad (2-5)$$

### 2.2 영상 복원을 위한 가우스-뉴턴 방법

EIT는 물체 내부의 영상을 복원하기 위해 측정된 전압과 주입된 전류를 가지고 정문제와 역문제를 반복 계산하면서 내부 저항률을 복원하는 기술이다. 본 논문에서는

EIT의 정문제를 통해 경계 전압을 계산하기 위하여 2.1절에서 언급한 물리적 모델과 경계 조건을 가지고 유한요소법을 이용하였고[1,2]. EIT의 역문제를 통해 물체 내부의 저항률 분포를 추정하기 위하여 가우스-뉴턴(Gauss-Newton; GN) 방법을 사용하였다. 가우스-뉴턴 방법은 EIT의 다른 복원 알고리즘에 비해 좋은 복원 성능과 수렴 속도를 가지고 있으며 다음과 같은 목적함수 갖는다.

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} \|U - V(\rho)\|^2 \quad (2-6)$$

위 식에서  $V(\rho)$ 는 내부 저항률 분포가  $\rho$ 일 때 정문제를 통해서 계산된 전극에서의 측정 전압이다. 가우스-뉴턴 방법은 식 (2-6)과 같은 목적함수를 최소로 만드는  $\rho$ 를 찾는 과정으로서 식 (2-6)을 최소화하기 위해서는 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$\Phi'(\rho) = -J [U - V(\rho)] = 0 \quad (2-7)$$

위 식에서  $J$ 는 자코비안 행렬(jacobian matrix)로 식 (2-8) 같이 정의되며 식 (2-7)을 풀기 위해서 선형화하면 식 (2-9)와 같은 식을 얻을 수 있다.

$$J \equiv V'(\rho) = \frac{\partial V(\rho)}{\partial \rho} \quad (2-8)$$

$$\Phi'(\rho_{k+1}) \approx \Phi'(\rho_k) + \Phi''(\rho_k)(\rho_{k+1} - \rho_k) = 0 \quad (2-9)$$

식 (2-9)에서  $\Phi''(\rho)$ 는 Hessian 행렬로 다음과 같이 정의될 수 있다[1].

$$\Phi''(\rho) = J^T J + \frac{\partial^2 V(\rho)}{\partial \rho^2} I \otimes [V(\rho) - U] \approx J^T J \quad (2-10)$$

식 (2-10)에서  $\otimes$ 는 Kronecker 행렬 곱이다. 위에 식들을 정리하면 다음과 같이 내부 저항률을 갱신하는 식을 얻을 수 있다.

$$\rho_{k+1} = \rho_k + [J^T J]^{-1} J^T [U - V(\rho_k)] \quad (2-11)$$

하지만 EIT의 역문제는 비선형이고 비정치성(ill-posedness)문제를 포함하고 있으므로 식 (2-11)를 이용하여 좋은 복원 영상을 얻는 것은 힘들다. 본 논문에서는 복원 성능을 향상시키고 안정된 해를 얻기 위해서 Tikhonov 조정 방법을 적용한 가우스-뉴턴 방법을 사용하였다[1]. 식 (2-6)에서 비정치성을 완화하기 위해 조정 항을 추가하면 다음과 같은 목적함수를 얻을 수 있다.

$$\rho = \frac{1}{2} \left( \| -V(\rho) \| + \alpha \| R\rho \|^2 \right) \quad (2-12)$$

위 식에서  $\alpha$ 는 조정인자(regularization parameter),  $R$ 은 조정 행렬(regularization matrix) 이고 식 (2-12)를 정리하면 저항률 분포를 갱신하기 위한 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\rho_{k+1} = \rho_k + (J^T J + \alpha R^T R)^{-1} \{ J^T [U - V(\rho_k)] + \alpha R^T R \rho_k \} \quad (2-13)$$

## 제 3 장 RANSAC을 이용한 결합 전극 검출

### 3.1 RANSAC 방법

RANSAC 방법은 측정값으로부터 모델과 매개변수(parameter)를 추정하는 방법으로서 Fischler와 Bolles가 제안한 것이다[14]. 기존에 사용되는 가우스-뉴턴 방법에서 최소자승법(least-square method)은 측정값과 추정된 값과의 잔류 오차(residual error)를 최소로 만드는 것을 목표로 가지고 있지만 측정값 중에 아웃라이어 데이터가 많이 존재하는 경우에는 엉뚱한 추정 결과가 나올 수 있다. 하지만 RANSAC 방법은 측정데이터 중에 절반 이상이 아웃라이어 데이터로 구성되어 있어도 좋은 복원값을 가질 수 있다[21,22].

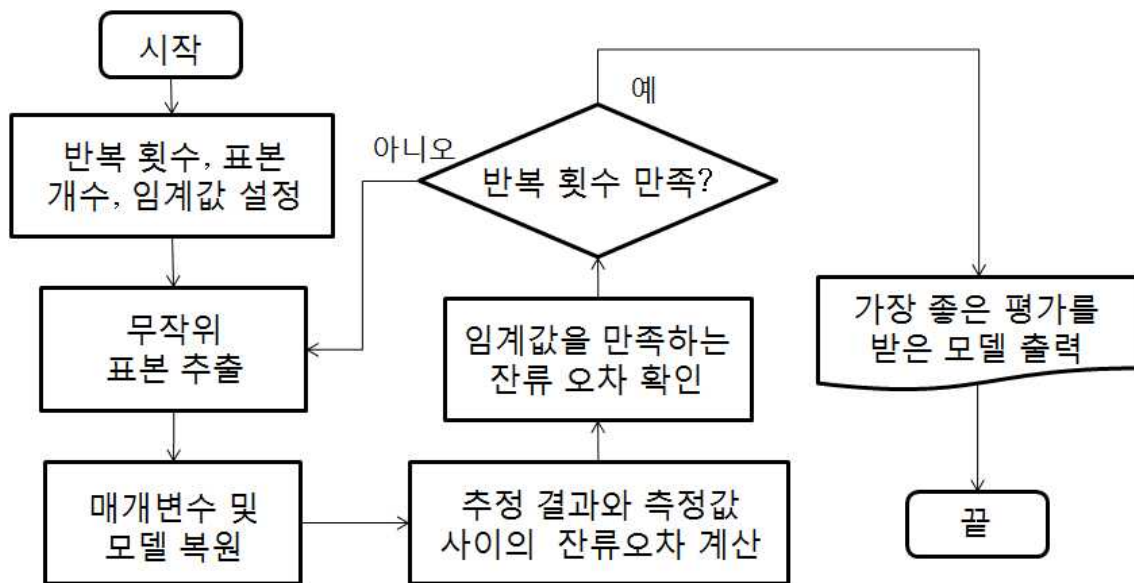


Fig. 1 일반적인 RANSAC 방법의 순서도

Fig. 1은 일반적인 RANSAC 방법의 순서도이다. RANSAC 방법은 최소자승법과는 달리 측정값 중에서 무작위로 선택된 표본을 가지고 모델을 추정한 후에 가장 많은 일치점(consensus)을 가지고 있는 모델을 찾는 과정이다. 처음에는 RANSAC 방법에 사용하기 위한 반복 횟수와 표본 개수, 임계값을 설정한다. 그 다음으로 설정된 표본 개수만큼 측정값 중에서 무작위로 표본 값이 추출되는데 이 때 추출된 표본 값은 모델을 추정하기 위한 최소한의 크기를 가져야 한다[19]. 선택된 최소한의 표본 값은 모

델과 매개변수를 추정하기 위해 사용되고 추정된 결과와 측정값 사이에 잔류 오차를 계산한다. 그리고 사전에 정의된 임계값(threshold value)을 만족하는 잔류 오차의 데이터 개수를 확인하고 이 과정을 통해 임계값을 가장 많이 만족하는 모델과 표본을 출력한다. 위의 과정을 반복하면 인라이어 데이터(inlier data)들로만 추정된 최적의 모델과 매개변수를 찾을 수 있다.

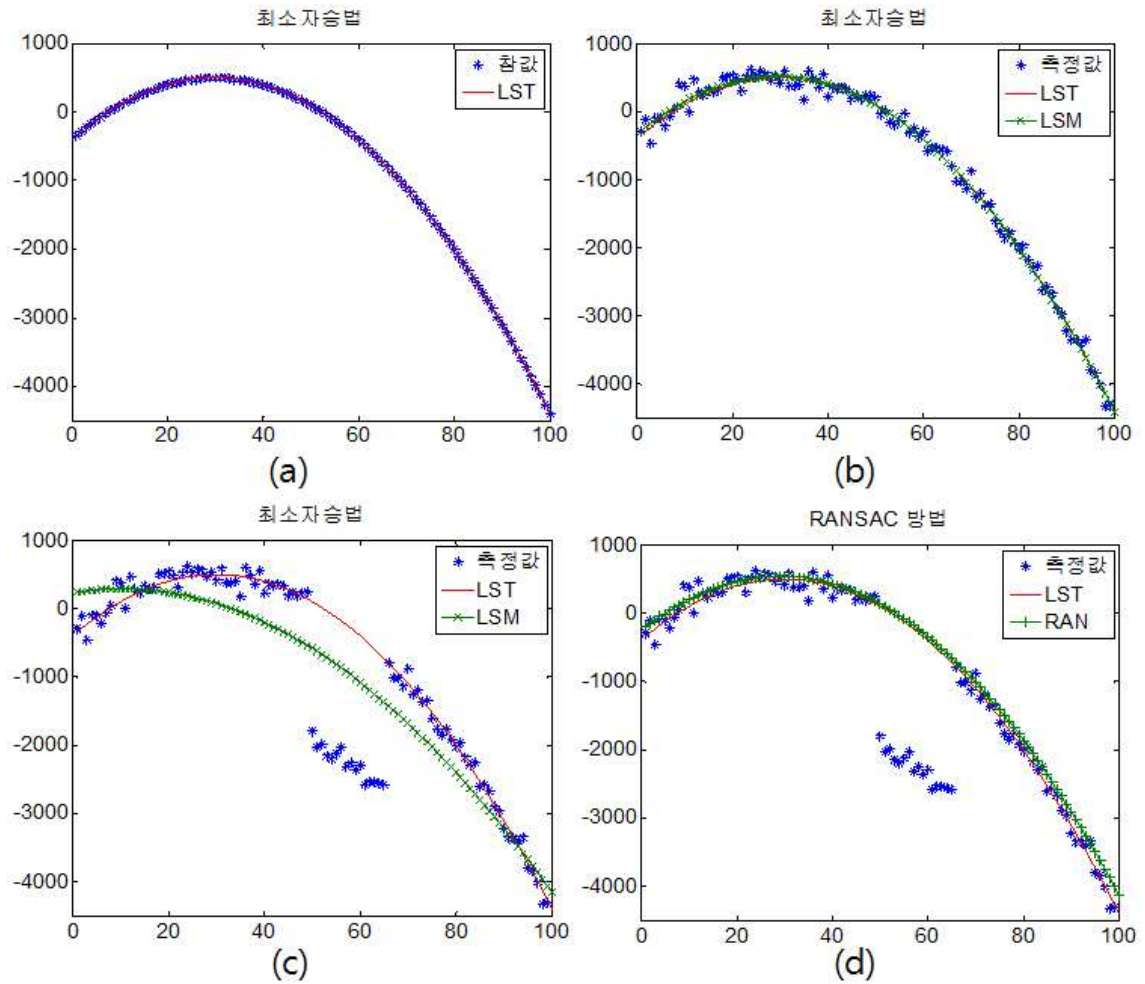


Fig. 2 최소자승법과 RANSAC 방법의 보간법 결과 비교 (a) 가정한 실제 데이터, (b) 잡음이 추가된 데이터, (c) 아웃라이어 데이터가 있는 경우 최소자승법을 시행한 결과, (d) 아웃라이어 데이터가 있는 경우 RANSAC 방법을 시행한 결과

Fig. 2은 RANSAC 방법의 성능을 확인하기 위해 임의로 생성한 측정 데이터로부터 최소자승법과 RANSAC 방법으로 보간법을 시행한 결과이다. Fig. 2의 (a)에서는 측정 데이터를 생성하기 위해서 이차방정식을 이용하여 별표의 위치를 계산하였고 현실성을 높이기 위해서 (b)에서처럼 잡음을 전 구간에 추가하였다. 그리고 아웃라이어



데이터를 생성하기 위해 (c)와 (d)에서처럼 특정 구간에서만 추가로 큰 잡음을 첨가하였다. Fig. 2에 별표시(\*)는 측정 데이터이고 LST(—)은 참값을 가지고 최소자승법을 시행한 결과이다. 그리고 그림 (b)와 (c)에 있는 LSM(—x)은 측정값을 가지고 최소자승법을 시행한 결과이고 (d)에 있는 RAN(—+)은 측정값을 가지고 RANSAC 방법을 시행한 결과이다.

Fig. 2의 (c)을 확인해보면 최소자승법을 통해 추정된 LSM이 특정 구간에 있는 아웃라이어 데이터의 영향으로 인해 LST보다 낮은 기울기를 가진 값으로 복원된 것을 확인할 수 있다. 하지만 Fig. 2의 (d)를 확인해보면, RANSAC 방법을 통해 추정된 RAN은 LST와 비슷한 복원 결과를 가지고 있으므로 아웃라이어 데이터의 영향을 받지 않았다는 것을 알 수 있다.

위 결과와 같이 RANSAC 방법은 아웃라이어 데이터가 있을 때에도 견고한 성능을 가지지만 RANSAC 방법의 성능은 대체적으로 반복횟수와 임계값 설정에 의해 결정된다. RANSAC이 좋은 추정결과를 얻기 위해서는 표본 값을 뽑고 결과를 추정하는 반복 구간에서 적어도 한 번 이상 인라이너 데이터들로만 구성된 표본이 뽑혀야 한다. 반복횟수를 늘릴수록 인라이너 데이터들로만 구성된 표본을 추출할 확률이 늘어나지만, 계산 시간이 많이 소모되므로 적절한 반복 횟수를 정하는 것이 효과적이다. 일반적으로 RANSAC 방법에서는 다음과 같은 식을 이용하여 적절한 반복횟수를 구할 수 있다[16].

$$P = 1 - (1 - \eta)^m \quad (3-1)$$

위 식에서  $m$ 는 반복 횟수,  $\mu$ 는 인라이너 데이터에서만 샘플이 뽑힐 확률,  $m$ 은 모델을 추정하기 위한 최소의 샘플 개수,  $\eta$ 는 측정 데이터 중에서 인라이너 데이터의 비율이다. 식 (3-1)을 정리하면 반복 횟수는 다음과 같은 식을 통해 얻을 수 있다.

$$P = \frac{\log(1 - \mu)}{\log(1 - \eta^m)} \quad (3-2)$$

임계값을 설정하는 것은 RANSAC 방법의 성능을 결정하는데 있어서 매우 중요한 부분이다. 측정 데이터와 추정된 모델간의 잔류 오차가 사전에 정의된 임계값보다 작았을 때 샘플 데이터는 인라이너 데이터로 간주되며 잔류 오차는 다음과 같은 식을 통해서 계산된다.

$$r_i = |y - f(x_i)| \quad (3-3)$$

위 식에서  $\eta$ 는 측정 데이터,  $x$ 는 임의로 추출된 표본,  $f(x_i)$ 는 추출된 표본을 가지고 복원된 모델 및 매개변수,  $r_i$ 은  $f(x_i)$ 와  $y$  사이의 잔류 오차이다. 일반적으로  $r_i$ 은 벡터이므로 추정된 모델과 표본의 신뢰성을 평가하기 위해서  $r_i$ 의 각 요소와 임계값을 각각 비교한다. 이 때 임계값보다 작은 요소들이 가장 많이 포함된  $r_i$ 의  $f(x_i)$ 와  $x_i$ 가 가장 높은 신뢰성을 가지고 있다고 평가된다.

그러나 식 (3-3)에서 구한 잔류 오차와 임계값을 비교할 때, 임계값을 너무 크게 설정하면 변별력이 떨어져서 평가된 모델이 신뢰성을 잃게 되고 임계값을 너무 작게 하면 RANSAC 방법이 불안정해지고 엉뚱한 결과를 가지고 온다. 결국 표본 추출 단계에서 인라이어 데이터로만 구성된 표본을 뽑아 매개변수를 복원하였다더라도 적절치 않은 임계값 설정으로 인해 잘못된 평가가 이뤄질 수 있으므로 적절한 임계값을 설정하는 것은 매우 중요하다.

이러한 임계값 설정에 어려움을 극복하기 위해서 다양한 방법들이 제안되었다. 대표적인 방법들로는 순차적 확률비 실험(sequential probability ratio test; SPRT) 방법을 통하여 아웃라이어 데이터에 대한 사전 정보(prior information) 없이도 모델을 분류하는 방법[18], 임계값보다 큰 잔류 오차라도 임계값과의 차이에 따라서 가중치를 주어 평가에 반영하는 방법[19], 인라이어 데이터의 잔류 오차에 대한 밀집도(density)를 이용하는 방법[20], 인라이어 데이터의 분포에 대한 카이 제곱 분포(chi-square distribution)를 이용하여 임계값을 설정하는 방법[21] 등이 있으며 카이 제곱 분포를 이용하여 임계값을 정하는 식은 다음과 같다.

$$th = \chi_n^{-1}(\eta)\sigma^2 \quad (3-4)$$

위 식에서  $th$ 는 임계값,  $\chi$ 는 카이 제곱 분포,  $\sigma_G$ 는 가우시안 노이즈(Gaussian noise)의 표준 편차이다.

### 3.2 RANSAC 방법에 기반을 둔 수정된 가우스-뉴턴 방법

본 논문에서는, 전기 임피던스 단층촬영법 시스템을 가지고 데이터를 측정할 때, 결함이 있는 전극을 통해서 측정된 데이터를 검출하고 이를 제거함으로써 공간 해상도를 향상시키기 위해 수정된 가우스-뉴턴 방법을 제안하였다.

EIT에서는 일반적으로 가우스-뉴턴 방법을 가지고 영상을 복원할 때, 주입된 전류

데이터와 측정된 전압 데이터를 모두 사용하여 저항률을 계산한다. 이 때 측정된 전압 데이터는 다음과 같은 행렬로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} & \cdots & U_{1G} \\ U_{21} & U_{22} & \cdots & U_{2G} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{L1} & U_{L2} & \cdots & U_{LG} \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

위 식에서  $U_{lg}$ 는  $l$ 번째 전극에서  $g$ 번째 전류 패턴일 때 측정된 전압이고  $G$ 는 총 전류 패턴의 수를 의미한다.  $U$ 에서 하나의 행은 하나의 전극에서 각각의 전류 패턴에 따라 측정된 전압을 의미하고 하나의 열은 하나의 전류 패턴에 따라 각각의 전극에서 측정된 전압을 의미한다. 즉,  $i$ 번째 전극에서 각각의 전류 패턴에 따라 측정된 전압은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$U_i = [U_{i1} \ U_{i2} \ \cdots \ U_{iG}] \quad (3-6)$$

하지만 전극에 어떤 결함이 생긴 상태에서 전압을 측정할 경우 측정 전압 데이터에서 결함 전극에 해당하는 특정 행에 포함된 전압 데이터가 모두 잘못된 값을 가지게 된다. 그리고 이 측정 데이터를 이용하여 영상을 복원할 경우, 복원된 영상의 성능은 매우 떨어지게 된다. 이 때 RANSAC 방법을 이용하면 결함이 있는 전극에서 측정된 전압 데이터를 찾아내고 이를 제거함으로써 결함 전극이 없을 때와 비슷한 결과를 얻을 수 있다.

RANSAC 방법을 EIT에 적용하기 위해서는 EIT에 맞는 표본을 추출하는 방법과 잔류 오차 방정식 및 임계값 설정이 필요하다. 기존의 RANSAC 방법에서는 측정 데이터 중에서 무작위로 표본을 추출하였지만, 본 논문에서는 결함 전극에서 측정된 전압 데이터는 전부 아웃라이어 데이터로 간주하기 위해서 다음과 같이 한 전극에서 측정된 전압 데이터를 하나의 측정값처럼 사용하였다.

$$U = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} & \cdots & U_{1G} \\ U_{21} & U_{22} & \cdots & U_{2G} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{L1} & U_{L2} & \cdots & U_{LG} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ \vdots \\ U_L \end{bmatrix} \quad (3-7)$$

위와 같은 가정 하에 2번 전극을 제외한 나머지 전극의 전압 데이터를 표본으로 추출할 경우 다음과 같은 측정 전압 행렬을 이용하여 영상을 복원하였다.

$$\begin{matrix} [U_1] \\ U_3 \\ U_4 \\ \vdots \\ [U] \end{matrix} \quad \text{ample} \quad (3-8)$$

또한 기존의 방법과 같이 전극 표본을 무작위로 선택하게 되면, 확률적으로 결함이 있는 전극의 데이터만 걸러내는 것이 매우 힘들다. 그리고 실제 상황에서는 결함이 있는 전극의 개수를 특정 지을 수 없으므로 다음과 같은 식을 통하여 전극 표본과 반복 횟수를 정하였다.

$$P = {}_L C_{L-1} + {}_L C_{L-2} + \dots + {}_L C_{L-t} \quad (3-9)$$

위 식에서  $t$ 는 결함이 있을 것이라고 추정되는 최대한의 전극 개수이다. 식 (3-9)을 통해서 제안한 방법의 반복횟수를 결정하고 위 식에 포함되는 모든 전극의 조합을 표본으로 삼아 영상을 복원하였다.

잔류 오차 방정식의 경우, EIT에서 저항률과 측정 전압과의 관계는 비선형이므로 계산하기 복잡하고 많은 시간을 소모한다. 따라서 저항률과 측정 전압과의 선형화 과정을 통해 계산이 쉽고 빠른 잔류 오차 방정식을 얻을 수 있다.

$$U = V(\rho) + w \quad (3-10)$$

위 식은 일반적인 EIT의 측정 방정식으로  $w$ 는 측정 잡음을 나타낸다. 이 때 위에 식을 가지고 테일러급수를 1차까지 전개하여 다음과 같이 선형화 시킬 수 있다.

$$U = V(\rho_0) + \mathcal{J}(\rho_0)(\rho - \rho_0) \quad (3-11)$$

위 식에서  $\rho_0$ 는 균일한 저항률(homogeneous resistivity) 분포 나타내며 위 식으로부터 다음과 같은 잔류 오차 방정식을 정의할 수 있다.

$$\Gamma_i = (U - V(\rho_0)) - \mathcal{J}(\rho_0)(\rho_i - \rho_0) \quad (3-12)$$

위 식에서  $\rho_i$ 는  $i$ 번째 선택된 표본 데이터로 복원된 저항률 분포이고,  $\Gamma_i$ 는  $i$ 번째 표본 데이터로 복원한 모델과 측정값과의 잔류 오차이다. 그리고 임계값은 다음과 같은 잔류 오차 행렬을 이용하여 설정하였다.

$$\Gamma = [\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_p] \quad (3-13)$$

$$\sigma = \text{std}(\Gamma), \quad th = 2\sigma \quad (3-14)$$

위 식에서  $\sigma$  는 잔류 오차 행렬이고  $\sigma$ 는 잔류 오차 행렬의 표준편차,  $th$ 는 임계값을 나타낸다.

수정된 가우스-뉴턴 방법은 다음과 같은 순서로 작동하며 Fig. 3에 나타내었다.

- I). 전극 표본의 수  $t$ , 반복 횟수  $P$ , 반복문에 조건식  $P = 0$ 를 정한다.
- II). 임의의 전압 표본  $U_i$ 을 선정한다.
- III). 추출된 표본 데이터를 가지고 가우스-뉴턴 방법을 한 번만 갱신하여 저항률 분포를 추정한다.
- IV). 식 (3-11)를 이용하여 추정된 결과와 측정 데이터 사이의 잔류 오차,  $I_i$ 를 계산한다.
- V) II)부터 IV)까지의 과정을 횟수  $P$  만큼 반복한다.
- VI) 식 (3-13)을 이용하여 잔류 오차 행렬  $I$ 를 구하고 식 (3-14) 이용하여 임계값  $th$ 를 계산한다.
- VII) 임계값을 가장 많이 만족하는 전극 표본과 표본을 가지고 추정된 저항률 분포를 출력한다.

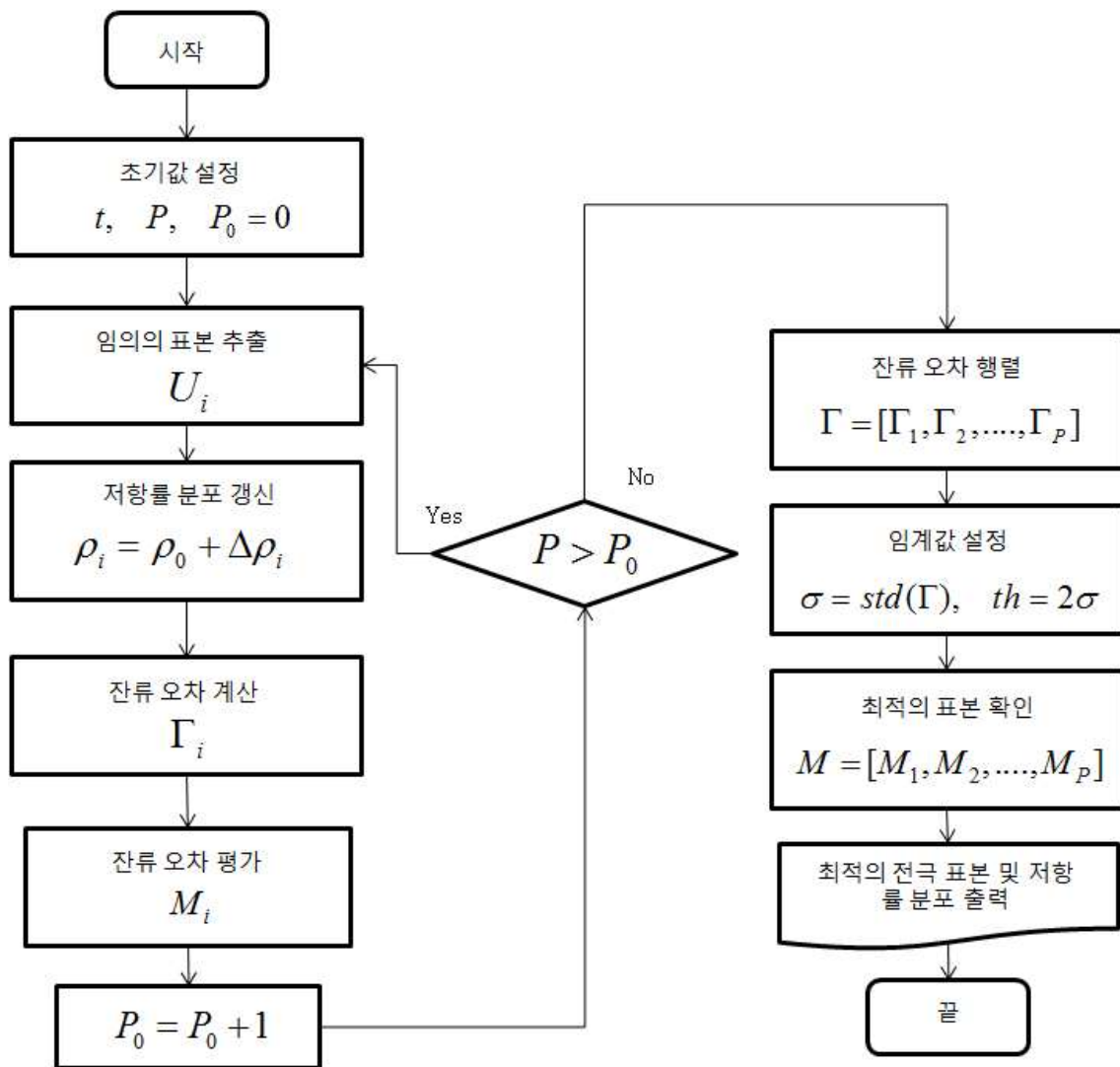


Fig. 3 수정된 가우스-뉴턴 방법의 순서도

## 제 4 장 모의실험 및 실험 결과

RANSAC 방법에 기반하여 수정된 가우스-뉴턴 방법(modified Gauss-Newton method; MGN)의 영상 복원 성능을 평가하기 위하여 파이프 안이 이상 유동인 상태를 가정하고 이에 대한 모의실험과 실험을 수행하였다. 제안한 방법은 기존의 가우스-뉴턴 방법(CGN)으로 복원한 영상과 비교하였고, 복원된 영상의 성능을 정량적으로 평가를 위해서 성능지표로 영상 오차(image error; IE), 상관계수(correlation coefficient; CC) 및 전압의 평균 제곱근 오차(root-mean square error; RMSE)를 계산하고 비교하였다. 이 때 복원된 영상이 낮은 IE와 RMSE, 높은 CC 값을 가진 경우, 복원 알고리즘이 좋은 복원 성능을 가진 것이라고 할 수 있다. 각 성능 지표는 다음과 같은 식으로 정의되며, 이때  $\rho_{true}$ 는 실제 저항률 분포,  $\rho_e$ 는 추정된 저항률 분포를 나타내며,  $\rho_{true}$ 와  $\rho_e$ 는  $\rho_{true}$ 와  $\rho_e$ 의 평균값을 나타낸다.

$$IE = \frac{(\rho_{true} - \rho_e)^T (\rho_{true} - \rho_e)}{\rho_{true} \rho_{true}} \quad (4-1)$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (\rho_e - \bar{\rho}_e)(\rho_{true} - \bar{\rho}_{true})}{(\rho_e - \bar{\rho}_e)^2 \sum_{i=1}^N (\rho_{true} - \bar{\rho}_{true})^2} \quad (4-2)$$

$$RMSE = \frac{(U - V(\rho_e))^T (U - V(\rho_e))}{U^T U} \quad (4-3)$$

본 논문에서는 모의실험과 실험을 수행하기 위해 모의실험에서는 16개의 전극, 실험에서는 32개의 전극을 사용하였다. 또한, 제안한 방법에서 결함이 있는 전극을 찾아내기 위해 결함 전극이 최대 3개까지 있을 수 있다는 가정 하에 전극의 표본 수를 모의실험에서는 13개부터 15개까지, 실험에서는 29개부터 31개까지 순서대로 증가시켰다. 그리고 각 전극 표본 수에 대한 모든 조합을 표본으로 삼아 영상을 복원하고 이를 평가하였다. 영상을 복원하기 위해 조정 기법은 일반화된 조정방법(generalized Tikhonov regularization)을 사용하였고, 조정인자는  $5 \times 10^{-4}$ 를 사용하였다.

#### 4.1 결합 전극에 대한 정의

모의실험에 앞서 전극에 생긴 문제점으로 인하여, 측정된 전압 데이터 중 일부가 아웃라이어 데이터라는 상황을 재현하기 위해 몇 가지 가정을 하였다. 실제 EIT 시스템을 사용하여 전압을 측정할 때 전극에 생길 수 있는 문제점들로는, 전극과 측정 시스템 사이에 연결이 끊어져 노이즈만 측정되는 상황, 전극과 물체 사이에 이물질이 끼었을 때, 전극과 시스템 사이에 접촉 불량 등이 있다. 이와 같은 상황들이 발생하여, 측정된 전압 데이터로 영상을 복원할 경우, 복원된 영상은 매우 낮은 해상도를 가지며 실제 물체 내부의 모습과는 전혀 다른 영상이 복원된다.

하지만, 단순히 전극과 측정 시스템 사이에 연결이 끊어진 상황은 측정된 전압 데이터를 확인하는 것만으로도 문제가 생긴 전극을 찾아낼 수 있다.

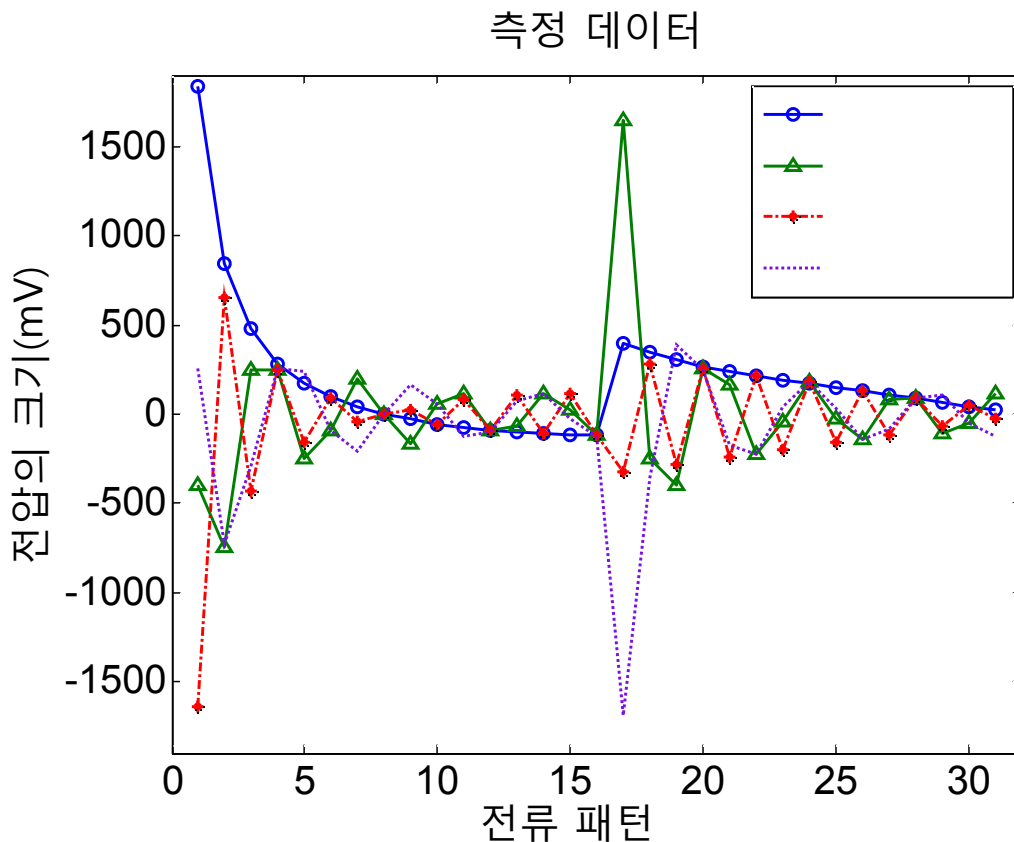


Fig. 4 이상 유동에 관한 실험 데이터

Fig. 4는 이상 유동에 관한 EIT 실험 데이터이고 마크가 같은 하나의 선은 전류 패턴에 따라 같은 전극에서 측정된 전압 데이터의 그래프이다. 위 그래프에서 보면 알



수 있듯이, 각 그래프마다 측정된 전압의 크거나 세부적인 모습은 다르지만 대체로 일정한 형태를 가진 것을 확인할 수 있다. EIT에서는 물체에 일정한 패턴을 가지는 전류를 전극마다 주입하기 때문에 내부 상태에 따라 세부적인 모양은 다를지라도 전체적으로 비슷한 형태를 가진 전압이 측정된다. 이러한 특징으로 인해 전극과 시스템이 단절된 곳은 측정된 전압의 모양을 확인하는 것만으로도 충분히 검출할 수 있다.

하지만 전극과 물체 사이에 이물질이 낀 경우, 전극의 설계 문제, 전극과 EIT 시스템 사이에 접촉 불량으로 인한 측정 데이터의 오류는 복원된 영상이나, 측정 데이터의 확인만으로는 결함 전극을 찾아내는 것이 힘들다. 그리고 위와 같은 상황에서는 전극을 통하여 전압 데이터가 측정이 되지만, 측정된 전압 데이터를 확인하는 것만으로는 문제가 있는 전극을 검출하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 전극과 시스템의 연결이 단절되어 있는 경우를 제외한 다른 문제점을 가진 전극을 결함 전극이라고 가정하였다. 또한 이러한 가정을 위해 모의실험과 실험에서 특정 전극을 통해 측정된 전압 데이터에 절대 잡음을 추가하였고 결함 전극의 수나, 추가된 절대 잡음의 크기에 따른 복원 성능을 확인하기 위해서 모의실험과 실험에서 각각 세 가지 경우를 가정하였다.

#### 4.2 이상 유동에 대한 모의실험 및 결과

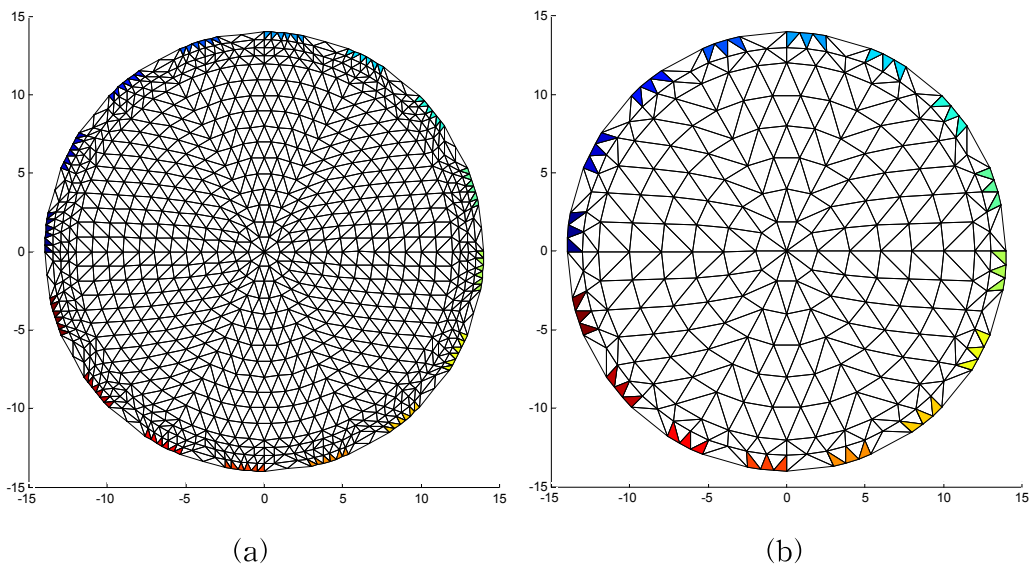


Fig. 5 모의실험에서 이상 유동 영상 복원에 사용된 메시 (a) 정문제 메시, (b) 역문제 메시

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서, 파이프 내부가 이상 유동이라는 가정 하에 모의실험을 수행하였다. 파이프의 단면을 표현하기 위하여 모의실험에 사용된 유한요소법 메시는 Fig. 5와 같다. Fig. 5의 (a)는 전압을 계산하기 위하여 사용된 정문제 메시이며, 1968개의 요소와 1049개의 노드로 이루어져 있다. Fig. 5의 (b)는 저항률 분포를 추정하기 위한 역문제 메시로 492개의 요소와 279개의 노드로 이루어져 있다. 각 메시에서 경계선 부분에 있는 색칠된 요소들은 각각에 전극들과 접촉하고 있는 요소들을 뜻한다.

이상 유동에서의 배경의 저항률과 표적(target)의 저항률은 각각 400 S/cm, 800 S/cm으로 가정하였다. 그리고 표적의 상태에 따른 영상 복원 성능을 확인하기 위해서 네 가지 시나리오를 가정하였다. 첫 번째 시나리오와 두 번째 시나리오는 하나의 표적이 각각 중앙에 위치했을 때와 물체의 경계 부근에 위치했을 때를 가정하였다. 그리고 세 번째 시나리오와 네 번째 시나리오는 표적의 개수가 각각 두 개와 세 개 일 때를 가정하였다. 시나리오에 따른 측정 전압을 생성하기 위해서 경계 전압을 생성하기 위해 삼각함수형(trigonometric)의 전류 패턴을 주입하였다. 측정 전압 생성 후에는 모든 전압 데이터에 0.5%의 절대 잡음을 첨가하였다. 그리고 몇몇 전극에 결함이 발생한 상황을 다음과 같이 세 가지 경우로 가정하였다. 첫 번째 경우(case 1)은 1번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 1번 전극의 측정 전압 데이터에 10%에 절대 잡음을 첨가하였고, 두 번째 경우(case 2)은 7번 전극과 15번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 해당 전극의 측정 전압 데이터에 10%의 절대 잡음을 첨가하였다. 세 번째 경우(case 3)에서는 3번, 8번, 13번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 해당 전극의 측정 전압 데이터에 각각 10%, 7.5%, 5%의 절대 잡음을 추가하였다. 절대 잡음이 추가된 후에는 CGN 방법과 MGN 방법으로 각각 영상을 복원하였고 각 영상의 IE, CC, RMSE 값을 계산하였다.

Fig. 6과 Fig. 7는 하나의 표적이 각각 중앙에 위치했을 때와 물체 경계 부근에 위치해 있을 때의 저항률 분포를 복원한 영상들이며, Fig. 8와 Fig. 9은 경계 부근에 표적이 각각 2개와 3개가 위치해 있을 때의 복원한 영상들이다. Fig. 6~9의 (a)는 실제 영상이고 (b)는 특정 전극에서의 결함전극이 없을 때를 가정하여 모든 측정 전압에 0.5%의 절대 잡음만을 추가하여 CGN 방법을 이용하여 복원한 영상이다. 그리고 (c)와 (d)는 특정 전극들이 결함을 가지고 있을 때를 가정하여 각각 CGN 방법과 MGN 방법을 이용하여 복원한 영상들이다. 모든 복원 영상들의 비교를 위

하여 각 영상의 컬러바를 400 S/cm ~ 800 S/cm으로 일치시켰다.

Fig. 6~9의 (b)를 보면 알 수 있듯이, 복원한 영상의 표적이 실제 영상의 표적보다 상대적으로 낮은 저항률을 가지고 있지만 비슷한 모양으로 복원된 것을 확인할 수 있다. 하지만, Fig. 6의 (b)에서는 중앙 부분에 낮은 전류 밀도로 인하여 표적의 저항률뿐만 아니라 모양까지 다르게 복원이 된 것을 알 수 있다. Fig. 6~9에 있는 (c)의 영상들을 보면 알 수 있듯이, 결합전극이 없을 때를 가정한 (b)의 영상과 결합 전극의 영향을 받은 (c)의 영상들은 큰 차이가 있는 것을 확인할 수 있다. Fig. 6와 Fig. 7에서 (c)의 영상들을 확인해보면 알 수 있듯이, 결합 전극의 영향으로 인해 표적의 모양이 늘어지거나, 하나에서 두 개로 분리된 것처럼 보이는 현상을 관찰할 수 있고 전극 주변의 배경 부분이 매끄럽지 못한 것을 알 수 있다. Fig. 6과 Fig. 9에 있는 (c)의 영상들을 보면, (c) 영상들의 표적의 위치가 (b) 영상 속에 있는 표적의 위치와는 다른 것을 알 수 있다. 결합 전극의 영향으로 인해 표적이 전혀 다른 곳에서 복원이 되거나, 아무것도 없던 곳에서 다른 표적이 생긴 것과 같은 현상도 확인할 수 있다. Fig. 6~9에 있는 (d)의 영상들을 보면 알 수 있듯이, 각 그림에 있는 (b)의 영상과 비슷한 복원 결과를 가진 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과로 보아 (d)의 영상들은 제안한 방법으로 인해, 결합 전극에서 측정된 데이터의 영향을 받지 않고 영상이 복원된 것을 알 수 있다.

Table 1~4로부터 복원한 영상들의 IE, CC, RMSE 값을 확인할 수 있다. Table 1~4보면 알 수 있듯이, Fig. 6~9에 있는 (c)의 영상들은 가장 높은 IE, RMSE 값과 가장 낮은 CC 값을 가진 것을 알 수 있다. 그리고 Fig 6~9에 있는 (d)의 영상들은 (c)의 영상들보다 월등히 IE, CC, RMSE 값을 가지고 있으며, (b)의 영상들이 가지고 있는 IE, CC, RMSE 값과 비슷한 결과를 가진 것을 확인할 수 있다.

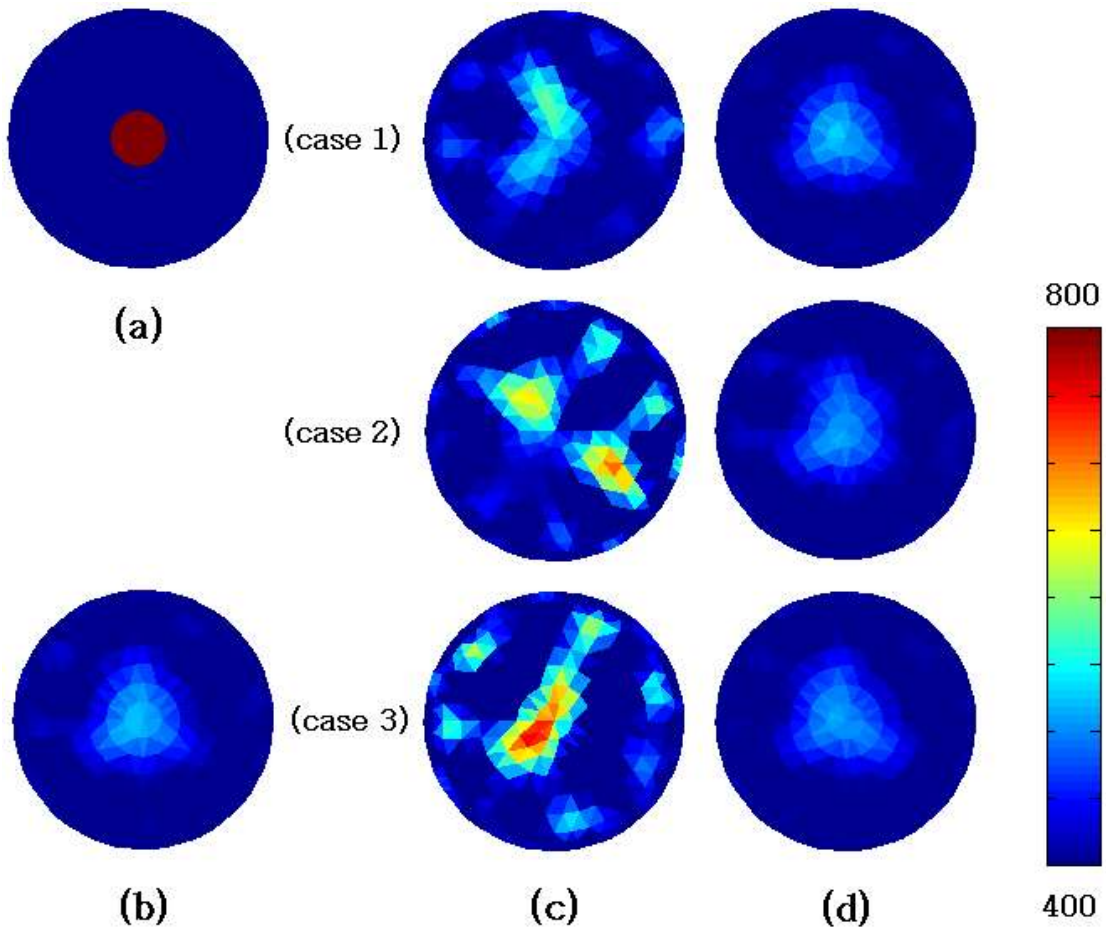


Fig. 6 표적이 중앙에 있을 때 복원한 영상 (a) 실제 영상, (b) 결합 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결합 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (d) 결합 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 1 표적이 중앙에 있을 때 복원한 영상들의 IE, CC, RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
IE	0.1559	0.1757	0.1556	0.2544	0.1596	0.2310	0.1592
CC	0.6548	0.4397	0.6610	0.1647	0.6209	0.4200	0.6319
RMSE	0.0036	0.0142	0.0035	0.0377	0.0050	0.0539	0.0031

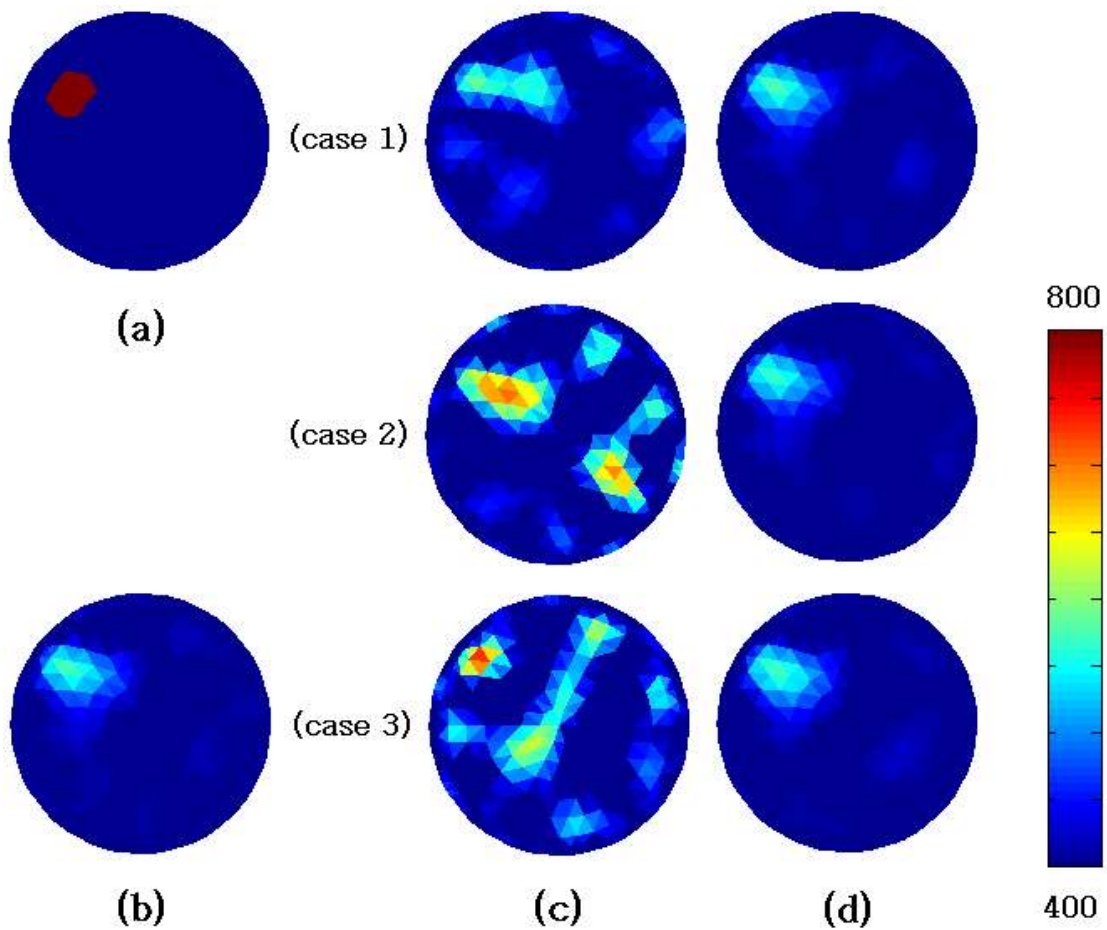


Fig. 7 표적이 전극 근처에 있을 때 복원한 영상 (a) 실제 영상, (b) 결함 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결함 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (d) 결함 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 2 표적이 전극 주변에 있을 때 복원한 영상들의 IE, CC, RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
IE	0.1069	0.1410	0.1075	0.2179	0.1075	0.2365	0.1069
CC	0.6420	0.3355	0.6315	0.3246	0.6433	0.0570	0.6357
RMSE	0.0051	0.0149	0.0058	0.0438	0.0047	0.0432	0.0052

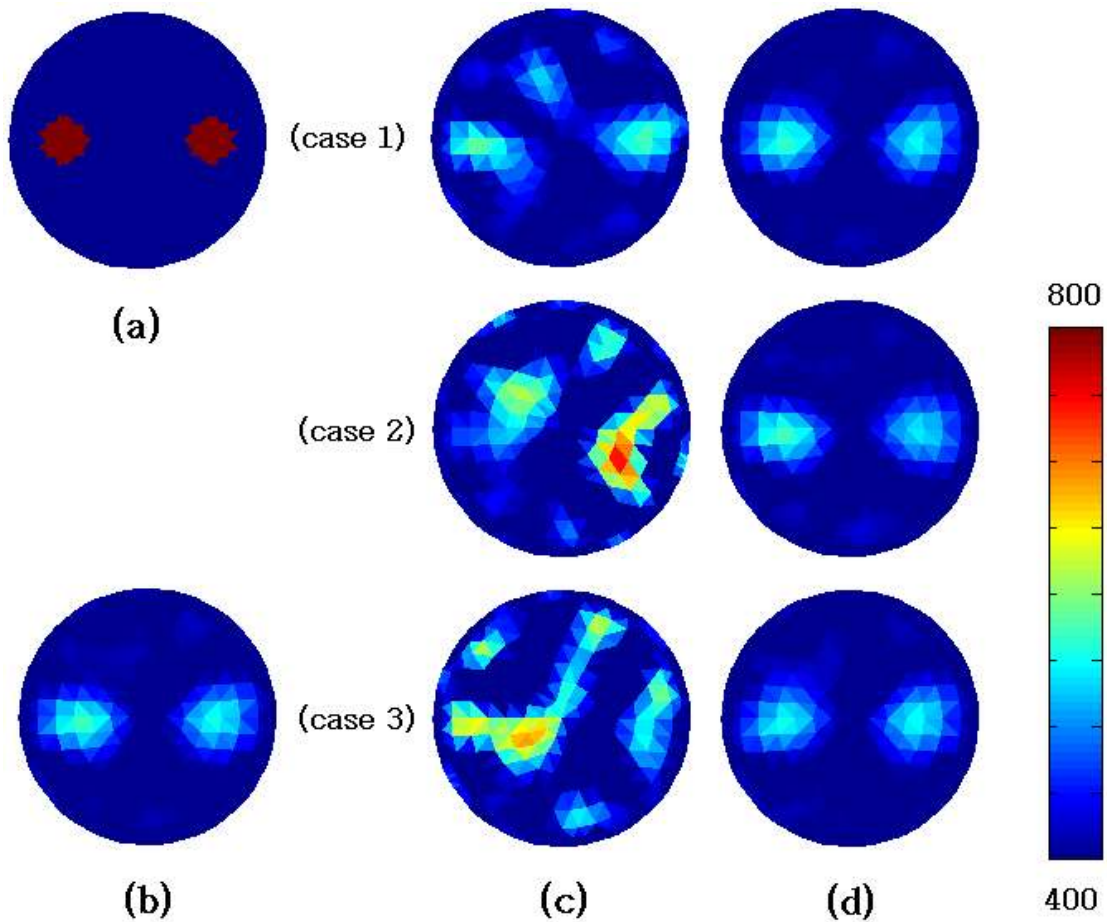


Fig. 8 표적이 두 개 있을 때 복원한 영상 (a) 실제 영상, (b) 결합 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결합 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (d) 결합 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 3 표적이 두 개 있을 때 복원한 영상들의 IE, CC, RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
IE	0.1467	0.1666	0.1481	0.2418	0.1490	0.2561	0.1495
CC	0.6793	0.4976	0.6691	0.2895	0.6605	0.2026	0.6614
RMSE	0.0053	0.0120	0.0054	0.0460	0.0062	0.0446	0.0052

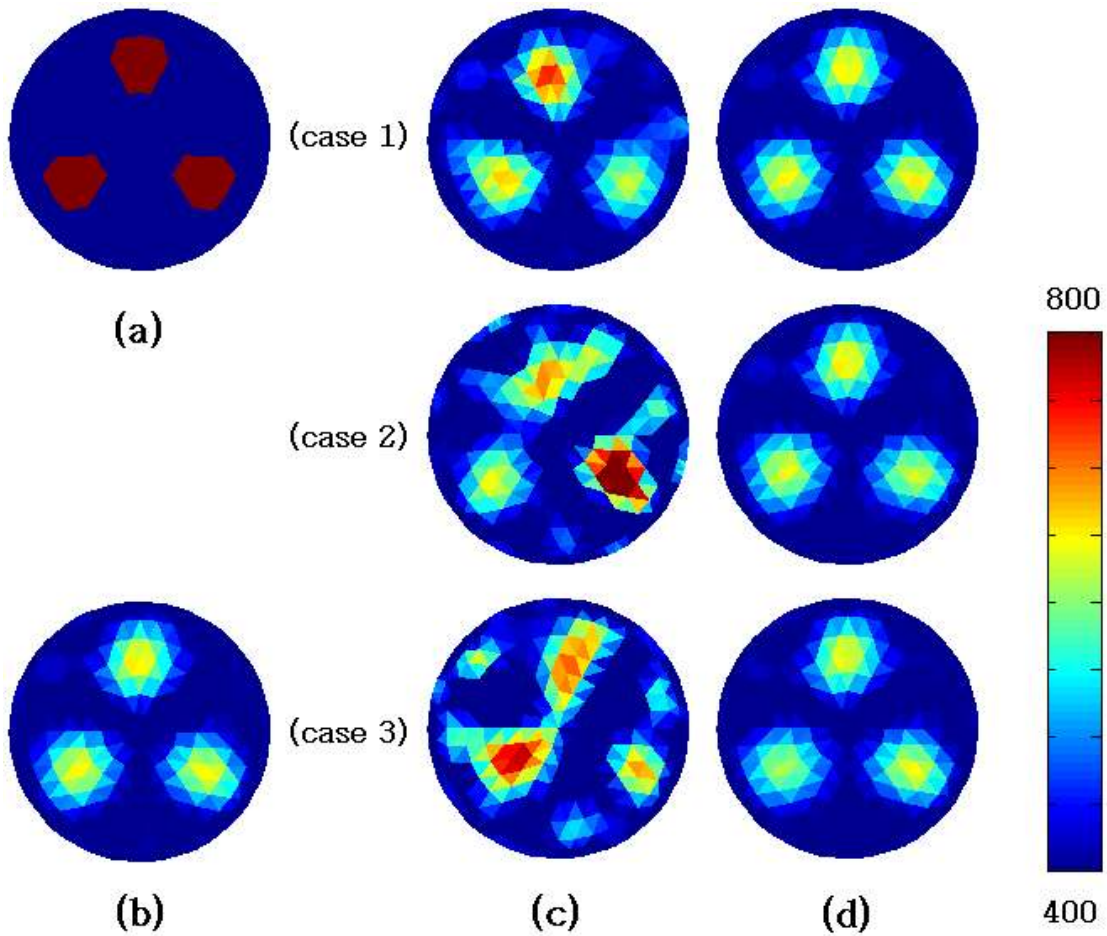


Fig. 9 표적이 세 개 있을 때 복원한 영상 (a) 실제 영상, (b) 결합 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결합 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (d) 결합 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 4 표적이 세 개 있을 때 복원한 영상들의 IE, CC, RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
IE	0.1738	0.1962	0.1735	0.2425	0.1761	0.2715	0.1770
CC	0.7869	0.6653	0.7864	0.5718	0.7823	0.4402	0.7867
RMSE	0.0146	0.0199	0.0156	0.0648	0.0141	0.0668	0.0127

### 4.3 이상 유동에 대한 실험 및 결과

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서, 파이프 내에 이상 유동이라는 상황을 고려하여 팬텀 실험을 수행하였다. 실험에서 파이프의 반지름은 4 cm로 이고 너비가 0.6 cm인 32개 전극이 파이프 주변에 부착 되었을 때를 고려한 팬텀을 사용하였다. 영상 복원을 위해 Fig. 10와 같이 776개의 요소와 453개의 노드로 이루어진 메시를 사용하였고 경계선에서 색이 칠해져 있는 요소들은 부착된 전극과 접촉해 있는 요소를 의미한다.

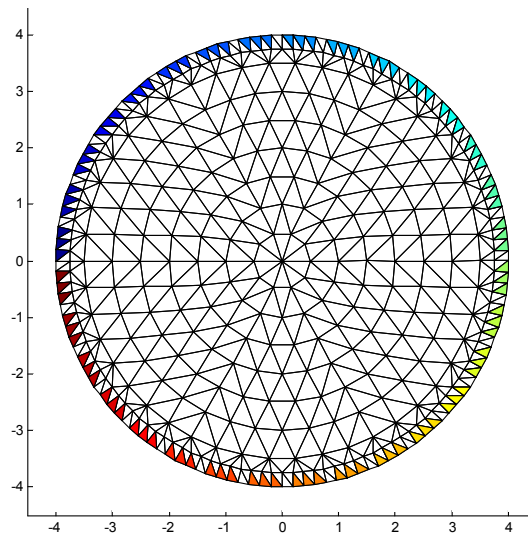


Fig. 10 실험의 이상 유동 영상 복원에 사용된 역문제 메시

파이프 내에 액체가 있는 상황에서 기포가 발생하는 경우를 고려하여 330 S/cm의 저항률을 가지는 소금물을 팬텀 안에 가득 채우고 표적으로 무한대의 저항률을 가지고 있는 지름 1 cm와 2 cm의 원형 아크릴 막대를 사용하였다. 표적의 상태에 따른 영상 복원 성능을 확인하기 위해 세 가지 시나리오를 가정하였다. 첫 번째 시나리오에서는 지름이 2 cm인 아크릴 막대 하나를 사용하여 하나의 표적이 파이프 안에 위치했다고 가정하였다. 두 번째 시나리오에서는 지름이 2 cm의 아크릴 막대를 두 개를 사용하여 두 개의 표적이 파이프 중앙에 위치해 있다고 가정하였고 세 번째 시나리오에서는 지름이 1 cm와 2 cm인 아크릴 막대 두 개를 사용하여 두 개의 표적이 파이프 경계선 근처에 위치해있다고 가정하였다. 전극에서 전압을 측정하기 위해 4.86



mA의 전류를 삼각함수형(trigonometric)의 전류 패턴을 주입하였고 몇몇 전극에 결함이 발생한 상황을 다음과 같이 세 가지 경우로 가정하였다. 첫 번째 경우(case 1)은 1번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 1번 전극의 측정 전압 데이터에 20%에 절대 잡음을 첨가하였고, 두 번째 경우(case 2)은 7번 전극과 23번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 해당 전극의 측정 전압 데이터에 20%와 10%의 절대 잡음을 첨가하였다. 세 번째 경우(case 3)에서는 3번, 14번, 25번 전극이 고장 난 경우를 가정하여 해당 전극의 측정 전압 데이터에 각각 20%, 10%, 5%의 절대 잡음을 추가하였다. 절대 잡음이 추가된 후에는 CGN 방법과 MGN 방법으로 각각 영상을 복원하였다. 또한 실제 상황에서는 파이프 내부의 상태를 정확히 알 수 없으므로 정량적인 평가를 위해 RMSE 값만 계산하였다.

Fig. 11은 실험에서 지름이 2 cm인 표적이 하나 있을 때 복원한 영상이고 Fig. 12은 지름이 2 cm인 표적 두 개가 파이프 중앙에 위치해 있을 때 복원한 영상이다. Fig. 13은 지름이 각각 1 cm와 2 cm인 표적이 파이프의 경계선 근처에 있을 때 복원한 영상이다. Fig. 11~13에서 (a) 그림은 측정된 데이터의 잡음을 추가하지 않고 CGN 방법으로 복원한 영상이고 (b)와 (c)는 결함 전극이 있을 때를 가정하여 사전에 정의한 대로 절대 잡음을 특정 전압 데이터에 추가한 후 CGN 방법과 MGN 방법으로 복원한 영상들이다. 모든 복원 영상들의 비교를 위하여 각 영상의 컬러바를 400 S/cm ~ 800 S/cm으로 일치시켰다.

복원한 모든 영상들을 보면 알 수 있듯이, 표적의 저항률은 실제 아크릴 막대의 저항률보다 훨씬 낮게 추정되고 배경 부분의 저항률은 실제 소금물보다 높게 추정된 것을 알 수 있다. 또한, Fig. 11~13에 있는 (b) 영상들을 확인해보면, 모의실험에서보다 높은 절대 잡음을 추가하였지만 결함 전극의 영향을 덜 받은 것처럼 보이는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 모의실험에서 파이프 단면을 모델링하기 위해 16개의 전극이 부착되었다고 가정한 메시지를 사용하였지만, 실제 실험에서는 32개의 전극이 부착된 팬텀을 이용하였다. 즉 모의실험과 실제 실험 환경을 비교했을 때, 실제 실험에서 결함 전극의 수가 팬텀에 부착된 전극의 수보다 상대적으로 적기 때문에 이러한 현상이 발생한 것을 알 수 있다.

Fig. 11을 살펴보면, (a) 영상에서 실제 표적이 있는 위치와 반대 위치의 저항률이 배경 부분의 저항률보다 약간 높게 추정된 것을 알 수 있다. 그리고 이러한 현상이 Fig. 11에 있는 (c) 영상들 속에서도 발견되며 (a) 영상과 (c)의 영상들이 굉장

히 흡사한 것을 확인할 수 있다. 하지만 Fig. 11에 있는 (b)의 영상들은 결함 전극의 영향으로 인해, 표적의 모양이 찌그러지거나 저항률이 낮게 추정되는 것을 알 수 있다. 또한 배경 부분이 매끄럽지 않고 실제 소금물의 저항률보다 높은 저항률 값으로 복원된 것을 알 수 있다. Fig. 12에 있는 (a) 영상을 살펴보면, 같은 크기의 아크릴 막대를 사용했음에도 불구하고 오른쪽에 있는 표적이 왼쪽에 있는 표적보다 상대적으로 높은 저항률 값으로 복원된 것을 확인할 수 있다. 또한 이러한 현상이 Fig. 12에 있는 (c) 영상들에서도 발견되며 (a)의 영상과 (c)의 영상들이 비슷한 모양으로 복원된 것을 알 수 있다. 하지만 Fig. 12에 (b) 영상들은 결함 전극의 영향으로 인해 (a)의 영상과 다른 모습으로 복원된 것을 확인할 수 있다. 특히 (b) 영상들 속에 있는 오른쪽 표적의 경우, 모양이 심하게 변형되거나 저항률이 상대적으로 높게 복원된 것을 알 수 있다. 또한, Fig. 12에 있는 case 1과 case 3의 (b) 영상들 속에서는 두 개의 표적이 서로 분리되지 않고 붙어 있는 것처럼 보이는 것을 알 수 있다. Fig. 13에 있는 (a) 영상에서는 왼쪽에 있는 표적이 오른쪽에 있는 표적보다 높은 저항률 값으로 복원된 것을 확인할 수 있다. 이러한 현상은 실제 실험에서 왼쪽에는 표적으로 지름이 2 cm 인 아크릴 막대를 사용하였고 오른쪽에는 지름이 1 cm인 아크릴 막대를 표적으로 사용하였기 때문에 나타난 것을 알 수 있다. Fig. 13에 있는 (b) 영상들을 확인해보면, 결함 전극의 영향으로 인해 표적의 모양이 변형되거나 위치가 다른 것을 알 수 있다. 그리고 Fig. 13에서 case 2에 있는 (b)의 영상은 두 개의 표적이 이어진 것처럼 보이는 것을 확인할 수 있다. 하지만 Fig. 13에 있는 (c) 영상들을 (a) 영상과 비슷한 복원 결과를 가지고 있으므로 결함 전극의 영향을 받지 않았다는 것을 알 수 있다.

Table 5~7 에서는 각 복원한 영상들의 RMSE 값을 확인할 수 있다. 각 Table에서 (c) 영상의 RMSE 값을 살펴보면, (a) 영상의 RMSE 값과 비슷한 값으로 계산된 것을 알 수 있다. 그리고 각 Table에서 (b) 영상의 RMSE 값은 (a) 영상의 RMSE 값보다 상대적으로 높은 값을 가진 것을 확인할 수 있다.

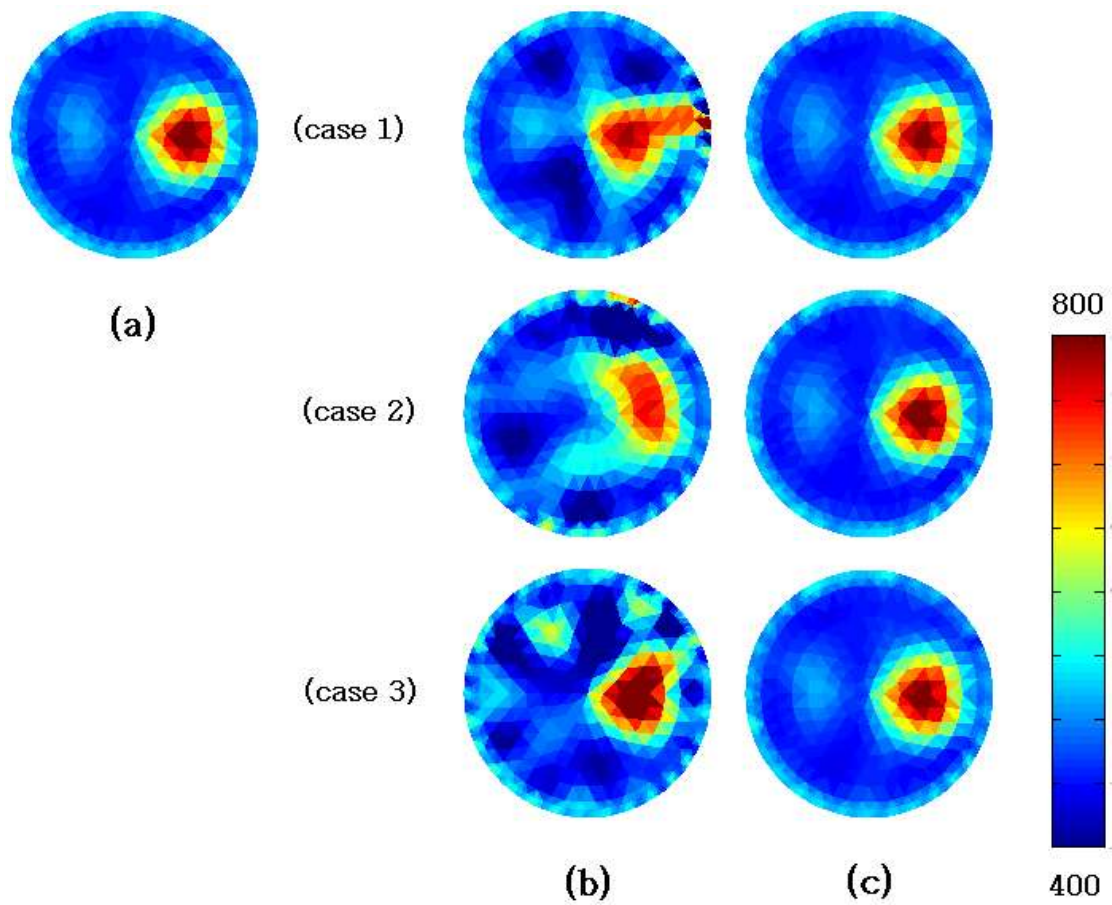


Fig. 11 실험의 표적이 하나 있을 때 복원한 영상 (a) 결함 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (b) 결함 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결함 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 5 실험에서 표적이 하나 있을 때 복원한 영상들의 RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
RMSE	0.0337	0.0494	0.0328	0.1737	0.0342	0.0673	0.0336

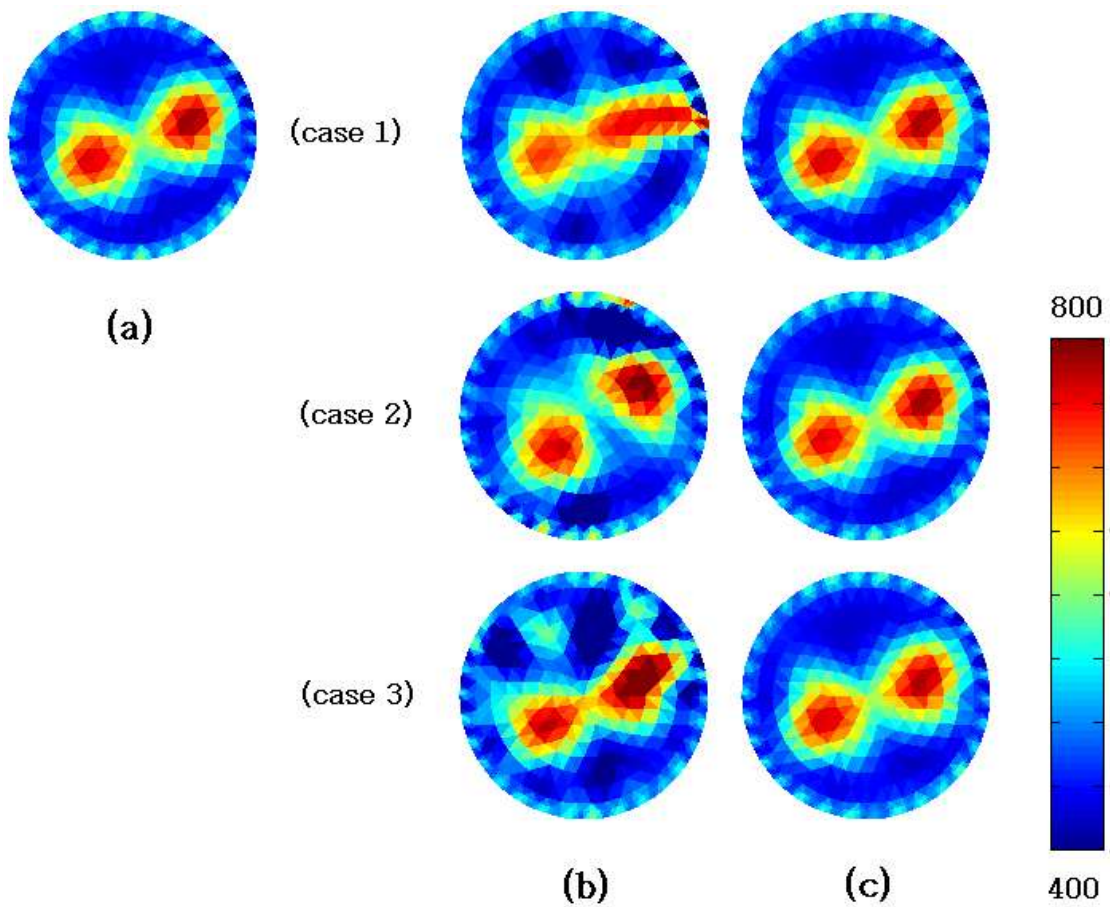


Fig. 12 실험의 표적 두 개가 중앙에 있을 때 복원한 영상 (a) 결함 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (b) 결함 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결함 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 6 실험에서 표적 두 개가 중앙에 있을 때 복원한 영상들의 RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
RMSE	0.0546	0.0635	0.0542	0.3593	0.0542	0.0839	0.0541

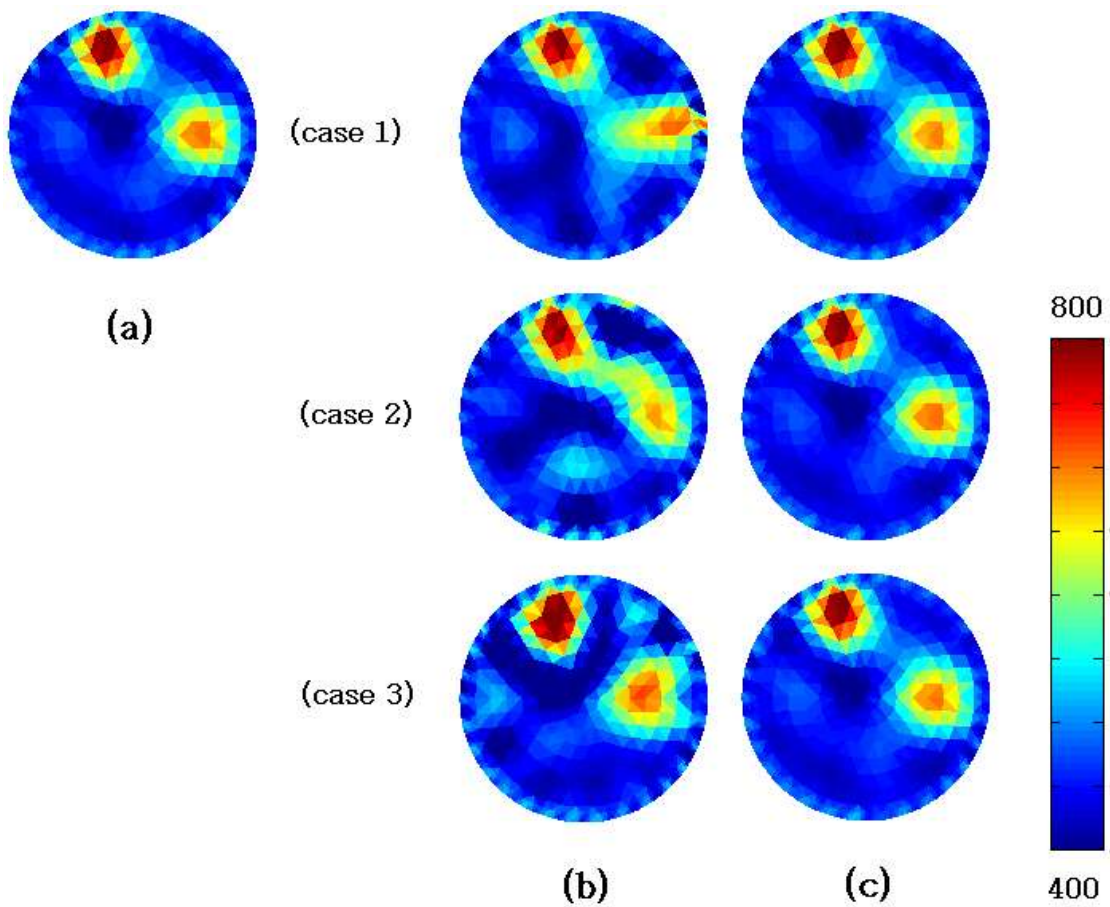


Fig. 13 실험의 표적 두 개가 경계선 근처에 있을 때 복원한 영상 (a) 결함 전극이 없을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (b) 결함 전극이 있을 때 CGN 방법으로 복원한 영상, (c) 결함 전극이 있을 때 MGN 방법으로 복원한 영상

Table 7 실험에서 표적 두 개가 경계선 근처에 있을 때 복원한 영상들의 RMSE 값

구분	(b)	case 1		case 2		case 3	
		(c)	(d)	(c)	(d)	(c)	(d)
RMSE	0.0771	0.0893	0.0769	0.1400	0.0788	0.1312	0.0774

## 제 5 장 결론

본 논문에서는, 전기 임피던스 단층촬영법에서 측정 데이터의 신뢰성과 결함이 있는 전극을 판별하여 보다 나은 해상도를 얻기 위해서 영상처리기법의 일종인 RANSAC(random sample consensus) 방법을 도입하였다. 기존의 전기 임피던스 단층 촬영법의 영상 복원 알고리즘에서는 물체 내부의 저항률 분포를 추정하기 위하여 측정된 전압 데이터를 모두 사용하지만, RANSAC 방법을 도입한 경우는 측정 전압과 계산 전압과의 차이가 임계치 이상인 아웃라이어 데이터를 제외하고 인라이어 데이터만 사용해서 영상을 복원한다. 그리고 기존의 RANSAC 방법은 측정 데이터의 일부분을 무작위로 추출하고 이를 이용하여 모델을 추정하지만, 전기 임피던스 단층촬영법에서는 결함이 있는 전극을 특정 지을 수 없고 무작위로 표본을 추출할 경우, 결함이 있는 전극의 데이터뿐만 아니라 오차가 적은 전압 데이터까지 걸러낼 확률이 매우 높다. 이러한 점을 고려하여 본 논문에서는, 무작위 표본 추출방법 대신 결함이 있는 전극의 수를 가정하고 이에 따른 모든 전극의 조합을 표본으로 사용하였다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 파이프 내에서 이상 유동인 상황을 가정하고 이를 토대로 모의실험과 실험을 수행하였다. 그리고 결함 전극이 있다는 가정하에 절대 잡음을 추가하여 모든 측정 데이터를 사용하는 기존의 가우스-뉴턴 방법과 제안한 방법으로 복원한 영상 및 성능평가 지표를 비교하였다.

기존의 가우스-뉴턴 방법은 전극에 생긴 결함으로 인해 측정 데이터에 오류가 생기면, 복원된 영상의 공간해상도가 크게 떨어지고 성능평가 지표들이 좋지 않은 것을 확인할 수 있었다. 하지만 제안한 방법은 전극에 생긴 결함으로 인해 측정 데이터가 아웃라이어 데이터를 포함하고 있더라도 이를 제거하고 영상을 복원함으로써 전극에 결함이 없을 때와 비슷한 수준의 복원 결과를 가지는 것을 확인할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] M. Vauhkonen, "Electrical Impedance Tomography and prior information", Ph.D. Thesis, University of Kuopio, Finland, 1997.
- [2] D. S. Holder, "Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications", IOP Publishing Ltd, 2005
- [3] A. K. Khambampati, S. Kim, and K. Y. Kim, "An EM algorithm for dynamic estimation of interfacial boundary in stratified flow of immiscible liquids using EIT," *Flow Measurement and Instrumentation*, vol. 22, no. 6, pp. 517 - 528, Dec. 2011
- [4] A. Rashid, A. K. Khambampati, B. S. Kim, S. Kim, M. J. Kang, and K. Y. Kim, "An EKF based estimation scheme for sedimentation processes in vessels using EIT-type measurement data," *Flow Measurement and Instrumentation*, vol. 21, no. 4, pp. 521 - 530, Dec. 2010.
- [5] T. Schlebusch, S. Nienke, S. Leonhardt, and M. Walter, "Bladder volume estimation from electrical impedance tomography," *Physiological Measurement*, vol. 35, no. 9, pp. 1813 - 1823, Aug. 2014.
- [6] B. S. Kim, D. Isaacson, H. Xia, T.-J. Kao, J. C. Newell, and G. J. Saulnier, "A method for analyzing electrical impedance spectroscopy data from breast cancer patients," *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 7, pp. S237 - S246, Jun. 2007.
- [7] A. Rashid, B. S. Kim, A. K. Khambampati, S. Kim, and K. Y. Kim, "An oppositional biogeography-based optimization technique to reconstruct organ boundaries in the human thorax using electrical impedance tomography," *Physiological Measurement*, vol. 32, no. 7, pp. 767 - 796, Jun. 2011.
- [8] M. Czaplik, C. H. Antink, R. Rossaint, and S. Leonhardt, "Application of internal electrodes to the oesophageal and tracheal tube in an animal trial: evaluation of its clinical and technical potentiality in electrical impedance tomography," *J Clin Monit Comput*, vol. 28, no. 3, pp. 299 - 308, Nov. 2013.

- [9] C. Olermi, J. Jia, and M. Wang, "Measurement of air distribution and void fraction of an upwards air - water flow using electrical resistance tomography and a wire-mesh sensor," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 24, no. 3, p. 035403, Feb. 2013.
- [10] M S Ko, *Electrical Impedance Sensors for Bolome Fraction Measurements of Two-Phase Flows*, Ph.D. Thesis, University of Jeju, republic of Korea, 2014.
- [11] H. Gagnon, M. Cousineau, A. Adler, and A. E. Hartinger, "A Resistive Mesh Phantom for Assessing the Performance of EIT Systems," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 9, pp. 2257 - 2266, Sep. 2010.
- [12] G. Hahn, A. Just, J. Dittmar, and G. Hellige, "Systematic errors of EIT systems determined by easily-scalable resistive phantoms," *Physiological Measurement*, vol. 29, no. 6, pp. S163 - S172, Jun. 2008.
- [13] P. O. Gaggero, A. Adler, A. D. Waldmann, Y. Mamatjan, J. Justiz, and V. M. Koch, "Automated robust test framework for electrical impedance tomography," *Physiological Measurement*, vol. 36, no. 6, pp. 1227 - 1244, May 2015.
- [14] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381 - 395, Jun. 1981.
- [15] A. Marsetic, K. Ostir, and M. K. Fras, "Automatic Orthorectification of High-Resolution Optical Satellite Images Using Vector Roads," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 11, pp. 6035 - 6047, Nov. 2015.
- [16] Xiaohua Tong, Zhen Ye, Yusheng Xu, Shijie Liu, Lingyun Li, Huan Xie, and Tianpeng Li, "A Novel Subpixel Phase Correlation Method Using Singular Value Decomposition and Unified Random Sample Consensus," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 8, pp. 4143 - 4156, Aug. 2015.
- [17] D. Scaramuzza, "1-Point-RANSAC Structure from Motion for



- Vehicle-Mounted Cameras by Exploiting Non-holonomic Constraints,” *Int J Comput Vis*, vol. 95, no. 1, pp. 74 - 85, Apr. 2011.
- [18] O. Chum and J. Matas, “Optimal Randomized RANSAC,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 30, no. 8, pp. 1472 - 1482, Aug. 2008.
- [19] P. H. S. Torr and A. Zisserman, “MLE-SAC: A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 78, no. 1, pp. 138 - 156, Apr. 2000.
- [20] H. Wang and D. Suter, “MDPE: A Very Robust Estimator for Model Fitting and Range Image Segmentation,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 59, no. 2, pp. 139 - 166, Sep. 2004.
- [21] R. Raguram, O. Chum, M. Pollefeys, J. Matas, and J.-M. Frahm, “USAC: A Universal Framework for Random Sample Consensus,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 8, pp. 2022 - 2038, Aug. 2013.

## 감사의 글

대학원에 입학한지 어느덧 2년이라는 시간이 지나고 석사 과정의 마침표를 찍는 시간이 다가왔습니다. 이 2년이라는 시간은 저의 모자라고 부족한 점을 깨닫는데 충분한 시간이었고 많은 어려움이 있었습니다. 하지만 다행히도 많은 분들의 도움을 받아 어려움을 극복하고 여기까지 올 수 있었습니다.

학부생 때부터 지금까지 공부에 전념할 수 있도록 물신양면으로 많은 도움을 주신 김경연 지도교수님께 진심으로 감사드립니다. 교수님께서 해주신 많은 조언과 가르침들을 잊지 않고 앞으로도 지킬 수 있도록 노력하겠습니다. 그리고 학사 시절부터 기초 소양을 쌓을 수 있도록 지도해주시고 공학도로서의 자세를 가르쳐주신 전자공학과와 이광만 교수님, 고성택 교수님, 도양희 교수님, 강민제 교수님, 고석준 교수님께 감사드립니다.

공부를 할 때나 논문을 쓰는 과정에서 어려움이 있을 때마다 조언을 해주시고 많은 도움을 주신 김봉석 선생님, 사소한 질문에도 웃으면서 답해주던 Dr Khambampati, 아이디어를 떠올릴 때마다 꼼꼼히 확인해주는 강숙인 선배님, 종호형에게 감사드립니다. 그리고 실험을 할 때마다 항상 도와주시던 열수력 실험실에 이보안 박사님, 우연이형에게도 감사의 말을 전합니다. 또한, 분야는 다르지만 같은 전자공학과 출신으로 많은 이야기를 해준 승윤이형과 승언이형에게도 감사드립니다.

마지막으로 항상 부족한 아들 때문에 걱정을 달고 사시는 어머니와 아버지에게 깊이 감사드리고 못난 형을 잘 따라주는 동생과 힘들 때마다 옆에서 용기를 주고 묵묵히 기다려주던 여자 친구 민정이게도 감사의 마음을 전합니다.