

碩士學位論文

최적 알고리즘을 이용한 전기임피던스
단층촬영법의 영상복원에 관한 연구



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

夫 唱 墳

2002年 12月

최적 알고리즘을 이용한 전기임피던스
단층촬영법의 영상복원에 관한 연구

指導教授 金 豪 贊

夫 唱 墳

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함

2002年 12月

夫 唱 墳의 工學 碩士學位 論文을 認准함



제주대학교 중앙도서관
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

審査委員長 _____ 印

委 員 _____ 印

委 員 _____ 印

濟州大學校 大學院

2002年 12月

A Study on Image Reconstruction Using
Optimization Algorithm in Electrical Impedance
Tomography

Chang-Jin Boo

(Supervised by Professor Ho-Chan Kim)

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL
 제주대학교 중앙도서관
FULFILLMENT OF

THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC
ENGINEERING

GRADUATE SCHOOL

CHEJU NATIONAL UNIVERSITY

2002. 12.

목 차

LIST OF FIGURES	ii
LIST OF TABLES	iii
SUMMARY	iv
I. 서 론	1
II. EIT 영상 복원 알고리즘	4
1. 정문제 해석	4
2. 영상복원 알고리즘	7
3. 사전지식을 이용한 메쉬 그룹화	18
III. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과	19
1. 메쉬 그룹화 과정을 수행하기전의 EIT 영상복원 비교	20
2. 메쉬 그룹화 과정을 수행한 후의 EIT 영상복원 비교	23
IV. 결 론	26
참 고 문 헌	27

LIST OF FIGURES

Fig. 1 Schematic diagram of EIT system	1
Fig. 2 Flowchart of GA	11
Fig. 3 Flowchart of SPSA	14
Fig. 4 Flowchart of SAN	18
Fig. 5 FEM mesh for simulation	20
Fig. 6 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms(before mesh grouping)	23
Fig. 7 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms(after mesh grouping)	25

LIST OF TABLES

Table 1 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms(before mesh grouping)	22
Table 2 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms(after mesh grouping)	24



SUMMARY

In electrical impedance tomography(EIT), various image reconstruction algorithms have been used in order to compute the internal resistivity distribution of the unknown object with its electric potential data at the boundary. Mathematically, the EIT image reconstruction algorithm is a nonlinear ill-posed inverse problem.

This paper presents several leading optimization algorithms for the solution of the static EIT inverse problem. The focus in the paper is four general optimization algorithm forms: modified Newton-Raphson, genetic algorithm, simultaneous perturbation stochastic approximation, and simulated annealing. and Bind elements that have similar resistivities by one and handle like group, doing to have equal resistivity whole unknown resistivity number do curtailment as well as reconstructed image.

Results of numerical experiments of EIT solved by the proposed algorithm are presented. The genetic algorithm and simulated annealing approaches are relatively expensive in terms of computing times. However, the rapid growth of computing resources and parallel computing make the development of dynamic imaging applications in the near future.

I. 서론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography; EIT)은 시스템 구현 시에 하드웨어 비용이 비교적 저렴하고, 측정 대상물에 대한 비파괴 특성을 가지고 있으므로 화공학, 지질학 및 재료공학 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있다. 특히, X-ray 및 MRI 단층촬영법에 비해 아직 복원된 영상의 공간해상도는 떨어지지만, 순간해상도가 뛰어나고 인체에 대한 안정성이 보장되므로 의공학 분야의 보조 장비로 사용되고 있으며 앞으로 그 이용범위가 확대될 것으로 판단된다(Webster, 1990).

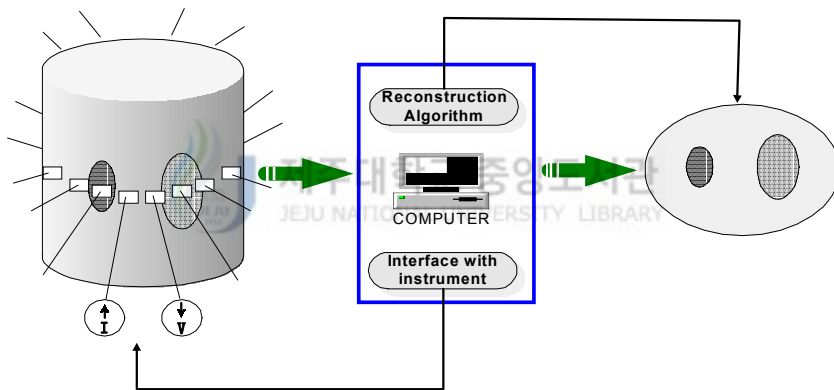


Fig. 1 Schematic diagram of EIT system

Fig. 1은 EIT 시스템을 나타내고 있다. EIT 시스템은 크게 두 가지 주요 기술로 구성되는데, 적절한 전기 신호(교류 전류)를 생성하여 물체 표면으로 그 전기 신호를 전극을 통해 주입시키고 경계면에서 유기 되는 전기 신호(전압)를 측정하여 저장하는 하드웨어부와 경계면에서 측정된 전기 신호를 데이터로 이용하여 물체 내부의 저항률 분포를 추정하는 영상 복원 알고리즘으로 구성된다.

전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원 과정은 크게 다음 두 가지 계산과

정의 반복 연산으로 구성된다. 첫 번째 과정에서는, 표적의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 저항률의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구하며, 이를 정문제(forward problem)라고 한다. 이는 노이만 형의 경계조건을 갖는 비선형 라플라스 방정식으로 기술되며, 그 해석적인 해를 구하기가 매우 어려우므로 수치적 방법인 유한 요소법(finite element method; FEM), 유한 차분법(finite difference method; FDM), 또는 경계 요소법(boundary element method; BEM)으로 근사해를 구한다. 두 번째 과정에서는 역으로 경계면에 유기된 전압 값을 이용하여 표적 내부의 저항률 분포를 추정하여 표적의 영상을 복원하는데, 이를 역문제(inverse problem)라고 한다.

영상복원 알고리즘에는 주로 backprojection 방법, perturbation 방법, double constraint 방법, Newton-Raphson 방법 등이 있으며, Yorkey (Yorkey et. al, 1987)는 이들 복원 알고리즘들을 비교 분석한 결과 mNR(modified Newton-Raphson) 방법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도, 잔류오차 등의 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다.

그러나, 실제 상황에서 mNR 법은 비선형 특성의 선형화에 따른 모델링 오차(modeling error), 측정전압의 낮은 신호 대 잡음 비율(SNR) 및 Hessian 행렬의 부정치성(ill-posedness) 특성들 때문에 만족스러운 영상을 얻기가 쉽지 않다. 특히, Hessian 행렬의 부정치성은 역행렬 계산 시 부정확한 결과를 초래할 수 있으며, 표적 내부의 저항률 분포를 반복적으로 추정하는 mNR 알고리즘이 전혀 다른 값에 수렴 할 수도 있다.

이러한 Hessian 행렬의 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 조정(regularization) 방법을 제시해 왔으며, 아직도 계속 논지의 대상이 되고 있다. 근본적으로 조정 방법은 Hessian 행렬의 최대 고유치와 최소 고유치의 비로 정의되는 조건수(condition number)의 크기를 줄여줌으로써 반복적인

역행렬 계산을 보다 정확하게 하는데, Murai 등은 SVD(singular value decomposition) 방법을 사용했으며 Akaike는 Hessian 행렬의 매우 작은 고유치들을 소거하면서 조건수를 줄이는 방법을 사용했다. Levenberg는 SVD 방법보다 더 나은 영상 복원을 수행하는 행렬계수(matrix coefficient) 방법을 소개하였다. 최근에, Cohen-Bacrie 등은 variance uniformization constraint 를 이용한 또 다른 조정 방법을 제안했고, Vauhkonen 등은 Tikhonov 조정 방법과 부분공간 조정(subspace regularization) 방법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다(Vauhkonen, 1997).

목적함수를 미분하여 저항률을 구하는 mNR 방법을 이용하여 영상복원을 수행할 때, 저항률이 연속적으로 변하는 경우는 영상복원 성능이 우수하지만 불연속적으로 변하는 경우는 실제 저항분포와는 다른 값으로 수렴함을 볼 수 있다. EIT의 영상복원이 외부전극에서 측정된 전압 값만을 이용하므로 내부의 저항분포에 대한 다른 정보는 없기 때문이다.

본 논문에서는 Hessian을 직접적으로 계산하여 사용하는 그라디언트 기준 (gradient-based) 최적 방법인 mNR 방법과 목적함수 값만을 사용하여 최적화 문제를 해결하는 방법으로서, 목적함수 값들을 이용하여 그라디언트를 구하는 그라디언트 근사화 최적 방법인 동시 인자변환 확률적 근사화 (simultaneous perturbation stochastic approximation; SPSA) 방법과 Hessian 을 사용하지 않고 목적함수 값만을 이용하는 지능 최적화 방법인 유전 알고리즘(genetic algorithm; GA)과 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing; SAN) 방법등을 사용하여 EIT의 영상복원을 수행하도록 하며 여러 가지 알고리즘의 성능을 비교 분석하도록 한다.

II. EIT 영상 복원 알고리즘

전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원 과정은 정문제 해석과 역문제 해석으로 나눌수 있는데, 본 논문에서는 역문제 해석을 위하여 mNR 방법, GA 방법, SPSA 방법, 그리고 SAN 방법을 사용하여 영상복원을 수행하는데 단층구조인 경우에는 사전지식을 이용한 매쉬 그룹화 방법을 적용 하도록 한다.

1. 정문제 해석

표적의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 이미 알고 있는 저항률의 함수로써 경계면에 유기되는 전압은 다음과 같이 노이만 형의 경계조건을 갖는 비선형 라플라스 방정식으로 기술되며, 본 논문에서는 전극과 내부와의 접촉저항을 고려한 완전전극모델을 사용하였다(Vauhkohen, 1997).

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

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

$$\int_{e_l} \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = I_l \quad x \in e_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0 \quad x \in \partial\Omega \setminus \bigcup_{l=1}^L e_l \quad (4)$$

여기서 u , ρ , z_l , U_l , ν , L 은 각각 내부전압, 저항, 전극과 내부와의 접촉 임피던스, 전극에서의 전압, 법선 벡터, 전극 수이다. 위의 조건에 부가하여 해의 존재성과 유일성을 보장하기 위하여 주입 전류와 측정 전압에 대한 조건을 부가하면 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^L I_i = 0 \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^L U_i = 0 \quad (6)$$

위의 노이만 형의 경계조건을 갖는 비선형 라플라스 방정식의 해석적인 해는 구하기가 매우 어려우므로, 수치적 방법인 유한 요소법, 유한 차분법, 경계 요소법등이 사용되고 있으며, 본 논문에서는 유한 요소법을 사용하였다. 유한 요소법에서는 계산 영역 Ω 을 매우 작은 요소로 세분하고 각 요소내의 저항률 값이 일정하다고 가정하여, 내부 전압 u 를 다음과 같이 나타낸다.

$$u \approx u^h = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi_i \quad (7)$$

여기서 N 은 총 노드 수, ϕ_i 는 i 번째 노드에서는 1이고 나머지 노드에서는 0 인 기저함수, α_i 는 i 번째 노드에서 전압이다.

식(6)을 만족시키기 위해 전극에서의 전압 U 를 근사하면 다음과 같다.

$$U \approx U^h = \sum_{j=1}^{L-1} \beta_j n_j \quad (8)$$

여기서 $n_1 = (1, -1, 0, \dots, 0)^T$, \dots , $n_{L-1} = (1, 0, 0, 0, \dots, -1)^T$ 이다. u 와 U 에 대한 가중치 함수를 v 와 V 라 하면, 이 문제에 대한 변분형은 다음과 같다.

$$B_s((u, U), (v, V)) = \sum_{i=1}^L I_i V_L \quad (9)$$

여기서 B_s 는 변분형 이며 다음과 같이 나타낸다.

$$B_s((u, U), (v, V)) = \int_{\Omega} \frac{1}{\rho} \nabla u \cdot \nabla v dx + \sum_{i=1}^L \frac{1}{z_L} \int_{e_L} (u - U_i)(v - V_i) dS \quad (10)$$

v 와 V 에 대한 기저 함수를 u 와 U 에 대한 기저 함수와 같다고 두는 Galerkin법을 사용하면 위의 미분 방정식은 연립 대수 방정식으로 근사되

며 다음과 같다.

$$Ab=f \quad (11)$$

여기서 $b=(\alpha, \beta)^T \in \mathbb{R}^{N+L-1}$ 이고, 강성행렬 $A \in \mathbb{R}^{(Nn+L-1) \times (Nn+L-1)}$ 는 희박행렬로 주어지며 다음과 같다.

$$A = \begin{pmatrix} B & C \\ C^T & D \end{pmatrix} \quad (12)$$

force vector f 는 다음과 같이 주어진다.

$$f = \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \sum_{l=1}^L I_l(n_j)_l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{I} \end{pmatrix} \quad (13)$$

여기서 $\mathbf{0}=(0, 0, \dots, 0)^T \in \mathbb{R}^N$, $\tilde{I}=(I_1-I_2, I_1-I_3, \dots, I_1-I_L)^T \in \mathbb{R}^{N-1}$ 이다.

기저 함수들 ϕ_i 와 n_j 를 식(10)의 변분형에 대입하고 적분하여 얻어지는 행렬들 B, C, D 는 다음과 같이 나타낸다.

$$B(i, j) = \int_{\Omega} \frac{1}{\rho} \nabla \phi_i \cdot \nabla \phi_j dx + \sum_{l=1}^L \frac{1}{z_l} \int_{e_l} \phi_i \phi_j dS \quad i, j=1, 2, \dots, N$$

$$C(i, j) = -\left(\frac{1}{z_1} \int_{e_1} \phi_i dS - \frac{1}{z_{j+1}} \int_{e_{j+1}} \phi_i dS \right) \quad i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, L-1$$

$$D(i, j) = \sum_{l=1}^L \frac{1}{z_l} \int_{e_l} (n_i)(n_j)_l dS \quad i, j=1, 2, \dots, L-1$$

이제는 식(11)의 모든 행렬과 벡터들이 계산되었으므로, $b=(\alpha, \beta)^T \in \mathbb{R}^{N+L-1}$ 는 희박행렬 solver를 사용하여 구할 수 있고, 전극에서의 전압 U_l^h 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{pmatrix} U_1^h \\ U_2^h \\ \vdots \\ U_L^h \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{l=1}^{L-1} \beta_l \\ -\beta_1 \\ \vdots \\ -\beta_{L-1} \end{pmatrix} \quad (14)$$

2. 영상복원 알고리즘

1) mNR 알고리즘

표적 내부의 저항률이 변하지 않고 고정된 영상을 복원하기 위하여, 다음과 같이 주어지는 목적함수를 최소화하는 저항 분포 ρ 를 찾는다

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V_M(\rho) - U_M]^T [V_M(\rho) - U_M] \quad (15)$$

여기서 $V_M(\rho) \in \mathbb{R}^{LP}$ 는 현재의 가정된 저항 분포 ρ 에서 유한 요소법을 사용하여 P 개의 모든 입력 전류 패턴에 대하여 계산된 각각의 전극에서 유기된 모든 전압의 저장된 값이고, $U_M = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_P)^T \in \mathbb{R}^{LP}$ 는 모든 전류 패턴에 대해 측정된 전극에서 유기된 모든 전압의 저장 값이며, $v_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^L)^T \in \mathbb{R}^L$ 는 i 번째 전류 입력 패턴에서 측정된 각 전극에서의 전압이다. 따라서 다음과 같은 조건을 만족하는 저항 분포를 찾는 것이 된다.

$$\Phi'(\rho) = [V_M'(\rho)]^T [V_M(\rho) - U_M] = 0 \quad (16)$$

위의 식(16)는 비선형이므로 다음과 같이 반복적인 선형화를 하여 푼다.

$$\Phi'(\rho_{k+1}) \approx \Phi'(\rho_k) + \Phi''(\rho_k)(\rho_{k+1} - \rho_k) = 0 \quad (17)$$

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

$$\Phi'' = [V_M']^T V_M' + [V_M'']^T \{I \otimes [V_M - U_M]\} \quad (18)$$

여기서 \otimes 는 Kronecker 행렬 곱이다.

V_M'' 은 계산하기 어렵고 상대적으로 작은 양이므로, 식(18)에서 두 번째 항은 보통 무시된다. 따라서 Hessian 행렬은 다음과 같이 나타낸다.

$$\Phi'' = [V_M']^T V_M' \quad (19)$$

위의 식들을 정리하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다(Vauhkonen, 1997).

$$\rho_{k+1} = \rho_k + \Delta\rho_k \quad (20)$$

$$\Delta\rho_k = \rho_{k+1} - \rho_k = -H^{-1}\{J^T[V_M(\rho_k) - U_M]\} \quad (21)$$

$$(H = J^T J \text{ and } J = \frac{\partial V_i}{\partial \rho_j}, i = 1, 2, \dots, L \times P, j = 1, 2, \dots, N)$$

여기서 ρ_j 는 j 번째 요소에서의 저항값이고, N 은 복원에 사용된 요소의 총 수이다.

(1) 조정 방법

EIT 영상복원을 위하여 식(20)과 식(21)을 반복 연산하게 되는데, 일반적으로 Hessian 행렬은 최소 고유치와 최대 고유치의 비가 매우 크므로 부정치성 문제를 야기한다. 이러한 부정치성은 영상 복원 알고리즘의 성능을 저하 시키므로, 이러한 문제를 완화하기 위하여 조정 기법을 쓴다. 조정 기법은 위의 목적 함수를 다음과 같이 변환한다.

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V_M(\rho) - U_M]^T [V_M(\rho) - U_M] + \frac{1}{2} \alpha (L\rho)^T (L\rho) \quad (22)$$

여기서 α 와 L 은 각각 조정 매개변수와 행렬이다. 따라서, 식(21)의 반복적인 저항률 벡터의 증분은 다음과 같이 나타낸다.

$$\Delta\rho_k = \rho_{k+1} - \rho_k = -(H + \alpha L^T L)^{-1} \{J^T [V_M(\rho_k) - U_M] + \alpha L^T L \rho_k\} \quad (23)$$

조정 방법에는 여러 가지가 있지만, 흔히 사용되는 방법은 식(23)의 저항률 벡터의 증분은 다음과 나타낸다.

$$\Delta\rho_k = -(H + \alpha L^T L)^{-1} \{J^T [V_M(\rho_k) - U_M]\} \quad (24)$$

여기서 $L^T L$ 는 Vauhkonen 등에 의하여 그 수렴성이 입증된 부분공간 조정 방법을 사용한다.

2) 유전 알고리즘

(1) 유전 알고리즘의 개요

유전 알고리즘은 생물진화(선택도태나 돌연변이)의 원리로부터 착안된 알고리즘으로서, 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 한가지 기법이라고 간주할 수 있다. 역사적으로 보면 유전 알고리즘은 홀랜드의 1975년도 저서인 “Adaptation in Natural and Artificial Systems”에 처음으로 소개된 기법이다. 또한 포겔 등도 진화방식의 모형화를 시도하여 간단한 유한상태 시스템의 최적화를 수행하기도 하였다. 유전 알고리즘은 기존의 다른 알고리즘보다 많은 최적화 문제에서 전역적이고 견실한 최적화 방법이다. 유전 알고리즘은 전역적인 최적의 해를 발견할 높은 가능성을 가진다는 장점과 목적함수 값에 대한 수학적 제약이 거의 없기 때문에 여러 분야에 적용할 수 있다 (진강규, 2001).

유전 알고리즘은 기본적으로 Generate-and-Test형의 알고리즘으로서, 일반적으로 선택(selection), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)등의 유전자 조작(genetic operations)을 사용한다.

㉠ 선택

선택도태의 압력을 가하는 경우에 중요한 것은 어떤 개체들을 쌍으로 교차시킬 것 인가의 문제이다 (적응도 비례전략, 기대치 전략, 순위전략, 엘리트 보존전략, 토너먼트 선택전략)

㉡ 교차

교차는 두 부모의 염색체를 조합하여 바꾸어 자식의 염색체를 만드는 조작 이다 (단순교차, 복수점 교차, 일정교차)

㉢ 돌연변이

돌연변이는 유전자를 일정한 확률로 변화시키는 조작이다. 아주 낮은 돌연변이 확률로 스트링의 한 비트를 0에서 1로 혹은 1에서 0으로 우연히

바꿈으로써 구현된다.

(2) 유전 알고리즘의 수행과정

EIT에서 GA를 이용하여 내부 저항률을 구하기 위해서는 각각의 저항률값이 하나의 유전자가 되어야 하고 염색체는 모든 내부 저항률로 이루어진 유전자를 포함해야 한다. 따라서 FEM의 총 노드수가 증가할수록 염색체의 크기는 증가하고 계산시간은 상당히 길어진다. 적합도 함수는 모든 개체에 대해 계산되는데, EIT에서는 적합도함수를 다음과 같이 역문제에서 상대적 복원 오차의 역수로 사용할 수 있다.

$$f_{\varepsilon} = M \left(\sum_{i=1}^M \frac{\phi_i - \varphi_i}{\phi_i} \right)^{-1} \quad (25)$$

여기서 ϕ_i 와 φ_i 는 각각 계산적으로 얻어진 경계에서 전위값과 경계에서 측정된 전위값을 나타낸다.

유전 알고리즘의 처리순서는 Fig. 2와 같다.

단계 1: 유전자형의 결정 (유전자 요소는 DNA가 아니라 기호열이다.)

단계 2: 초기 유전자 집단의 결정 (너무 적으면 병렬적 처리를 특징으로 하는 GA의 장점이 발휘되지 않는다. 반대로 너무 많으면 한세대당 연산량이 많아지기 때문에 낭비가 많아진다.)

단계 3: 각 개체의 적응도의 평가 (각 개체의 적응도를 미리 결정한 방법으로 연산한다. 집단중에 미리 결정한 기준을 만족하는 개체가 있으면 종료하고, 그렇지 않으면 다음 단계로 간다.)

단계 4: 선택 처리 (단계 3에서 결정한 적응도에 기초하여 다음 단계에서 교배를 수행하는 개체의 생존 분포를 결정한다.)

단계 5: 교배 처리 (두개의 염색체 사이에서 유전자를 바꾸어 넣어 새로운 개체를 발생시킨다.)

단계 6: 돌연변이 처리 유전자의 어떤 부분의 값을 강제로 바꾸고, 유

전자 집단으로서의 다양성, 결국 흩어짐을 크게 한다 (돌연변이의 비율을 너무 크게 하면 나쁜 방향으로 변이의 확률도 크게 되고, 해를 좀처럼 구할 수 없게 된다.)

단계 7: 단계 3로 되돌아가고, 각 개체의 적응도를 평가 한다.

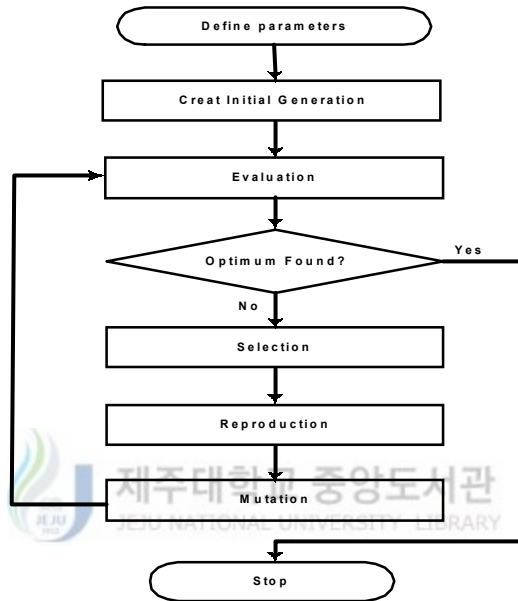


Fig. 2 Flowchart of GA

2) SPSA 알고리즘

(1) SPSA 방법의 개요

확률적 근사화 (stochastic approximation; SA)는 외부 잡음 등이 존재할 때 목적함수를 최적화시키는 문제에 많이 적용되어 진다. Spall (Spall, 1987)에 의해 제안된 SPSA 방법은 동시인자변환을 통해 그래디언트를 근사화시키는 방법으로 구현이 간단하고 쉽게 적용할 수 있다. 일반적인 SA에서 그래디언트를 근사화 시키기 위해서는 추정하려는 매개변수 개수의 2배에 해당하는 목적함수 값을 계산하여야 하는데, SPSA 방법의 가장 큰 특징을 추

정하려는 매개변수의 수에 관계없이 두 번의 목적함수 값을 계산하도록 한다. 이 SPSA 방법의 두드러진 특징은 폭넓은 응용 가능성과 최상에 가까운 해답을 얻을 수 있으나 그래디언트를 직접 계산하는 경우보다 수렴시간이 긴 단점이 존재한다. SPSA 방법에서 입력 매개변수 벡터 ρ 를 스칼라 값으로 전달해주는 목적함수를 다음과 같이 놓는다.

$$E(\rho) = L(\rho) + \omega_k \quad (26)$$

여기서 ρ 는 입력공간에서 한 벡터, ω_k 는 외부 잡음을 나타낸다. ω_k 가 존재하지 않는 경우 Newton-Raphson 방법같이 그래디언트를 직접 계산할 수도 있으나 그래디언트가 직접적으로 계산되지 못하거나 ω_k 가 존재하는 경우에는 근사화된 그래디언트 값을 사용해야 한다. 함수 $L(\rho)$ 가 미분 가능한 경우에 그래디언트는 다음과 같이 주어진다.

$$g(\rho) = \frac{\partial L(\rho)}{\partial \rho} \quad (27)$$

이때 목적함수를 최소화시키는 매개변수를 찾는 것은 $g(\rho^*) = 0$ 를 만족하는 ρ^* 를 구하는 것이다. 그래디언트를 직접 구하지 못하는 경우에는 다음과 같은 SPSA 알고리즘을 통해 매개변수를 추정하도록 한다.

$$\rho_{k+1} = \rho_k - a_k g_k(\rho_k)$$

$$g_k(\rho_k) = \frac{E(\rho_k + c_k \Delta_k) - E(\rho_k - c_k \Delta_k)}{2c_k} \begin{bmatrix} \Delta_{k1}^{-1} \\ \Delta_{k2}^{-1} \\ \vdots \\ \Delta_{kp}^{-1} \end{bmatrix} \quad (28)$$

여기서 a_k 와 c_k 는 SPSA에서 사용되는 이득이고 Δ_{ki} 는 p 차원의 벡터 Δ_k 의 i 번째 원소의 값으로서 확률 0.5로 1 또는 -1 값을 갖는다. 따라서 p 차원의 매개변수를 취하는 경우에도 두개의 목적함수 값을 구하면 그래디언트의 근사치를 쉽게 구할 수 있다.

EIT에 SPSA를 이용하여 내부 저항률을 구하기 위해서는 각각의 저항률

값이 하나의 매개변수가 되어야 하므로 추정하여야할 매개변수 벡터는 모든 내부저항률 값을 원소로 포함해야 한다. 따라서 FEM의 총 노드수가 증가할 수록 계산시간은 상당히 길어진다. 목적함수는 모든 개체에 대해 계산되는데, EIT에서는 목적함수를 다음과 같이 상대적 복원 오차값을 이용하여 구할 수 있다.

$$E(\rho) = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M \frac{\phi_i - \varphi_i}{\phi_i} \right)^2 \quad (29)$$

여기서 ϕ_i 와 φ_i 는 각각 경계에서 계산적으로 얻어진 전위값과 측정된 전위값을 나타낸다.

(2) SPSA 방법의 수행과정

SPSA 알고리즘의 처리순서는 Fig. 3와 같다.

단계 1: 매개변수 벡터의 초기값을 결정해야 하는데, EIT에서는 모든 내부 저항률의 초기치 (ρ_0)를 구해야 한다. 매개변수의 초기값에 따라 SPSA 방법의 수렴속도가 결정되므로 알고리즘의 계산시간에 중요하게 영향을 미친다. SPSA 방법의 각 단계에서 사용되는 이득 $a_k = a/(A+k+1)^a$ 와 $c_k = c/(k+1)^\gamma$ 의 계수 a, c, A, α, γ 값들을 결정한다. 반복계수 k 를 1로 둔다.

단계 2: 계수가 k 일 때 추정된 저항률 매개변수 ρ_k , 동시인자변환 Δ_k 와 변수 c_k 값을 이용하여 저항률이 $\rho_k + c_k \Delta_k$ 와 $\rho_k - c_k \Delta_k$ 일 때 경계에서의 전위값 ϕ_i 을 계산한다. 그리고 경계에서 측정된 전위값 φ_i 을 이용하여 두개의 목적함수값 $E(\rho_k + c_k \Delta_k)$ 와 $E(\rho_k - c_k \Delta_k)$ 을 계산한다.

단계 3: 단계 2에서 구한 두개의 목적함수를 이용하여 그래디언트 계산하고 계수 $k+1$ 에서 사용될 새로운 매개변수 ρ_{k+1} 를 기본적인

SA방법으로 추정한다.

단계 4: 단계 2로 가서 k 의 값을 증가 시키고 반복을 하고, 연속적인 반복에서 변화가 작다거나 최대의 반복 계수값에 도달하면 수행을 중단시킨다.

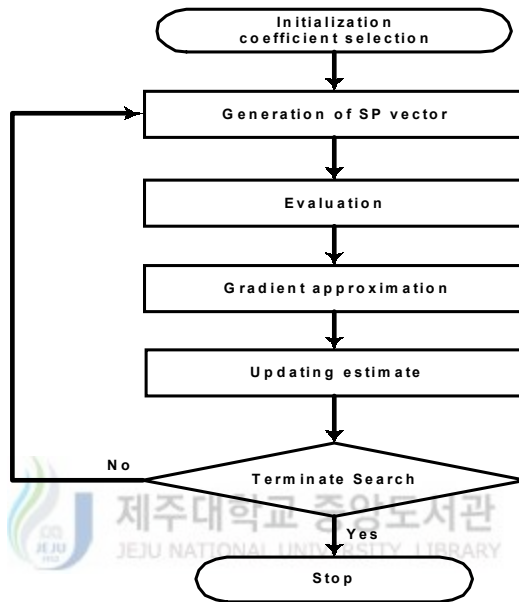


Fig. 3 Flowchart of SPSA

3) SAN 알고리즘

(1) SAN 알고리즘의 개요

BP(backpropagation) 네트워크나 홉필드(Hopfield) 네트워크는 신경망에 있어서 매우 중요한 학습 모델인데, 이 모델들이 매우 중요한 공통적인 문제점은 지역 최소점 문제이다. 문제의 해결에 있어서 우리가 일반적으로 추구하는 것은 지역 최소점이 아닌 전역적 최소점을 찾는 것이다.

Kirkpatrick (Kirkpatrick et. al, 1983) 등에 의해 제안된 이 SAN 모델은 홉 필드 네트워크와는 달리 에너지가 증가하는 방향으로도 작은 확률이나 마 상태의 전이를 허용함으로써 지역 최소점에 빠질 구슬이 가장 최소의

에너지를 가진 곳으로 이동할 수 있도록 하여 최소값을 구할 수 있도록 하였다.

이 SAN 방법의 두드러진 특징은 폭넓은 응용 가능성과 최상에 가까운 해답을 얻을 수 있다는 점이다. 그러나 이 방법에도 상당히 큰 단점이 있다. 상당히 좋은 해답을 얻는데 걸리는 계산 시간이 엄청나게 길다는 점이다. 그러나 SAN 알고리즘의 구현시 필요한 엄청난 시간은 대규모 병렬처리 (massively parallel execution)를 기반으로 하는 계산 모델을 사용함으로써 상당히 줄일 수 있는데 그러한 모델 중의 하나가 바로 볼츠만 머신 (Boltzmann machine)이다.

SAN 알고리즘에서 중요하게 사용되는 항들은 다음과 같다.

㉠ 목적함수(object function): 입력벡터 ρ 를 스칼라 값으로 전달해주는 목적함수를 다음과 같이 놓는다.

$$E = f(\rho) \quad (30)$$

여기서 각각의 ρ 는 입력공간에서 한 점으로 간주된다. SAN의 역할은 목적함수 E 를 최소화시키는 ρ 를 찾아내기 위해 입력공간을 효과적으로 샘플링 하는 것이다.

㉡ 이동점들(moving sets): 입력공간에서 한 점 ρ 이후에 새롭게 이동가능한 점들.

㉢ 발전함수(generating function): 발전함수 $g(\cdot, \cdot)$ 는 현재 점 ρ 와 다음에 방문할 점 ρ_{new} 의 차이에 대한 확률밀도 함수를 특징지어 준다. $\Delta\rho (= \rho_{\text{new}} - \rho)$ 는 확률밀도함수 $g(\Delta\rho, T)$ 를 갖는 확률 변수이다. 일반적으로 발전함수 $g(\cdot, \cdot)$ 는 온도 T 에는 독립적으로 주어진다.

㉣ 결정함수(acceptance function): 새로운 점 ρ_{new} 를 다음에 방문할 점으로 적당한지 여부는 결정함수 $h(\cdot, \cdot)$ 의 값에 따라 결정된다. 가장

많이 사용되는 결정함수로는 다음과 같이 주어지는 볼츠만 확률 분포 (Boltzmann probability distribution)이다.

$$h(\Delta E, T) = \frac{1}{1 + \exp(\Delta E/(cT))} \quad (31)$$

여기서 c 는 시스템에 관계되는 상수이고 $\Delta E (= f(\rho_{\text{new}}) - f(\rho))$ 는 ρ_{new} 와 ρ 사이의 에너지 차이이다. 따라서 SAN은 다음에 방문할 점을 확률 $h(\Delta E, T)$ 로 ρ_{new} 를 결정한다. ΔE 가 음수이면 SAN에서 새롭게 받아들인 점은 에너지를 감소시키게 되고, ΔE 가 양수이면 에너지를 증가시키게 된다. 따라서 SAN는 에너지를 감소시킬 뿐 아니라 증가시킬 수도 있는데, 온도가 낮아질수록 에너지를 증가시키는 방향으로 갈 확률은 적어지게 된다.

㊤ 냉각계획(annealing schedule): 냉각계획은 높은 온도에서 낮은 온도로 변환시키는 속도를 결정하는데, 반복계수나 시간의 함수로 주어진다. 적절한 냉각계획은 높은 온도와 낮은 온도에 대한 물리적인 의미를 고려하거나 여러 번의 시도를 통해서 결정되어야 한다. 일반적인 냉각계획은 온도가 선형 함수적으로 감소하도록 사용한다.

EIT에 SAN 방법을 적용하여 내부 저항률을 구하기 위해서는 각각의 저항률 값이 하나의 매개변수가 되어야 하므로 추정하여야 할 매개변수 벡터는 모든 내부저항률 값을 원소로 포함해야 한다. 따라서 FEM의 총 노드수가 증가할수록 계산시간은 상당히 길어진다. 목적함수는 모든 개체에 대해 계산되는데, EIT에서는 목적함수를 다음과 같이 역문제에서 상대적 복원 오차값을 이용하여 구할 수 있다.

$$E(\rho) = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M \frac{\phi_i - \varphi_i}{\phi_i} \right)^2 \quad (32)$$

여기서 ϕ_i 와 φ_i 는 각각 경계에서 계산적으로 얻어진 전위값과 측정된

전위값을 나타낸다.

(2) SAN 방법의 수행과정

SAN 알고리즘의 처리순서는 Fig. 4와 같다.

단계 1: 매개변수 벡터의 초기값 (ρ_0) 을 결정해야 하는데, EIT에서는 모든 내부 저항률들의 초기치를 구해야 한다. 매개변수의 초기값에 따라 SAN 방법의 수렴속도가 결정되므로 알고리즘의 계산시간에 중요하게 영향을 미친다. 냉각계획을 진행시키기 위해 온도의 초기치 T 를 정한다. (반복계수 k 를 1로 둔다.)

단계 2: $\Delta\rho$ 를 확률적으로 선택한다. 새로운 입력변수의 값으로

$\rho_{\text{new}} = \rho_k + \Delta\rho$ 를 택하고 경계에서의 전위값 ϕ_i 을 계산한다. 그리고 경계에서 측정된 전위값 ϕ_i 을 이용하여 목적함수 값 $E(\rho_{\text{new}})$ 를 계산한다.

단계 3: 두개의 목적함수값을 비교하여 $\Delta E = E(\rho_{\text{new}}) - E(\rho_k)$ 를 계산한다. 만약 $\Delta E < 0$ 이면 ρ_{new} 를 새로운 계수 $k+1$ 에서 사용될 새로운 매개변수 ρ_{k+1} 로 취한다. $\Delta E \geq 0$ 이면 0과 1사이에서 선택된 무작위 값 U 를 선택하고 $U \leq \exp(-\frac{\Delta E}{T})$ 인 경우에만 ρ_{new} 를 새로운 매개변수 ρ_{k+1} 로 취하고 나머지는 무시한다.

단계 4: 냉각계획에 따라서 온도 T 를 감소시킨다. 일반적으로 냉각계획은 선형 함수적으로서 $\eta T, 0 \leq \eta \leq 1$ 을 사용한다.

단계 5: 반복계수 k 를 증가시키고 단계 3 으로부터 반복 수행한다. 만약 k 가 최대의 반복 계수값에 도달하면 수행을 중단시킨다.

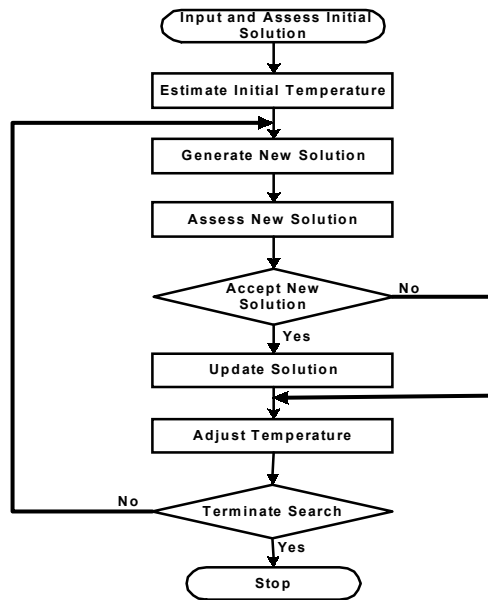


Fig. 4 Flowchart of SAN

3. 사전지식을 이용한 메쉬 그룹화

(1) 사전지식을 이용한 메쉬 그룹화의 개요

서로 다른 2개의 저항률을 갖는 물체와 배경이 분포되어 있는 단층구조의 경우에 mNR 방법에 의해 얻어진 저항률 분포는 실제 해와는 크게 차이가 있더라도 이들 저항률 분포는 실제 저항률 분포에 대한 여러 가지 주요한 정보를 제공하고 있다. 예를 들어 물체의 개략적인 외곽형상과 위치, 어느 요소들이 확실한 배경을 나타내는지에 대한 정보는 mNR 방법에 의해 충분히 파악할 수 있다. 따라서 mNR 방법등을 통해 얻은 저항률 분포의 사전지식(prior knowledge)등을 이용하여 비슷한 저항률들을 갖고 있는 요소들을 하나로 묶어 마치 한 그룹처럼 처리하고 동일한 저항률을 갖도록 함으로써 전체적인 미지의 저항률 개수를 줄임은 물론 복원된 영상의 해상도를 향상시키도록 한다(Cho et. al, 2001).

본 논문에서는 메쉬 모델의 모든 요소들을 배경 요소들을 나타내는 배경

그룹(background group), 물체 요소들을 나타내는 물체그룹(target group), 그리고 어디에 속해 있는가를 결정할 수 없는 미확정그룹(temporary group)으로 구분하여 나타내도록 한다. 배경그룹과 물체그룹 내의 모든 요소들은 각기 해당 그룹 내의 다른 요소들과 동일한 저항률을 갖는 것으로 가정하지만 미확정그룹 내의 각 요소들은 서로 다른 저항률을 가질 수 있도록 한다.

(2) 사전지식을 이용한 메쉬 그룹화의 수행과정

단계 1: mNR 방법을 통한 저항률들을 사용하여 저항률이 최대값(target)을 갖는 그룹과 최소값(background)을 갖는 그룹으로 설정한다..

단계 2: 미확정 저항률의 값을 중간값(temporary)을 갖는 그룹으로 설정한다.

단계 3: 반복적인 방법을 사용하여 중간값그룹이 최대값그룹이나 최소값그룹 속에 포함시키도록 한다.



Ⅲ. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안된 EIT 영상복원 알고리즘의 성능을 비교 분석하기 위하여, 정문제 해석에서는 3104개의 요소원소(N)와 1681개의 노드(M)를 갖는 FEM 메쉬를 사용하였고 역문제 추정에는 776개의 요소원소(N)와 453의 노드(M)를 갖는 FEM 메쉬를 사용하였다. 그리고 시뮬레이션을 쉽게 하기 위해 원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치하는 경우에 대해서만 살펴보는데, EIT 영상복원을 위한 요소는 Fig. 5(b)에서 보는 바와 같이 776개의 요소를 9개로 줄여서 구성할 수 있다.

시뮬레이션은 전체 원의 반지름의 크기가 R 이고 배경의 저항률이 0.5 (Ω_m)로 주어질 때, 원의 중심에서 거리의 비율(r/R)이 0.56~0.82 에서

저항률이 0.6 (Ωm)이고 환의 형태로 물체가 나타나는 경우에 이 물체의 저항률들을 찾도록 한다. 전류 패턴을 주입하기 위한 전극 수 (L)는 32개이며 측정전압을 얻기 위한 주입 전류 패턴은 근접법과 적응법을 사용하였다. mNR, GA, SPSA 및 SAN 방법으로 구해진 저항률들과 주어진 참값을 통해 얻어진 결과를 비교 분석하도록 하는데, 본 논문에서는 메쉬 그룹화 과정을 수행하기 전과 메쉬 그룹화 과정을 수행한 후로 나누어 저항률을 찾도록 하였다.

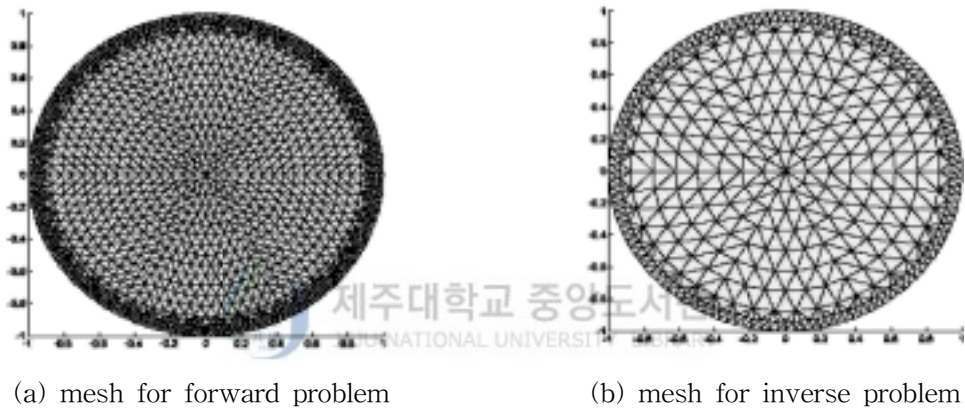


Fig. 5 FEM mesh for simulation

1. 메쉬 그룹화 과정을 수행하기전의 EIT 영상복원 비교

1) mNR 방법: 앞 식(20)과 식(21)을 반복적으로 계산하며 목적함수의 오차가 10^{-3} 보다 작아 질 때 종료하게 된다. Table 1을 보면 실제 물체의 저항률들과 mNR 방법에 의해 계산된 저항률들 ($\rho_1 \sim \rho_9$) 중 값이 급격히 변하는 ρ_3, ρ_4, ρ_6 값들이 실제 참값과 오차가 많이 발생함을 알 수 있다. 이는 mNR 방법이 불연속적으로 분포되어 미분 불가능한 경우에 대해서는 좋지 않은 성능을 나타내기 때문이다. 또한, ρ_1 은 가장 안쪽의 저

항률이므로 실제 외부에서 주입된 전류의 영향이 가장 적게 받는 관계로 인해 값의 오차가 크게 나타난 것으로 추정된다.

2) GA 방법: 목적함수의 미분가능 여부에 무관하기 때문에 임의의 저항률 분포를 추정하기 적용할 수 있으며 본 논문에서는 $\rho_1 \sim \rho_9$ 로 그룹지어 9개의 유전자를 갖는 염색체로 나타내었다. 염색체는 이진 표현법을 사용했으며, 각 유전자는 14 비트로 나타내었다. 따라서 한 개의 개체는 126비트의 길이로 표현된다. GA의 성능은 주로 GA에 사용된 매개변수인 유전율과 돌연변이율 및 개체군의 크기에 따라 결정되는데, 본 논문에서는 개체군의 크기는 40, 교배확률은 0.95, 돌연변이 확률은 0.01로 하고 부모 개체는 순위선택(ranking selection)법을 사용하였는데 Table 1에서는 GA를 500세대까지 구하였을 때의 결과를 나타내었다. GA로 계산된 결과 값을 보면 각 해의 수렴 특성은 초기에 무작위로 변하다가 어느 세대 후에는 일정한 범위로 수렴하는데 각각 저항률들이 참값에 수렴하지는 않음을 알 수 있다. 이것은 전역해의 탐색능력은 뛰어나지만, 어느 정도 수렴한 경우에는 더 이상 해의 개선을 시키지는 못하는 GA의 특성에 기인한 것이다. 특히 EIT의 영상복원은 외부전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 GA의 적합도 값이 큰 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다.

3) SPSA 방법: 목적함수의 미분가능 여부에 무관하고 외부잡음이 존재하는 경우에도 적용가능한 방법으로 저항률을 $\rho_1 \sim \rho_9$ 로 그룹지어 9개의 원소를 갖는 매개변수 벡터로 나타내고 SPSA 방법으로 구하였다. SPSA의 성능은 주로 매개변수 벡터의 초기치와 사용된 계수들의 크기에 따라 결정되는데, 계수들의 크기는 $A = 100$, $\alpha = 0.602$, $\gamma = 0.101$ 로 놓았고 SPSA는 10000 스텝까지 구하였을 때의 결과를 나타내었다. Table 1을 보면 SPSA 방법으로 계산된 결과는 mNR 방법보다는 약간 개선되었지

만 각각 저항률들이 참값에 수렴하지는 않음을 알 수 있다. 이것은 전역 해의 탐색능력은 뛰어나지만, 어느 정도 수렴한 경우에는 더 이상 해의 개선을 시키지는 못하는 SPSA 방법의 특성에 기인한 것이다. 특히 EIT의 영상복원은 외부전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 SPSA 방법에서 계산된 전압과의 차이를 이용한 목적함수 값이 작은 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다.

4) SAN 방법: GA와 마찬가지로 저항률을 9개의 원소를 갖는 매개변수 벡터로 나타내고 SAN 방법을 사용하여 저항률을 구하였다. SAN의 성능은 주로 매개변수 벡터의 초기치와 SAN 방법에 사용된 계수들의 크기에 따라 결정된다. 계수들의 크기를 $T=1$, $\eta=0.8$ 로 놓았을 때의 결과를 Table 1에 나타내었다. Table 1에서 SAN 방법으로 80000 스텝까지 계산된 결과는 나머지 3가지 방법보다 약간 개선되었지만 각각 저항률들이 참값에 수렴하지는 않음을 알 수 있다. 이것은 전역해의 탐색능력은 뛰어나지만, EIT의 영상복원은 외부전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 SAN 방법에서 계산된 전압과의 차이를 이용한 목적함수 값이 작은 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다.

Table 1 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms (before mesh grouping)

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
Real	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR	0.512	0.495	0.488	0.537	0.598	0.564	0.496	0.502	0.500
GA	0.511	0.552	0.492	0.462	0.584	0.593	0.451	0.537	0.498
SPSA	0.523	0.501	0.481	0.517	0.592	0.602	0.500	0.499	0.500
SAN	0.515	0.506	0.481	0.516	0.592	0.602	0.500	0.500	0.500

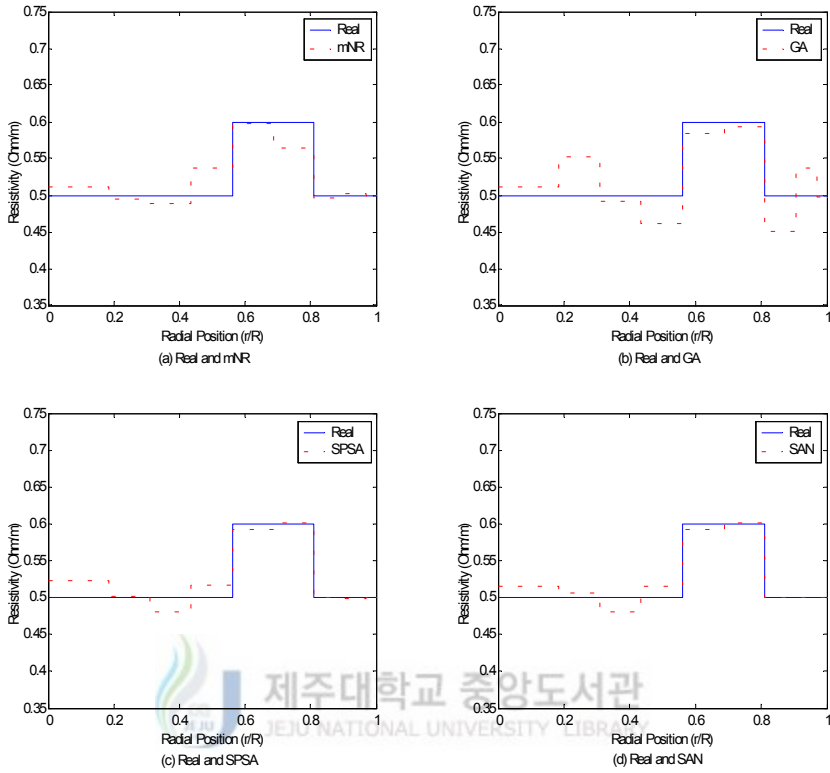


Fig. 6 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms (before mesh grouping)

2. 메쉬 그룹화 과정을 수행한 후의 EIT 영상복원 비교

내부의 저항률 분포를 파악하기 위해 Table 1에서 mNR 방법을 통한 저항률들을 사용할 수 있는데, 메쉬 그룹화 과정으로서 물체 요소를 나타내는 물체그룹 $\rho_{\max} (\rho_5, \rho_6)$ 와 배경 요소를 나타내는 배경그룹 $\rho_{\min} (\rho_2, \rho_3, \rho_7, \rho_8, \rho_9)$, 그리고 나머지 중간값을 갖는 미확정그룹 $\rho_{\text{temp}} (\rho_1, \rho_4)$ 로 분류하였다. 따라서 추정할 저항률 분포의 개수는 4개이다.

- 1) mNR 방법: 그룹 $\rho_{\max}(\rho_5, \rho_6)$ 와 최소값에 속하는 그룹 $\rho_{\min}(\rho_2, \rho_3, \rho_7, \rho_8, \rho_9)$ 그리고 나머지 중간값을 갖는 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 로 분류하여 매개변수 벡터의 원소의 개수가 4개인 mNR 방법을 사용 하였으며 Table 2를 보면 거의 참 값에 근접하는 것을 알 수 있다.
- 2) GA 방법: 500 세대까지 시뮬레이션 하였으며 이 때 얻어진 저항률들에 관한 결과를 Table 2에 나타내었는데, mNR 방법에서 가장 많은 오차를 나타내는 중간값 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 값들이 GA 방법으로 구했을 때 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다.
- 3) SPSA 방법: 10000 스텝까지 시뮬레이션 하였으며. 이 때 얻어진 저항률들에 관한 결과를 Table 2에 나타내었는데, mNR 방법에서 가장 많은 오차를 나타내는 중간값 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 값들이 SPSA 방법으로 구했을 때 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다.
- 4) SAN 방법: 20000 스텝까지 시뮬레이션 하였으며 이 때 얻어진 저항률들에 관한 결과를 Table 2에 나타내었는데, 저항률 분포가 참 값을 정확히 찾아가는 것을 알 수 있다.

Table 2 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms (after mesh grouping)

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
Real	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR	0.501	0.500	0.500	0.499	0.601	0.601	0.500	0.500	0.500
GA	0.500	0.500	0.500	0.500	0.601	0.601	0.500	0.500	0.500
SPSA	0.511	0.501	0.501	0.506	0.596	0.596	0.501	0.501	0.501
SAN	0.500	0.500	0.500	0.500	0.600	0.600	0.500	0.500	0.500

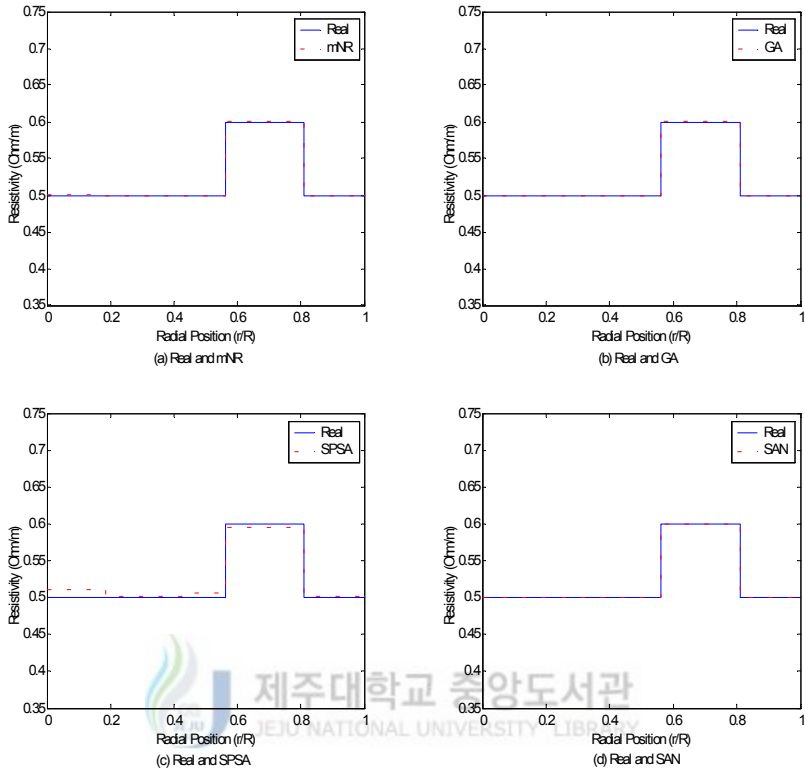


Fig. 7 True resistivities and computed resistivities using proposed algorithms (after mesh grouping)

IV. 결 론

EIT의 영상복원에 있어 일반적으로 좋은 성능을 발휘하는 mNR 방법은 저항물들이 연속적으로 분포하여 있는 경우에는 영상복원 시 좋은 성능을 나타내나 저항물들이 불연속적으로 분포하는 경우에는 많은 오차를 발생함을 알 수 있었다. 이는 mNR이 목적함수의 미분가능을 요구함으로 불연속적인 경계부분의 미분 불가능한 영역에서는 mNR이 참값을 찾지 못하기 때문이다.

전역해의 탐색능력이 우수한 SPSA, GA 및 SAN 알고리즘들을 이용하여 EIT의 영상복원을 할 경우에도 알고리즘의 특성상 전역해의 탐색은 가능하나 정확한 참값을 찾기에는 어려움이 있음을 알았다. 특히, EIT는 외부 전극에서 측정된 전압 값만을 이용하여 영상복원을 하기 때문에 최적알고리즘들을 사용하여서는 정확한 해의 수렴이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 수렴성능을 향상시키기 위하여 매개변수들을 그룹화 시켜 참값에 쉽게 수렴하도록 하였다. 또한 단층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였으나 다층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해서도 확장적용이 가능하리라 생각된다. 그리고 GA와 SAN과 같은 최적알고리즘들을 수행하는데 필요한 과도한 계산시간은 병렬처리 방법과 적응제어기법들을 도입하여 계산하면 어느정도 해소되리라 기대된다.

참 고 문 헌

Cho, K.H., S. Kim, Y.J. Lee, 2001, "Impedance imaging of two-phase flow field with mesh grouping method," vol. 204, pp. 57-67.

Kirkpatrick, S., C.D. Gelatt, and M.P. Vecchi, 1983, "Optimization by simulated annealing," Science, vol. 220, pp. 671-680.

Narendra, K.S., 1994, Adaptive control of dynamical systems using neural networks, in Handbook of Intelligent Control, Van Nostrand.

Spall, J.C., 1992, "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation," IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 37, pp. 332-341



Spall, J.C., 1992, "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation," IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 37, pp. 332-341

Spall, J.C., 1992, "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation," IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 37, pp. 332-341

Vauhkonen, M., 1997, Electric Impedance Tomography and Prior Information, Doctoral Dissertation, Department of Applied Physics, University of Kuopio.

Webster, J.G., 1990, Electrical Impedance Tomography, Adam Hilger.

Yorkey, T.J., J.G. Webster and W.J. Tompkins, 1987, "Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography," IEEE Trans. Biomed Eng, Vol. BEM-34, pp. 843-852.

문동춘, 2001, "유전 알고리즘을 이용한 전기임피던스 단층 촬영법의 영상 복원에 관한 연구," 제주대학교 전기전자공학과 석사학위논문.

진강규, 2000, 유전알고리즘과 그 응용, 교우사.



감사의 글

앞만을 보며 달려왔던 석사과정이 이제 막바지에 다다랐습니다. 실수도 많았지만 그 속에서 하나의 방법을 찾으려고 노력했던 시간들이 앞으로 살아갈 저의 날들에 많은 도움이 되리라 생각합니다. 그동안 따뜻한 격려와 가르침으로 저를 지도해주신 김호찬 교수님께 진심으로 감사의 마음을 전합니다. 그리고 대학원 생활 동안 가르침을 주신 좌종근 교수님, 오성보 교수님, 이개명 교수님, 김일환 교수님, 김세호 교수님께도 감사를 드립니다.

석사과정을 같이 시작하고 많은 도움주었던 도진이형과 영진이 그리고 이제 대학원 3학기가 시작될 성기와 찬혁이 에게도 감사의 말을 전합니다. 또한, 자신의 하고 싶은 일을 하기위해 열심히 공부하는 경욱, 석훈, 동길, 승효, 순철, 그리고 열심히 하라고 늘 격려해준 동춘이형, 하드웨어 공부하는데 도움을 많이 준 재완이형, 가끔 실험실을 찾아와서 저에게 힘을 주었던 많은 후배들, 친구들, 전배님들께도 감사의 말을 전합니다.

말없이 뒤에서 격려해주고 따뜻함을 주었던 형과 형수님 그리고 사랑스런 동생들에게도 감사의 마음을 전하고 싶고, 우리가족을 늘 즐겁게 만드는 귀여운 시윤이에게도 고맙다는 말 전하고 싶습니다. 끝으로 대학원 교육까지 시켜주시고 항상 헌신적인 사랑으로 돌보아 주신 부모님께 고개 숙여 감사드리며 이 조그마한 결실을 드립니다.

2002년 12월

부창진 올림