

碩士學位論文

유전 알고리즘을 이용한 전기임피던스
단층촬영법의 영상복원에 관한 연구



電氣電子工學科

文 東 春

2001年 12月

유전 알고리즘을 이용한 전기임피던스 단층촬영법의 영상복원에 관한 연구

指導教授 金 豪 贊

文 東 春

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함

2001年 12月

文 東 春의 工學 碩士學位 論文을 認准함

審査委員長 _____ 印

委 員 _____ 印

委 員 _____ 印

濟州大學校 大學院

2001年 12月

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

Dong-Chun Moon

(Supervised by Professor Ho-Chan Kim)

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRONIC AND ELECTRICAL ENGINEERING
GRADUATE SCHOOL
CHEJU NATIONAL UNIVERSITY

2001. 12.

목 차

LIST OF FIGURES	ii
LIST OF TABLES	iii
SUMMARY	iv
I. 서 론	1
II. EIT 영상 복원 알고리즘	5
1. 정문제 해석	5
2. 영상복원 알고리즘	9
3. 유전 알고리즘	13
III. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과	21
1. mNR법에 의한 영상복원 성능 비교	22
2. 유전 알고리즘에 의한 해석 결과	23
3. mNR과 유전 알고리즘을 결합한 하이브리드 방법에 의한 해석 결과	25
IV. 결 론	28
참 고 문 헌	29

LIST OF FIGURES

Fig. 1 Schematic diagram of EIT system	1
Fig. 2 Example of one-point crossover	16
Fig. 3 Example of multipoint crossover	17
Fig. 4 Example of uniform crossover	17
Fig. 5 Flowchart of genetic algorithm	20
Fig. 6 FEM mesh for simulation	21



LIST OF TABLES

Table 1 True resistivities and computed resistivities using mNR	23
Table 2 True resistivities and computed resistivities using mNR	23
Table 3 True resistivities and computed resistivities using GA	24
Table 4 True resistivities and computed resistivities using GA	25
Table 5 True resistivities and computed resistivities using HGA	26
Table 6 True resistivities and computed resistivities using HGA	27



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 a new hybrid method based on genetic algorithm(GA) and modified Newton-Raphson(mNR) algorithm via two-step approach for the solution of the static EIT inverse problem. In the first step, each mesh is classified into three mesh groups: target, background, and temporary groups. The mNR algorithm can be used to determine the region of group. In the second step, the values of these resistivities are determined using genetic algorithm. Computer simulations with the 32 channels synthetic data show that the spatial resolution of reconstructed images by the proposed scheme is improved as compared to that of the mNR algorithm at the expense of increased computational burden.

I. 서론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography; EIT)은 시스템 구현 시에 하드웨어 비용이 비교적 저렴하고, 측정 대상물에 대한 비파괴(nondestructive) 특성을 가지고 있으므로 화공학, 지질학(geology) 및 재료공학 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있다. 특히, X-ray 및 MRI(magnetic resonance imaging) 단층촬영법에 비해 아직 복원된 영상의 공간해상도(spatial resolution)는 떨어지지만, 순간해상도(temporal resolution)가 뛰어나고 인체에 대한 안정성이 보장되므로 의공학 분야의 보조장비로 사용되고 있으며 앞으로 그 이용범위가 확대될 것으로 판단된다(Webster, 1990).

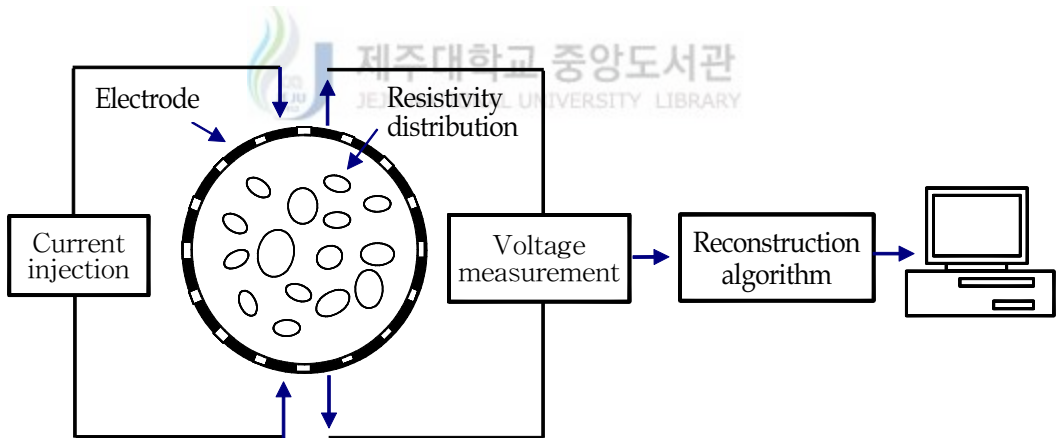


Fig. 1 Schematic diagram of EIT system

Fig. 1은 EIT 시스템의 개략도를 나타내고 있다. EIT 시스템은 크게 두 가지 주요 기술로 구성된다. 즉, 적절한 전기 신호(교류 전류)를 생성하여 물체 표면으로 그 전기 신호(교류전류)를 전극을 통해 주입시키고 경계면에서 유기되는 전기 신호(전압)를 측정하여 저장하는 하드웨어부와 경계면에서 측정된 전기 신호(전압)를 데이터로 이용하여 물체 내부의 저항률 분포(resistivity

distribution)를 추정하는 영상 복원 알고리즘(image reconstruction algorithm)으로 구성된다. 따라서, EIT 시스템의 기본원리는 다른 전기적 특성(resistivity, impedance 등)을 갖는 물체 주위에 특수하게 제작된 전극을 여러 개 배치하고 적절하게 생성된 전류를 주입하여 이에 유기되는 전압을 물체 경계면에서 측정한 후, 이를 바탕으로 영상 복원 알고리즘을 이용하여 물체 내부의 미지의 전기적 특성 분포 즉, 표적의 저항률 분포를 찾아내고 영상으로 복원하는 것이다.

전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원(image reconstruction) 과정은 크게 다음 두 가지 계산과정의 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 Neumann 형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술되며, 그 해석적(analytical)인 해를 구하기가 매우 어려우므로 수치적(numerical) 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 추정(estimation)하여 표적의 영상을 복원하는데, 이를 역문제(inverse problem)라고 한다.

영상복원 알고리즘에는 주로 backprojection, perturbation 법, double constraint 법, Newton-Raphson 법 등이 있으며, 특히 Yorkey 등은 이들 복원 알고리즘들을 비교 분석한 결과 mNR(modified Newton-Raphson) 법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도(convergence rate), 잔류오차(residual error) 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 엉뚱한 값에 수렴 할 수도 있다.

이러한 Hessian 행렬의 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 regularization 방법을 제시해 왔으며, 아직도 계속 논지의 대상이 되고 있다. 근본적으로 regularization 방법은 Hessian 행렬의 최대 고유치와 최소 고유치의 비로 정의되는 condition number의 크기를 줄여줌으로써 반복적인 역행렬 계산을 보다 정확하게 하는데, Murai 등은 SVD(singular value decomposition) 법을 사용했으며 Akaike는 Hessian 행렬의 매우 작은 고유치들을 소거하면서 condition number를 줄이는 방법을 사용했다. Levenberg는 SVD 방법보다 더 나은 영상 복원을 수행하는 행렬계수(matrix coefficient) 법을 소개하였다. 최근에, Cohen-Bacrie 등은 variance uniformization constraint를 이용한 또 다른 regularization 법을 제안했고, Vauhkonen 등은 Tikhonov regularization 법과 subspace regularization 기법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다.

목적함수를 미분하여 저항률을 구하는 mNR방법을 이용하여 영상복원을 수행할 때, 저항률이 연속적으로 변하는 경우는 영상복원 성능이 우수하지만 불연속적으로 변하는 경우는 실제 저항분포와는 다른 값으로 수렴함을 볼 수 있다.

본 논문에서는 각각 서로 다른 저항률을 갖는 물체와 배경이 분포되어 있는 단층구조의 경우에 유전 알고리즘(genetic algorithm; GA)을 적용하여 물체의 영상을 복원하는 방법을 제안하다. 유전 알고리즘은 목적함수의 미분가능을 요구하지 않으므로 저항률이 불연속적으로 분포하여 있는 경우에도 좋은 탐색특성을 나타낸다. 그러나 유전 알고리즘을 단독으로 사용시 전공간을 탐색하기 때문에 정밀한 해의 수렴은 mNR보다 나쁘다. 이는 EIT의 영상복원이 외부전극에서 측정된 전압 값만을 이용하므로 내부의 저항분포에 대한 다른

정보는 없기 때문이다. 본 논문은 mNR과 유전 알고리즘의 장점을 고려한 하이브리드 방법(hybrid genetic algorithm; HGA)을 제안한다. 즉, mNR방법으로 어느 정도 수렴된 영역을 구한 후, 그 값을 기초로 전역탐색능력이 우수한 유전 알고리즘을 이용하여 배경요소와 물체의 저항률을 구하였다.



II. EIT 영상 복원 알고리즘

1. 정문제 해석

표적의 경계면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 이미 알고있는 저항률의 함수로써 경계면에 유기되는 전압은 다음과 같이 Neumann 형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술되며, 본 논문에서는 전극과 내부와의 접촉저항(contact impedance)을 고려한 완전전극모델(complete electrode model)을 사용하였다.

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

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

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

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

여기서 $u, \rho, z_l, U_l, \nu, L$ 은 각각 내부전압, 저항, 전극과 내부와의 접촉 임피던스, 전극에서의 전압, 법선 벡터, 전극 수이다. 위의 조건에 부가하여, 해의 존재성과 유일성을 보장하기 위하여 다음과 같은 주입 전류와 측정 전압에 대한 조건을 부가한다.

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

$$\sum_{l=1}^L U_l = 0 \quad (6)$$

위의 Neumann 형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 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 를 매우 작은 요소(element)로 세분하고 각 요소 내의 저항률 값이 일정하다고 가정하여, 내부 전압 u 를 다음과 같이 나타낸다.

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

여기서 N 은 총 노드(node) 수, ϕ_i 는 i 번째 노드에서는 1이고 나머지 노드에서는 0인 기저함수(basis function), a_i 는 i 번째 노드에서 전압이다. 식(6)를 만족시키기 위하여 전극에서의 전압 U 를 다음과 같이 근사한다.

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

여기서 $n_1 = [1, -1, 0, \dots, 0]^T$, $n_2 = [1, 0, -1, 0, \dots, 0]^T$ 이다. u 와 U 에 대한 weighting function을 v 와 V 라 하면, 이 문제에 대한 variational form은 다음과 같이 된다.

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

여기서 B_s 는 다음과 같이 정의되는 variational form이다.

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

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

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

여기서 $b = (\alpha, \beta)^T \in \mathbb{R}^{N+L-1}$ 이고, stiffness matrix $A \in \mathbb{R}^{(Nn+L-1) \times (Nn+L-1)}$ 는 다음과 같이 주어지는 희박행렬(sparse matrix)이며,

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

force vector f 는 다음과 같이 주어진다.

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

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

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

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

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

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

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



제주대학교 중앙도서관
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

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

2. 영상복원 알고리즘

1) mNR 알고리즘

표적 내부의 저항률이 변하지 않고 고정된 영상을 복원하기 위하여, 다음과 같이 주어지는 목적함수

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

을 최소화하는 저항 분포 ρ 를 찾는다. 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 표현된다.

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

여기서 \otimes 는 Kronecker 행렬 곱이다. V_M'' 은 계산하기 어렵고 상대적으로 작은 양이므로, 위 식에서 두 번째 항은 보통 무시된다. 따라서 Hessian 행렬은 다음과 같이 된다.

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

위의 식들을 정리하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\rho^{k+1} = \rho^k + \Delta \rho^k \quad (20)$$

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

여기서 Hessian 행렬 H 와 자코비안(Jacobian) 행렬 J 는 다음과 같이 정의된다.

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

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

2) Regularization

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 떨어뜨리

기 때문에, 이러한 문제를 완화하기 위하여 regularization 기법을 쓴다. Regularization 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 regularization 매개변수(parameter)와 행렬이다. 따라서, 식(21)의 반복적인 저항률 벡터의 증분은 다음과 같이 주어진다.

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

Regularization 방법에는 여러 가지가 있지만, 흔히 사용되는 방법은 식(23)의 저항률 벡터의 증분을 다음과 같이 나타내는 것이다.

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

여기서 $L^T L$ 는 Vauhkonen 등에 의하여 그 수렴성이 입증된 subspace regularization 방법을 사용하였다.

3) 자코비안 행렬의 계산

역문제를 푸는 과정에서 전극에서의 전압과 자코비안 행렬을 구하기 위하여, 정문제를 풀어야 한다. 식(11)로부터, 자코비안 행렬의 n 번째 열(column)은 다음과 같이 주어진다.

$$\frac{\partial b}{\partial \rho_n} = \frac{\partial (A^{-1}f)}{\partial \rho_n} \quad (25)$$

위 식의 우변은 다음과 같이 전개된다.

$$\frac{\partial(A^{-1}f)}{\partial\rho_n} = -A^{-1}\frac{\partial A}{\partial\rho_n}A^{-1}f = -A^{-1}\frac{\partial A}{\partial\rho_n}b \quad (26)$$

여기서 $\partial A/\partial\rho_n$ 항은 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial A(m, i)}{\partial\rho_n} = -\frac{1}{\rho_n^2} \int_{\Delta_n} \nabla\phi_m \cdot \nabla\phi_i \quad (27)$$

여기서 Δ_n 은 도함수가 계산되는 요소이다. 식(25)은 모든 전압에 대한 도함수이므로, 식(14)와 식(25)의 결과로부터 전극에서의 전압의 도함수 $\partial V_l^p/\partial\rho_n$ 을 구할 수 있다.

전체 자코비안 $J \in \mathbb{R}^{LP \times N}$ 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$$J = [J_1^T, J_2^T, \dots, J_p^T]^T \quad (28)$$


여기서 $J_p \in \mathbb{R}^{L \times N}$ 는 다음과 같이 주어지는 p 번째 전류 패턴에 해당하는 도함수이다.

$$J_p = \frac{\partial V_l^p}{\partial\rho_n}, \quad l=1, 2, \dots, L, \quad n=1, 2, \dots, N \quad (29)$$

4) 전류 입력 패턴

EIT는 입력되는 전류에 대하여 측정되는 전극 전압으로부터 내부 저항 분포를 복원하는 기술이다. 따라서 영상 복원의 질은 입력 전류 패턴에 영향을 많이 받는다. 입력 전류 패턴에는 근접법(adjacent method), cross method, opposite method, multi-reference method와 adaptive method등 여러 방법들이 있다.

본 논문에서는 근접법과 adaptive method를 사용하였다. 근접법은 어떤 하나의 전극에 전류를 주입하고 이웃한 하나의 전극으로 전류가 흘러나오게 하면서 모든 L 개의 전극에 유기되는 전압을 측정하는 과정을 반복하는 방법이다. Adaptive method는 L 개의 전극에 미리 정의된 패턴의 전류를 동시에 주입하는 방법이다. 본 연구에서는 다음과 같은 “삼각함수형”의 전류 패턴을 사용하였다.


$$I_l^p = \begin{cases} \cos(p\xi_l) & l=1, \dots, L, \quad p=1, \dots, (L/2) \\ \sin((p-L/2)\xi_l) & l=1, \dots, L, \quad p=(L/2+1), \dots, (L-1) \end{cases} \quad (30)$$

3. 유전 알고리즘

1) 유전 알고리즘의 기본개념

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 전역

적인 최적의 해를 발견할 높은 가능성을 가진다는 장점과 목적함수 값에 대한 수학적 제약이 거의 없기 때문에 여러 분야에 적용할 수 있다.

유전 알고리즘은 미지의 함수 $Y=f(X)$ 를 최적화하는 해 X 를 찾는 탐색 알고리즘으로서 기존의 최적화 알고리즘들과는 다음과 같은 차이점을 가지고 있다.

- i) 유전 알고리즘은 파라메타 그 자체를 사용하는 것이 아니라 파라메타 집합을 coding해서 사용한다.
- ii) 유전 알고리즘은 탐색 공간에서 단일해(string)를 사용하는 것이 아니라 해 집단(schema)을 사용한다.
- iii) 유전 알고리즘은 결정론적인 전이규칙(deterministic transition rule)이 아닌 확률적인 규칙을 사용한다.
- iv) 유전 알고리즘은 미분 가능성, 연속성 등과 같은 최적화 함수의 정보를 필요치 않고 단지 적합도 함수(fitness function) 값만을 사용한다.

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

(1) 선택(selection)

선택도태의 압력을 가하는 경우에 중요한 것은 어떤 개체들을 쌍으로 교차시킬 것인가의 문제이다.

㉠ 적응도 비례전략

적응도 비례전략은 룰렛 모델 또는 몬테카를로 모델이라고도 불리는데, 각 개체의 적응도에 비례하는 확률로 자손을 남길 가능성이 있는 모델이다. 어떤 개체 i 가 각각의 선택 정도에 따라 선택될 확률 p_{select} 는 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$pselect_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j}$$

㉠ 기대치 전략

확률적인 선택에서의 문제점은 개체의 수가 충분히 많지 않은 경우에는 난수의 발생형태에 의해서 적응도를 정확히 반영하지 않는 선택이 이루어질 가능성이 있다고 하는 것이다. 기대치 전략은 이 문제를 해결하려고 하는 기법이다. 기대치 전략에서는 각 개체가 남기는 자손의 기대치를 계산한다. 그리고 그 개체가 선택된 경우에는 그 기대치로부터 0.5를 빼는 것인데, 이와 같이 함으로써 최악의 경우에도 기대치보다 0.5의 편차로 자손을 남기는 것이 가능하게 된다.

㉡ 순위전략

순위전략은 적응도에 따라서 각 개체에 순위를 매기고, 사전에 각 순위에 대해서 결정된 확률로 자손을 남기도록 하는 것이다. 각 개체는 그 적응도마다 순위가 매겨져 있어, 선택확률은 적응도에 의존하지 않고 순위에 의존한다. 순위전략의 문제점은 적응도와 순위에 의해서 부여되는 선택확률에 차이가 있다는 점이다.

㉢ 엘리트 보존전략

엘리트 보존전략은 집단 중에서 가장 적응도가 높은 개체를 그대로 다음 세대로 남기는 방법이다. 이 방법을 사용하면 그 시점에서 가장 좋은 해가 교차나 돌연변이에 의해서 파괴되지 않는다는 이점이 있다. 단지, 엘리트 개체의 유전자가 집단 안에 급속히 확산될 가능성이 높기 때문에 국소 해(local minima)에 빠질 위험도 있다. 일반적으로 이 전략은 다른 선택 전략과 혼합하여 사용될 수 있다.

㉔ 토너먼트 선택전략

토너먼트 선택전략(tournament selection)은 집단으로부터 결정된 수의 개체를 무작위로 선택하여, 그 중에서 가장 적응도가 높은 개체를 다음 세대로 남기는 절차를, 다음 세대에 남기고 싶은 수만큼의 개체가 선택될 때까지 반복한다. 토너먼트의 크기는 2인 경우가 많지만, 보다 큰 토너먼트 크기를 설정하는 경우도 있다.

(2) 교차(crossover)

교차(crossover)는 두 부모의 염색체를 조합하여 바꾸어 자식의 염색체를 만드는 조작이다.

㉕ 단순교차

가장 단순한 방법은 교차하는 위치를 하나 결정하고 그 앞과 뒤에서 어느 쪽 부모의 유전자형을 받을 것인가를 변경시키는 방법이다. 이것을 단순 교차(simple crossover), 또는 1점교차(one-point crossover)라고 부른다. Fig. 2에는 네 번째와 다섯 번째 유전자 사이에 교차위치를 설정하고, 개체 A의 염색체에서 선두부터 네 번째까지와 개체 B의 다섯 번째에서 마지막까지의 유전자가 새로운 개체의 유전자가 된다. 또한, 그 반대가 다른 새로운 개체의 유전자가 된다.

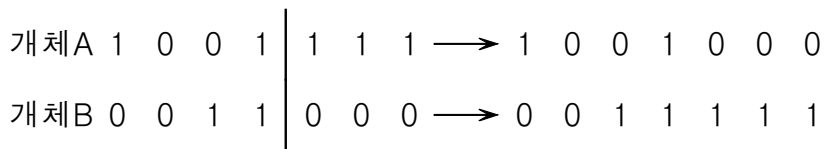


Fig. 2 Example of one-point crossover

㉔ 복수점 교차

복수점 교차(multipoint crossover)는 교차위치가 복수인 방법이다. Fig. 3에서처럼 교차 위치가 2와 5라면 새로운 개체의 하나는 개체 A의 선두로부터 두 번째까지, 개체 B의 세 번째로부터 다섯 번째까지, 개체 A의 여섯 번째로부터 마지막까지로 유전자가 만들어진다. 동시에 그 반대의 조합에 의해서 또 다른 하나의 새로운 개체의 유전자가 만들어진다.

$$\begin{array}{r}
 \text{개체A} \ 1 \ 0 \ \left| \ 0 \ 1 \ 1 \ \left| \ 1 \ 1 \longrightarrow 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \\
 \text{개체B} \ 0 \ 0 \ \left| \ 1 \ 1 \ 0 \ \left| \ 0 \ 0 \longrightarrow 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0
 \end{array}$$

Fig. 3 Example of multipoint crossover

㉕ 일정교차

일정교차(uniform crossover)는 교차 시 마스크를 사용하여 그것에 의해서 어느 쪽 부모의 유전자를 받아들일 것인지 결정하는 방법이다. Fig. 4에서 보여지는 것처럼 두 개의 부모가 되는 개체 및 마스크를 결정한다. 마스크의 비트가 0인 경우에는 자손 1에 부모 1의 유전자를 복사하고, 1의 경우에는 부모 2의 유전자를 복사한다. 자손 2에 관해서는 이것의 반대로 수행한다.

부모1	0	0	1	1	1	1
부모2	1	1	1	1	0	0
마스크	0	1	0	1	0	1
자녀1	0	1	1	1	1	0
자녀2	1	0	1	1	0	1

Fig. 4 Example of uniform crossover

(3) 돌연변이(mutation)

돌연변이는 유전자를 일정한 확률로 변화시키는 조작이다. 아주 낮은 돌연변이율로 스트링의 한 비트를 0에서 1로 혹은 1에서 0으로 우연히 바꿈으로써 구현된다. 이 과정은 과거에 잃어버렸던 중요한 정보를 되찾을 수도 있으며 탐색의 방향이 지역적 극 값으로 향할 경우 여기서 벗어나도록 도움을 준다. 돌연변이를 너무 큰 변이확률로 설정하면 스키마타(schema)가 전부 파괴되기 때문에 임의 탐색(random search)으로 변해버리게 된다. 돌연변이가 없는 경우에는 초기 유전자의 조합 이외의 공간을 탐색할 수 없으며, 결국 찾고자 하는 해의 질에도 한계가 드러난다. 일반적으로 돌연변이는 고정된 확률로 각 유전자가 변화하도록 설정하지만, 변이율을 동적으로 변화시키는 기법도 있다. 이러한 기법의 한가지로 적응변이(adaptive mutation)가 있다. 적응 변이에는 교차의 결과, 만들어진 두 개체의 근사도를 해밍거리(hamming distance)로 측정하고, 거리가 가까울수록 높은 변이율로 하는 기법이 있다. 이것은 집단 중에서 유전자형이 다양성을 확보하고, 가능한 한 넓은 해 공간을 탐색하고자 하는 의도이다. 자연계에서와 마찬가지로 돌연변이는 유전 알고리즘에서 아주 드물게 일어나는 부가적인 역할을 하며 재생산 및 교배 과정과 함께 사용될 때 전역적 탐색 성능을 더욱 향상시켜주는 역할을 한다.

2) 유전 알고리즘의 동작원리

홀랜드의 유전 알고리즘은 보통 단순 유전 알고리즘(simple genetic algorithm; SGA)이라고 불리는 것으로, 2진수 문자열을 집단으로 가지고 작업하게 된다. 유전 알고리즘의 처리순서는 Fig. 5 와 같다.

먼저 초기집단을 생성한다. 일반적으로는 결정된 개체수의 염색체를 임의로 생성한다. 초기집단이 생성되고 나면, 각각의 개체에 대한 적응도의 평가를 수행한다. 각각의 개체에 대해서 적응도가 결정되면, 그것을 기반으로 선택하여 교차시키는 조작을 수행한다. 기본적으로 적응도가 높은 개체가 보다 많은

자손을 남기도록 한다. 이와 같이 함으로써, 보다 좋은 개체를 형성하는 유전자가 집단 중에 확산되게 된다. 선택교차를 수행할 개체의 쌍이 결정되었다면 염색체의 교차를 수행한다. 교차의 방법도 여러 가지가 제안되어 있지만, 기본적으로는 쌍방의 염색체로부터 일부분씩을 취하여 자손의 염색체를 만든다. 여기에서 보통 유전자는 동일한 유전자로부터 어느 쪽이든 부모의 유전자를 복제한다. 다음으로 돌연변이를 추가로 수행한다. 이것은 어떤 확률로 염색체의 일부 값을 변경시키는 조작이다. 이러한 조작이 종료되면 새로운 세대의 개체집단이 생성되게 된다. 그리고 이러한 새로운 집단에 대해서 또다시 적응도 평가, 선택, 교차, 돌연변이를 수행함으로써 다음의 새로운 세대를 만들어 간다.



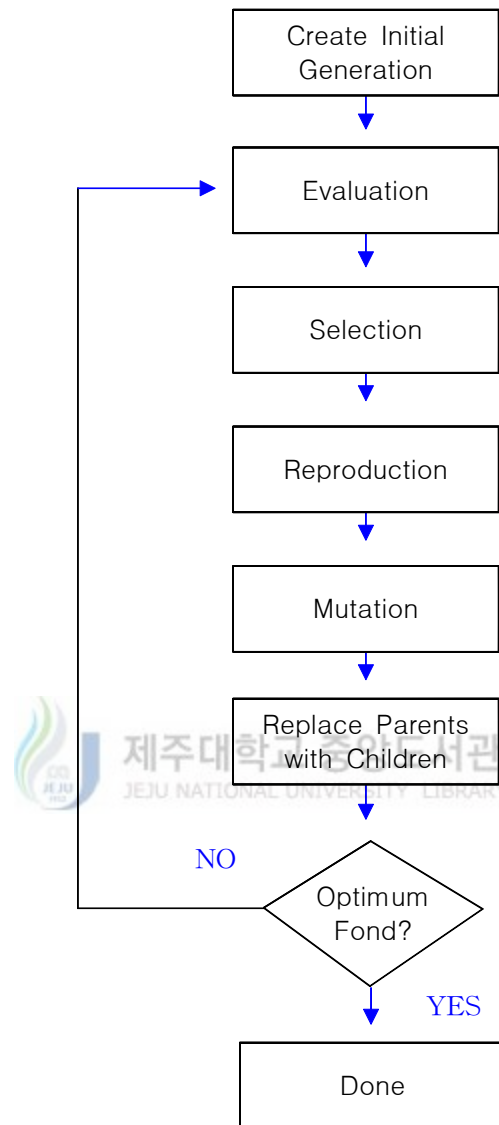
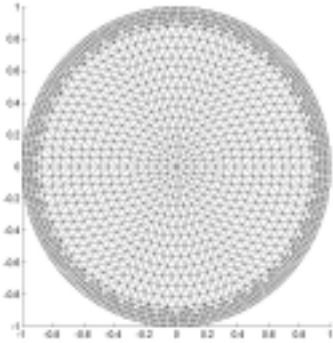


Fig. 5 Flowchart of genetic algorithm

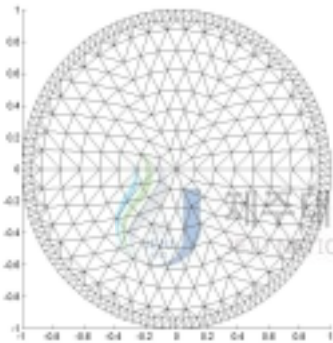
Ⅲ. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안된 EIT 영상복원 알고리즘의 성능을 비교 분석하기 위하여, 정문제 해석에서는 Fig. 6(a)와 같이 3104개의 요소원소(N)와 1681개의 노드(M)를 갖는 유한 요소법 메쉬(mesh)를 사용하였다. 또한, 역문제 추정에는 Fig. 6(b)와 같이 776개의 요소원소(N)와 453의 노드(M)를 갖는 유한 요소법 메쉬를 사용하였다. 여기서, 전극 수(L)는 32개이며 측정전압을 얻기 위한 주입 전류 패턴은 근접법을 사용하였다.





(a) mesh for forward problem



(b) mesh for inverse problem

Fig. 6 FEM mesh for simulation

시뮬레이션은 전체 원의 반지름의 크기가 R 이고 배경의 저항률이 $0.5(\Omega m)$ 로 주어질 때 2가지의 경우에 대해 시행하였다.

첫 번째의 경우는, 원의 중심에서 거리의 비율(r/R)이 $0.56 \sim 0.82$ 에서 저항률이 $0.6(\Omega m)$ 이고 환의 형태로 물체가 나타나는 경우에 이 물체의 저항률들을 찾으려 한다.

두 번째의 경우는, 원의 중심에서 거리의 비율(r/R)이 $0 \sim 0.43$ 에서 저항률이 $0.5(\Omega m)$ 이고 나머지는 $0.6(\Omega m)$ 인 경우에 대해 저항률들을 찾으려 한다.

한다.

먼저, 유한 요소법의 모든 요소에 대해 저항률을 풀기에는 너무 많은 계산이 소요되므로 원의 지름의 크기에 대해 9개 영역으로 그룹을 지어 저항률을 구하도록 하였다. 영상복원은 먼저 mNR법을 사용하여 구한 값과 유전 알고리즘으로 구해진 값을 비교 분석하고 본 논문에서 제안한 mNR과 유전 알고리즘을 결합한 하이브리드 방법으로 구한 값 등을 비교 분석한다.

1. mNR법에 의한 영상복원 성능 비교

mNR방법에 의한 계산과정은 앞 식(20)과 식(21)을 반복적으로 계산하며, 목적함수의 오차가 10^{-3} 보다 작아 질 때 종료하게 된다.

1) Case 1 경우의 mNR 계산 결과

mNR에 의해 저항률을 계산한 결과 값은 Table 1이다. Table 1을 보면 실제 물체의 저항률들과 mNR방법에 의해 계산된 저항률들 중 값이 급격히 변하는 ρ_3, ρ_4, ρ_6 값들이 실제 참값과 오차가 많이 발생함을 알 수 있다. 이는 mNR방법이 불연속적으로 분포되어 미분 불가능한 경우에 대해서는 좋지 않은 성능을 나타내기 때문이다. 또한, ρ_1 은 가장 안쪽의 저항률이므로 실제 외부에서 주입된 전류의 영향이 가장 적게 받는 관계로 인해 값의 오차가 크게 나타난 것으로 추정된다.

Table 1 True resistivities and computed resistivities using mNR

	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	0.521	0.497	0.483	0.538	0.603	0.572	0.496	0.502	0.499

2) Case 2 경우의 mNR 계산 결과

두 번째 경우의 결과에서도 저항률이 급격하게 변하는 ρ_3 와 ρ_4 값들이 실제 참값과 오차가 많이 발생함을 알 수 있다.

Table 2 True resistivities and computed resistivities using mNR

	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	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
mNR	0.516	0.495	0.489	0.535	0.594	0.604	0.599	0.601	0.600

2. 유전 알고리즘에 의한 해석 결과

유전 알고리즘은 목적함수의 미분가능성에 무관하기 때문에 저항률 분포를 추정하기 위해 사용하였다. 이때, 저항률의 분포는 mNR의 경우와 같이 저항률을 $\rho_1 \sim \rho_9$ 로 그룹지어 각 저항률을 염색체로 나타내어 유전 알고리즘으로 구하였다. 본 논문에서의 적합도 함수는 다음과 같이 역문제에서 상대적 복원 오차의 역수이다.

$$f_c = M \left[\sum_{i=0}^M \left| \frac{V_i(\rho) - U_i}{U_i} \right| \right]^{-1}$$

여기서, M 은 32개의 전극을 사용하여 측정할 수 있는 전압의 총 수를 나타낸다. 염색체의 표현은 이진 표현법을 사용했으며, 각 유전자는 14 비트로 나타내었다. 따라서 한 개의 개체는 126비트의 길이로 표현된다. 유전 알고리즘의 성능은 주로 유전 알고리즘에 사용된 매개변수인 유전율과 돌연변이율 및 개체군의 크기에 따라 결정되는데, 본 논문에서는 개체군의 크기는 40, 교배확률은 0.95, 돌연변이 확률은 0.01로 하고 부모 개체는 roulette wheel 선택법을 사용하였다. 유전 알고리즘을 이용하여 500세대까지 구하였을 때의 결과는 다음 Table 3과 Table 4와 같다.

1) Case1 경우의 유전 알고리즘 계산 결과



Table 3 True resistivities and computed resistivities using GA

	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
GA	0.511	0.552	0.492	0.462	0.584	0.593	0.451	0.537	0.498

2) Case 2 경우의 유전 알고리즘 계산 결과

실제 유전 알고리즘으로 계산된 결과 값을 보면 각 해의 수렴 특성은 초기에 무작위로 변하다가 어느 세대 후에는 일정한 범위로 수렴함을 볼 수 있다. 그러나 각각 저항률들이 참값에 수렴하지는 않음을 결과 값에서 볼 수 있다. 이것은 전역해의 탐색능력은 뛰어나지만, 어느 정도 수렴한 경우에는 더 이상

해의 개선을 시키지는 못하는 유전 알고리즘의 특성에 기인한 것이다. 특히 EIT의 영상복원은 외부전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 유전 알고리즘의 적합도 값이 큰 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다. 이런 경우 유전 알고리즘만을 이용한 알고리즘으로는 저항률의 복원성능을 향상시킬 수 없다. 따라서 본 논문에서는 mNR과 유전 알고리즘을 결합하는 방식을 이용하여 각각의 장점을 취하는 mNR과 유전 알고리즘을 결합한 하이브리드 방법을 사용하였다.

Table 4 True resistivities and computed resistivities using GA

	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	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
GA	0.432	0.598	0.591	0.466	0.600	0.443	0.503	0.518	0.498

3. mNR과 유전 알고리즘을 결합한 하이브리드 방법에 의한 해석 결과

1) Case 1 경우의 HGA 계산 결과

mNR에 의해 계산된 저항률 $\rho_1 \sim \rho_9$ 들을 살펴보면 최대값에 근접하는 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 분류할 수 있다.

1단계로 최대값 그룹과 최소값 그룹의 정확한 저항률을 구하기 위해, 최대값 그룹과 최소값 그룹에 속하는 저항률 (ρ_{\max}, ρ_{\min})을 2개의 유전자형으로 표현하고, 각 유전자의 초기 값은 최대값과 최소값 그룹의 평균값으로 설정했다. HGA에 의해 100세대까지 시뮬레이션 후 얻어진 최대값과 최소값의 저항

를들은 Table 5에 나타내었다. 이때 최대값과 최소값은 참값에 근접하였으나 정확히 참값으로 수렴하지 않았는데, 그 이유는 시뮬레이션에 사용한 중간값 그룹의 값이 정확히 참값이 아니기 때문이다. 2단계로 중간값 그룹의 정확한 저항률을 구하기 위해 1 단계에서 구한 저항률들을 최소값 그룹의 저항률로 고정시키고 중간 그룹에 속하는 저항률 (ρ_1, ρ_4)을 다시 2개의 유전자형으로 표현하고 mNR방법에 의해 구한 값을 초기 값으로 대입하여 HGA로 100세대 까지 시뮬레이션 하였다. Table 5를 보면, mNR에서 가장 많은 오차를 나타내는 중간값 그룹 ρ_{temp} (ρ_1, ρ_4)의 값들이 HGA로 구했을 때 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다.

Table 5 True resistivities and computed resistivities using HGA

	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
HGA	0.492	0.495	0.495	0.505	0.604	0.604	0.495	0.495	0.495

2) Case 2 경우의 HGA 계산 결과

Case 2경우의 계산과정도 첫 번째와 같이 구하였다. 이때 mNR에 의해 계산된 저항률 $\rho_1 \sim \rho_9$ 들을 최대값에 근접하는 그룹 ρ_{max} ($\rho_5, \rho_6, \rho_7, \rho_8,$ ρ_9)와 최소값에 속하는 그룹 ρ_{min} (ρ_2, ρ_3) 그리고 나머지 중간값을 갖는 그룹 ρ_{temp} (ρ_1, ρ_4)로 분류할 수 있다. 이후의 계산 과정은 Case 1과 동일한 방식으로 계산하였으며, HGA에 의해 100세대까지 시뮬레이션 후 얻어진 최대값과 최소값의 저항률들은 다음 Table 6에 나타내었다. Case 2경우에서

중간값을 갖는 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 계산 시 ρ_{max} 보다 큰 값으로 수렴하거나 또는 ρ_{min} 보다 작은 값으로 수렴하는 특성을 보였다. 이런 경우에 ρ_{max} 보다 큰 값일 경우는 ρ_{max} 로, ρ_{min} 보다 작은 값일 경우에는 ρ_{min} 으로 값을 보정하였다. 이는 중간값의 경우는 우리가 알고자 하는 것은 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 정확한 저항률보다는 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 이 어느 영역 (ρ_{max}, ρ_{min})에 속하는지가 우리의 관심사이므로 이와 같이 수정하였다.

Table 6 True resistivities and computed resistivities using HGA

	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	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
HGA	0.505	0.505	0.505	0.600	0.600	0.600	0.600	0.600	0.600



IV. 결 론

EIT의 영상복원에 있어 일반적으로 좋은 성능을 발휘하는 mNR방법은 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 경계 부분의 미분 불가능한 영역에서는 mNR이 참값을 찾지 못하기 때문이다.

전역해의 탐색능력이 우수한 유전 알고리즘을 이용하여 EIT의 영상복원을 할 경우에도 유전 알고리즘의 특성상 전역해의 탐색은 가능하나 정확한 참값을 찾기에는 어려움이 있음을 보였다. 특히, EIT는 외부 전극에서 측정된 전압 값만을 이용하여 영상복원을 하기 때문에 전공간을 탐색하여 해를 구하는 유전 알고리즘으로는 정확한 해의 수렴은 어렵다. 따라서, 본 논문에서는 mNR과 유전 알고리즘의 장점을 사용한 하이브리드 방법을 적용하여 mNR보다 개선된 결과를 얻을 수 있었다. 즉, 먼저 mNR로 계산하여 내부 저항 분포에 대한 정보를 얻은 후 이를 이용하여 유전 알고리즘으로 더욱 개선된 해를 구하였다. 또한 단층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였으나 다층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해서도 확장 적용 가능하리라 생각된다. 그리고 유전 알고리즘을 수행하는데 필요한 과도한 계산시간은 병렬처리 방법과 현재 이진표현법으로 표현된 유전자를 실수형으로 표현하여 계산하면 어느 정도 해소되리라 기대된다.

참 고 문 헌

Jason, E.B. and T.R. Bonnecaze, 1999, "Imaging of particle shear migration with electrical impedance tomography," American Institute of Physics, Vol. 11, No. 8, pp. 1982-1994.

Olmi, R., M. Bini and S. Priori, 2000, "A genetic algorithm approach to image reconstruction in electrical impedance tomography," IEEE Trans. Evolutionary Computation, Vol. 4, No. 1, pp. 83-88.

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.

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

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

김봉석, 2000, "확장 칼만필터를 이용한 전기 임피던스 단층촬영법," 제주대학교 전기전자공학과 석사학위논문.

박성수, 박해영, 2001, C++로 구현한 유전자 알고리즘, 한울출판사.

조경호, 고성택, 고한석, 1996, “전기적 임피던스에 의한 컴퓨터 단층촬영 영상의 재구성을 위한 새로운 방법의 제안,” 대한전자공학회 논문지, 제33권, 4호, pp. 721-730.

진강규, 2000, 유전알고리즘과 그 응용, 교우사.

안진오, 1999, “유전 알고리즘과 Kruskal 알고리즘을 이용한 배전계통 재구성에 관한 연구,” 제주대학교 전기공학과 석사학위논문.



감사의 글

석사과정을 시작한지 엿그제 같은데 벌써 대학원 생활의 막바지에 다다랐습니다. 그 동안 저를 지도해 주시고, 어려울 때에 따뜻한 충고를 해주신 김호찬 교수님께 감사를 드립니다. 그리고 대학원 생활 동안 따뜻한 격려와 가르침을 주신 좌종근 교수님, 오성보 교수님, 이개명 교수님, 김일환 교수님, 김세호 교수님께 감사를 드립니다.

2년간 함께 대학원 생활을 한 현용탁, 현덕수, 김재홍 원생과 연구실에 있으면서 많은 도움을 준 부창진 및 김도진, 전영진, 김정웅 원생에게도 고마운 마음을 전합니다. 또한, 힘들 때 힘이 되어 준 훈기와 동근, 그리고 항상 따뜻한 사랑으로 격려해 준 정숙에게도 고맙다는 말을 전합니다. 항상 웃는 모습으로 논문 편집을 도와준 경진씨께 고마움을 전합니다.

늘 격려해 주신 누나와 매형께 감사드리며, 형이 공부하는 동안 많은 힘이 되어준 동생 동조에게도 고마운 마음을 전합니다.

오늘이 있기까지 묵묵히 헌신적인 사랑과 희생으로 돌보아 주신 부모님께 고개 숙여 감사 드리며 이 논문을 드립니다.

2000년 12월

문동춘 올림