

시뮬레이티드 어닐링을 이용한 전기임피던스단층촬영법의 영상복원

論 文

52D-2-7

A Image Reconstruction Using Simulated Annealing in Electrical Impedance Tomography

金 豪 贊* · 夫 唱 眞** · 李 潤 俊***

(Ho-Chan Kim · Chang-Jin Boo · Yoon-Joon Lee)

Abstract: 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 simulated annealing technique as a statistical reconstruction algorithm for the solution of the static EIT inverse problem. 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 or genetic algorithm at the expense of increased computational burden.

Key Words : Electrical impedance tomography, Simulated annealing, Inverse problem, Finite element method,

1. 서 론

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, 시간해상도(temporal resolution)가 뛰어나고 인체에 대한 안정성이 보장되므로 의공학 분야의 보조장비로 사용되고 있으며 앞으로 그 이용범위가 확대될 것으로 판단된다 [1].

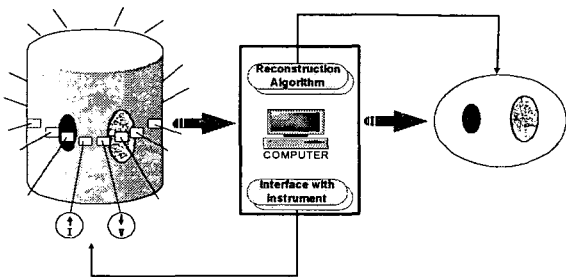


그림 1 EIT 시스템의 개략도

Fig. 1 Schematic diagram of EIT system

그림 1은 EIT 시스템의 개략도를 나타내고 있다. EIT 시스템은 두 가지 주요 기술로 구성된다. 즉, 적절한 전기 신호(교류 전류)를 생성하여 물체 표면으로 그 전기 신호(교류 전류)를 전극을 통해 주입시키고 경계면에서 유기 되는 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 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 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, perturb-

* 正 會 員 : 濟州大 工大 電氣電子工學部 副教授 · 工博

** 準 會 員 : 濟州大 工大 電氣電子工學部 碩士課程

*** 準 會 員 : 濟州大 工大 에너지工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2002年 10月 31日

最終完了 : 2003年 11月 27日

ation 방법, double constraint 방법, Newton-Raphson 방법 등이 있으며, 특히 Yorkey 등은 이들 복원 알고리즘들을 비교 분석한 결과 mNR(modified Newton-Raphson) 방법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도(convergence rate), 잔류오차(residual error) 등의 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타냄을 확인하였다 [2]. 그러나, 실제 상황에서 mNR 방법은 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 방법이 전혀 엉뚱한 값에 수렴 할 수도 있다. 이러한 Hessian 행렬의 부정치성 문제를 해결하기 위해 Vauhkonen 등은 Tikhonov regularization 기법과 subspace regularization 기법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다 [3].

목적함수를 미분하여 저항률을 구하는 mNR 방법을 이용하여 영상복원을 수행할 때, 저항률이 연속적으로 변하는 부분에서의 영상복원 성능이 우수하지만 불연속적으로 변하는 부분에서의 저항분포는 실제 저항분포와는 다른 값으로 수렴함을 볼 수 있다 [4].

최근에 전역적인 최적화기법인 유전자 알고리즘(genetic algorithm, GA)이 EIT의 영상복원에 적용되었다 [5]. 유전자 알고리즘은 뛰어난 전역탐색(global search) 능력으로 전역최소(global minimum)에 가까운 해를 제공해주지만 국소탐색(local search) 능력이 떨어져 해의 질이 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing, SA)에 못미친다. 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘은 다른 최적화 기법과 비교하여 좋은 해를 제공해 주지만 계산 시간이 많은 단점이 있다.

본 논문에서는 각각 서로 다른 2개의 저항률을 갖는 물체와 배경이 분포되어 있는 단층구조의 경우에 이론적으로 전역최소가 보장된 SA [6]를 적용하여 물체의 영상을 복원하는 방법을 제안한다. SA는 목적함수의 미분가능을 요구하지 않으므로 저항률이 불연속적으로 분포하여 있는 경우에도 좋은 탐색특성을 나타낸다. 그러나 SA를 사용할 때 전공간을 탐색하지만 얻어진 내부 저항률 분포의 값이 단층구조에서 2개가 아닌 여러개의 값을 갖게된다. 이는 EIT의 영상복원이 외부전극에서 측정된 전압 값만을 이용하므로 내부의 저항분포에 대한 다른 정보는 없기 때문이다. 본 논문은 mNR 방법등의 결과를 이용하여 전반적인 실제 저항률분포를 파악하고 유사한 전기적 분포영역을 그룹화시킨 후, 그 값을 기초로 전역탐색능력이 우수한 SA를 이용하여 배경요소와 물체의 저항률을 구하도록 한다.

2. EIT의 수학적 모델링

2.1 정문제 풀이

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 내부와

의 접촉임피던스(contact impedance)를 고려한 완전전극모델(complete electrode model)을 사용하였다 [3].

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

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

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

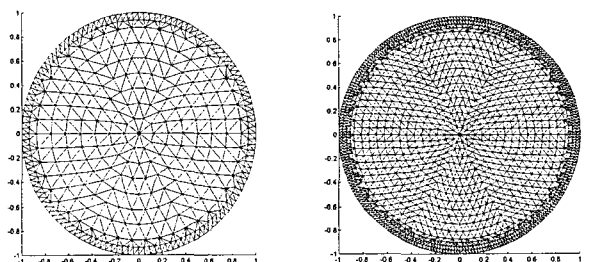
$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0 \quad x \in \partial\Omega \setminus \bigcup_{l=1}^L e_l \quad (4)$$

여기서 $u, \rho, z_l, U_l, \nu, L$ 은 각각 내부전압, 저항, 전극과 내부와의 접촉 임피던스, 전극에서의 전압, 법선 벡터, 전극 수를 나타낸다. 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 해를 해석적으로 구하기가 매우 어려우므로, 본 논문에서는 다음 그림과 같이 주어진 메쉬(mesh)를 통한 FEM을 사용하였다. 이때 전극수는 32개로 하였으며 EIT의 복원한 영상의 해상도를 명확하게 살펴보기 위해 원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치하는 경우에 대해서만 살펴본다 [4].



(a) (b)

그림 2 계산에 사용된 유한요소 메쉬 (원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치) (a) 정문제 해결용 메쉬, (b) 역문제 해결용 메쉬

Fig. 2 Finite element mesh used in the calculation (The resistivities of the elements within an annular ring are identical) (a) mesh for forward solver, (b) mesh for inverse solver

2.2 역문제 풀이

표적 내부의 저항률이 변하지 않는 정적 영상을 복원하기 위하여 다음과 같이 주어지는 목적함수(object function)

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V_M(\rho) - U_M]^T [V_M(\rho) - U_M] \quad (7)$$

를 최소화하는 저항률 분포 ρ 를 찾는다. 여기서 $V_M(\rho) \in R^{LP}$ 는 현재의 가정된 저항률 분포 ρ 에서 FEM 을 사용하여 P 개의 모든 입력 전류 패턴에 대하여 계산된 전극에서 유기된 모든 전압의 저장된 값이고, $U_M = [v_1, v_2, \dots, v_p]^T \in R^{LP}$ 은 모든 전류패턴에 대해 측정된 전극에서 유기된 모든 전압의 저장 값이며, $v_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^L)^T \in R^L$ 는 i 번째 전류 입력 패턴에서 측정된 각 전극에서의 전압이다. 따라서 다음과 같은 조건을 만족하는 저항률 분포를 찾는 것이 된다.

$$\Phi'(\rho) = [V_M'(\rho)]^T [V_M(\rho) - U_M] = 0 \quad (8)$$

위의 (8)은 비선형이므로 다음과 같이 반복적인 선형화를 하여 푼다.

$$\rho^{k+1} = \rho^k + \Delta\rho^k \quad (9)$$

$$\Delta\rho^k = \rho^{k+1} - \rho^k = -H^{-1} \{J^T [V_M(\rho^k) - U_M]\} \quad (10)$$

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

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

이때 ρ_j 는 j 번째 요소에서의 저항률이고 N 은 영상복원에 사용된 요소의 총 수이다.

EIT 영상복원을 위하여 (9)과 (10)을 반복 연산하게 되는데, 일반적으로 Hessian 행렬은 최소 고유치와 최대 고유치의 비가 매우 크므로 부정치성 문제를 야기한다. 이러한 부정치성은 영상 복원 알고리즘의 성능을 떨어뜨리기 때문에, 이러한 문제를 완화하기 위하여 regularization 기법을 쓴다. Regularization 기법은 목적함수 (7)을 다음과 같이 변환한다.

$$\Phi(\rho) = \frac{1}{2} [V_M(\rho) - U_M]^T [V_M(\rho) - U_M] + \frac{1}{2} \alpha (L\rho)^T (L\rho) \quad (11)$$

여기서 α 와 L 은 각각 regularization 매개변수와 행렬이다. 따라서, (10)의 반복적인 저항률 벡터의 증분은 다음과 같이 주어진다.

$$\Delta\rho^k = \rho^{k+1} - \rho^k$$

$$= -(H + \alpha L^T L)^{-1} \{J^T [V_M(\rho^k) - U_M] + \alpha L^T L \rho^k\} \quad (12)$$

Regularization 기법에는 여러 가지가 있지만, 가장 많이 사용되는 방법은 (12)의 저항률 벡터의 증분을 다음과 같이 나타내는 것이다.

$$\Delta\rho^k = -(H + \alpha L^T L)^{-1} \{J^T [V_M(\rho^k) - U_M]\} \quad (13)$$

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

mNR 방법은 저항분포 ρ^k 를 (9)와 (13)을 이용하여 수렴 조건이 만족될 때까지 갱신한다. 이때, 저항률이 연속적으로 분포되어 있는 경우는 mNR 방법으로 복원된 영상의 저항률 분포는 우수하지만, 저항률이 불연속적으로 분포되어 있는 경우는 mNR 방법으로 복원된 영상의 저항률 분포들은 부정확한 값으로 수렴하는 특성을 가지게 된다. 따라서 본 논문에서는 SA를 이용하여 mNR 방법보다 개선된 저항률들을 구할 수 있도록 하였다.

2.3 사전지식을 이용한 메쉬 그룹화

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 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.

본 논문에서는 메쉬 모델의 모든 요소들을 배경 요소들을 나타내는 배경그룹(background group, BackGroup), 물체 요소들을 나타내는 물체그룹(target group, TargetGroup), 그리고 어디에 속해 있는가를 결정할 수 없는 미확정그룹(temporary group, TempGroup)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.를 얻을 수 있는 무작위 테스트보다 테스트시간을 상당히 단축시킬 수 있다.

3. SA를 이용한 EIT 영상복원

SA는 Kirkpatrick 등[6]에 의해 처음 제안된 통계적인 전역 탐색 기법이다. 통계 역학에서 어닐링이라 불리는 물리적 방법이 최소 자유 에너지를 갖는 상태로 시스템을 만들기 위해 사용된다. 어닐링 과정에서 고체가 액체로 녹을 때까지 온도를 높여 가열했다가 온도를 천천히 내리면 각 온도에서 온도 평형에 도달할 때 까지 모든 입자들이 랜덤하

게 스스로 배열된다. 고체가 각 온도에서 온도 평형에 도달할 정도로 느리게 냉각이 이루어 진다면 시스템의 온도가 0에 가까워질 때 낮은 에너지를 갖는 구조가 될 것이다. 그러나 어닐링이 너무 빠르면 원자들의 격렬한 운동으로 고체는 안정하지 못하고 결합있는 구조가 될 것이다. 이러한 어닐링 과정에서 고체가 가질 수 있는 모든 가능한 에너지 상태들의 분포는 다음과 같은 볼츠만 분포(Boltzman distribution)로 표현된다.

$$P_r(i) = \frac{\exp(-E(i)/K_b T)}{Z} \quad (14)$$

여기서 $Z = \sum_i \exp(-E(i)/K_b T)$ 는 분할 함수로 불리고, K_b 는 볼츠만 상수, T 는 온도, $E(i)$ 는 상태 i 에서의 에너지를 나타낸다. 이 방법에서 새로운 에너지 구성 $E(i+1)$ 은 현재 에너지 구성 $E(i)$ 에 교란(perturbation)을 통해 생성된다. 만약 $E(i) > E(i+1)$ 라면, 그때 가장 낮은 에너지 레벨에 도달한 것이고 새로운 구성은 받아들여져 현재 구성이 된다. 반면에 $E(i) \leq E(i+1)$ 이면, 그때 새로운 구성은 확률 $\exp(-(E(i) - E(i+1))/T)$ 를 가진 현재 구성에 따라 받아들여진다. 이렇게 함으로써 지역 최소를 벗어나 전역 최소에 도달할 수 있다.

담금질 과정과 최적화 문제의 유사성을 이용하여, 조합적인 최적화 문제에 SA를 적용하자. SA를 적용해서 조합적인 최적화 문제를 풀기위한 기본적인 아이디어는 랜덤하게 가능한 해를 선택하고 이 해의 이웃을 얻는 것이다. 이웃으로의 이동은 목적함수 값이 낮아지거나 ΔE 가 증가할 때 $\exp(-\Delta E/T) \geq U(0, 1)$ 이면 수행된다. 온도가 높을 때는 모든 가능한 에너지 상태들의 확률이 거의 동일하지만 온도가 점점 낮아지면 높은 에너지 상태들이 나타날 확률은 낮은 에너지 상태들이 나타날 확률에 비해 상대적으로 감소하게 되고 온도가 거의 0에 가까워짐에 따라 높은 에너지 상태가 나타날 확률은 거의 0에 가까워지고 상대적으로 가장 낮은 에너지 상태가 나타날 확률은 거의 1이 된다. 이러한 특성을 이용하여 높은 온도부터 시작하여 천천히 온도를 내리면서 알고리즘을 수행하면 전역 최소를 얻을 수 있게 된다.

EIT에서 SA를 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 증가할수록 계산 시간은 상당히 길어진다. 목적함수는 모든 개체에 대해 계산되는데, EIT에서는 목적함수를 다음과 같이 역문제에서 상대적 복원 오차값을 이용하여 구할 수 있다.

$$E(\rho) = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M \frac{\phi_i - \varphi_i}{\phi_i} \right)^2 \quad (15)$$

여기서 ϕ_i 와 φ_i 는 각각 계산적으로 얻어진 경계에서 전위 값과 경계에서 측정된 전위값이다.

EIT의 복원한 영상의 해상도를 명확하게 살펴보기 위해 원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치하는 경우에 대해서만 살펴볼 경우에, EIT 영상복원을 위한 물체의 모든 요소는 그림 2(b)에서 보는바와 같이 9개로 구성할 수 있다. 본 논문에서는 SA를 이용하여 EIT 영상복원을 효과적으로 수행하기 위해 9개의 요소들을 독립적으로 결정하지 않고, 사전 지식(priori knowledge)을 통해 물체부분과 배경부분 그룹 및 결정되지 않은 그룹 등 3개의 그룹(BackGroup, TargetGroup, TempGroup)으로 변수를 분류하도록 하였다. SA를 수행하기 위한 사전 지식으로서, mNR 방법을 사용하여 각 요소들의 저항률을 구하고 이 값들을 토대로 전체 요소들을 3개의 그룹으로 분류한다. 일반적으로 mNR 방법에서 구한 저항률들을 보면, 저항률이 급격하게 변하는 부분에서 부정확한 값들을 찾게 된다. 따라서 추정된 저항률들의 분포를 비교하여 최소값 영역에서 값을 갖는 그룹과 최대값 영역에서 값을 갖는 그룹, 그리고 나머지의 중간값 영역에서 값을 갖는 그룹으로 구분할 수 있다. 따라서 BackGroup과 TargetGroup을 나타내는 요소와 중간값에 해당하는 TempGroup 내의 요소들의 저항률을 SA를 통해 구하면 된다. 이때 구한 값들은 물체나 배경에 가까운 값들을 갖게 되므로 물체와 배경을 좀 더 명확하게 구별할 수 있게 된다 [7].

Kirkpatrick 등이 제안한 SA 방법[6]을 적용한 EIT 영상복원 알고리즘은 다음과 같은 단계로 나타낼 수 있다.

단계 1: 매개변수 벡터의 초기값 (ρ_0) 을 결정해야 하는데, ET에서는 모든 내부 저항률들의 초기치를 구해야 한다. 매개변수의 초기값에 따라 SA 방법의 수렴 속도가 결정되므로 알고리즘의 계산시간에 중요하게 영향을 미친다. 냉각계획을 진행시키기 위해 온도의 초기치 T 를 정한다.

단계 2: $\Delta\rho$ 를 확률적으로 선택한다. 계수가 k 일 때 추정된 저항률 매개변수 벡터가 ρ_k 일 때 새로운 입력 변수의 값으로 $\rho_{new} = \rho_k + \Delta\rho$ 를 택하고 경계에서의 전위값 ϕ_i 을 계산한다. 그리고 경계에서 측정된 전위값 φ_i 을 이용하여 목적함수 값 $E(\rho_{new})$ 를 계산한다.

단계 3: 두개의 목적함수 $E(\rho_k)$ 와 $E(\rho_{new})$ 를 비교하여 $\Delta E = E(\rho_{new}) - E(\rho_k)$ 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 1 사이에서 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 $\eta T, 0 \leq \eta \leq 1$ 을 사용하여 온도 T 를 감소시킨다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안된 정적 EIT 영상복원 알고리즘의 성능을 비교 분석하기 위하여, 정문제 해석에서는 그림 2(a)와

같이 3104개의 요소(N)와 1681의 노드(M)를 갖는 FEM 메쉬를, 역문제 추정에는 그림 2(b)와 같이 776개의 요소(N)와 453의 노드(M)를 갖는 FEM 메쉬를 사용하였다. 전류패턴을 주입하기 위한 전극 수(L)는 32개이며 측정전압을 얻기 위한 주입 전류 패턴은 근접법(adjacent method)을 적용하였다.

시뮬레이션은 전체 원의 반지름의 크기가 R 이고 배경의 저항률이 $0.5(\Omega m)$ 로 주어질 때 원의 중심에서 거리의 비율(r/R)이 $0.56\sim 0.82$ 에서 저항률이 $0.6(\Omega m)$ 이고 환의 형태로 물체가 나타나는 경우[4]에 이 물체의 저항률들을 찾도록 한다. 먼저, 유한 요소법의 모든 요소에 대해 저항률을 풀기에는 너무 많은 계산이 소요되므로 원의 반지름의 크기에 대해 9개 영역으로 그룹을 지어 저항률을 구하도록 하였다. 영상복원은 mNR 방법, GA 방법, 그리고 본 논문에서 제안한 SA 방법으로 구한 값 등을 비교 분석하는데, 저항률의 분포에 대한 사전지식이 없는 경우와 사전지식이 있는 경우에 요소들에 대한 그룹화를 통한 영상복원을 수행한다.

4.1 사전지식을 이용하지 않는 경우의 EIT 영상복원

mNR 방법에 의한 계산과정은 앞 (9)와 (13)을 반복적으로 계산하며, 목적함수의 오차가 10^{-3} 보다 작아 질 때 종료하게 된다. 표 1을 보면 실제 물체의 저항률들과 mNR 방법에 의해 계산된 저항률들 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 저항률이므로 실제 외부에서 주입된 전류의 영향이 가장 적게 받는 관계로 인해 값의 오차가 크게 나타난 것으로 추정된다.

GA 방법은 목적함수의 미분가능 여부에 무관하기 때문에 저항률 분포를 추정하기 위해 사용하였으며, 저항률을 $\rho_1\sim\rho_9$ 로 그룹지어 각 저항률을 염색체로 나타내었고, 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 roulette wheel 선택법을 사용하였는데 GA는 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 참 값에 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 외부 전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 GA의 적합도 값이 큰 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다. 이런 경우 GA를 이용한 알고리즘으로는 저항률의 복원성능을 향상시킬 수 없다.

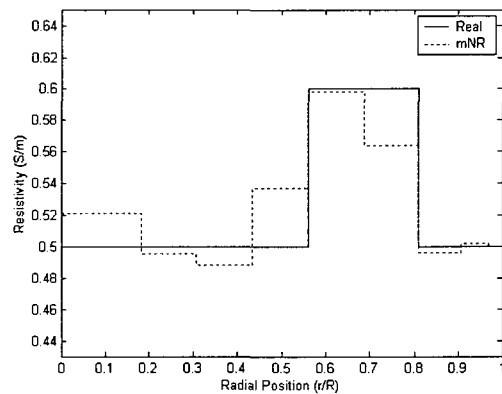
SA 방법은 GA 방법과 마찬가지로 목적함수의 미분가능 여부에 무관하게 EIT에서 저항률 분포를 추정할 수 있다. 저항률의 분포는 mNR 방법의 경우와 같이 저항률을 $\rho_1\sim\rho_9$ 로 그룹지어 각 저항률을 매개변수 벡터로 나타내어 SA 방법으로 구하였다. SA의 성능은 주로 매개변수 벡터의 초기치와 SA 방법에 사용된 계수들의 크기에 따라 결정된다.

본 논문에서는 사용한 계수들의 크기는 $T=1, \eta=0.8$ 로 놓았을 때의 결과를 나타내었다. 표 1과 그림 3을 보면 SA 방법으로 80000 스텝까지 계산된 결과는 mNR과 GA 방법보다는 약간 개선되었는데 물체와 배경의 경계부분에서 실제 참값과의 오차가 약간 줄어들므로 복원 영상의 선명도가 좋아짐을 알 수 있다. 그러나 SA 방법으로 추정한 저항률들이 참 값에 수렴하지는 않음을 볼 수 있는데, 그 이유는 전역해의 탐색능력은 뛰어나지만, EIT의 영상복원은 외부 전극에서 측정된 전압 값 외의 다른 내부저항 분포에 대한 정보가 없기 때문에 SA 방법에서 계산된 전압과의 차이를 이용한 목적함수 값이 작은 값으로 갱신되어 가더라도 실제 해의 개선은 별로 없게 된다. 이런 경우 SA 방법을 이용한 알고리즘으로는 저항률의 복원성능을 많이 향상시킬 수 없다.

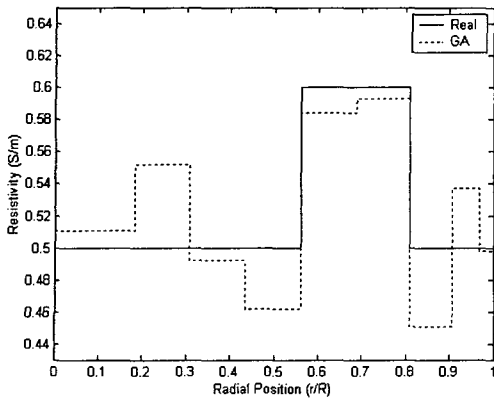
표 1 사전지식을 이용하지 않는 경우의 실제 저항률 과 mNR, GA 및 SA로 계산된 저항률

Table 1 True resistivities and computed resistivities using mNR, GA, and SA algorithms without a priori knowledge

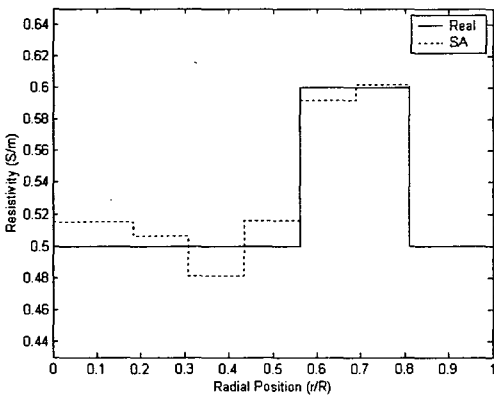
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
Real	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR	0.521	0.495	0.488	0.537	0.598	0.564	0.496	0.502	0.500
(error)	(+.021)	(-.005)	(-.012)	(+.037)	(+.002)	(-.036)	(-.004)	(+.002)	(.000)
GA	0.511	0.552	0.492	0.462	0.584	0.593	0.451	0.537	0.498
(error)	(+.011)	(+.052)	(-.008)	(-.038)	(-.016)	(-.007)	(-.049)	(+.037)	(-.002)
SA	0.515	0.506	0.481	0.516	0.592	0.602	0.500	0.500	0.500
(error)	(+.015)	(+.006)	(-.019)	(+.016)	(-.008)	(-.007)	(.000)	(.000)	(.000)



(a) mNR 방법



(b) GA 방법.



(c) SA 방법

그림 3 사전지식을 이용하지 않는 경우의 실제 저항률 (실선)과 mNR, GA, 및 SA (점선)로 계산된 저항률

Fig. 3 True resistivities (solid line) and computed resistivities using mNR, GA, and SA (dotted line) without a priori knowledge

4.2 사전지식을 이용하여 메쉬 그룹화시킨 경우의 EIT 영상복원

본 논문에서는 각각 서로 다른 2개의 저항률을 갖는 물체와 배경이 분포되어 있는 단층구조이지만 표 1에서 얻어진 내부 저항률 분포의 값이 단층구조에서 2개가 아닌 여러개의 값을 갖게된다. 따라서 사전지식을 이용하여 저항률을 물체부분과 배경부분 그룹 및 결정되지 않은 그룹 등 3개의 그룹(BackGroup, TargetGroup, TempGroup)으로 변수를 분류하도록 한다. 표 1에서 제시한 방법에 의해 계산된 저항률 $\rho_1 \rho_9$ 들을 크기 순서대로 배열하여 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. 따라서 추정할 저항률의 값이 4개로 축소되며, 중간값을 갖는 그룹 $\rho_{temp} (\rho_1, \rho_4)$ 의 계산 시 ρ_{max} 보다 큰 값을 갖는 경우는 ρ_{max} 로, ρ_{min} 보다 작은 값일 경우에는 ρ_{min} 으로 값을 보

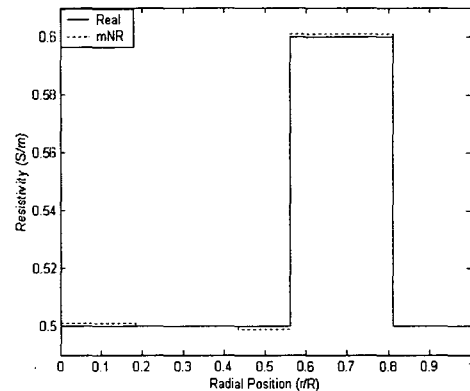
정하였다. 이는 중간값의 경우는 우리가 알고자 하는 것은 $\rho_{temp} (\rho_1, \rho_4)$ 의 정확한 저항률보다는 $\rho_{temp} (\rho_1, \rho_4)$ 이 어느 영역 (ρ_{max}, ρ_{min}) 에 속하는지가 우리의 관심사이기 때문이다.

mNR 방법, GA 방법, 그리고 제시된 SA 방법에서 얻어진 저항률 값들이 표 2와 그림 4에 나타났는데 모두 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다. 제안한 SA 방법은 mNR 방법과 GA 방법에 비해 많은 계산량을 요구하지만 좀 더 개선된 영상을 얻을 수 있었다.

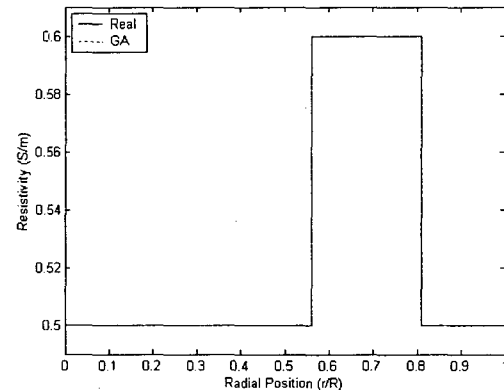
표 2 메쉬 그룹화시킨 경우의 실제 저항률과 mNR, GA 및 SA로 계산된 저항률

Table 2 True resistivities and computed resistivities using mNR, GA, and SA algorithms after mesh grouping

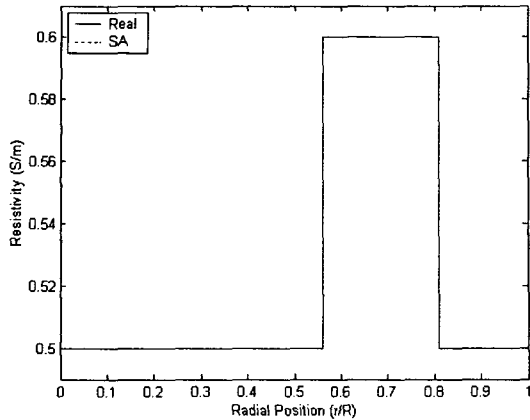
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
Real	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR (error)	0.501 (+.001)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.499 (-.001)	0.601 (+.001)	0.601 (+.001)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)
GA (error)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.601 (+.001)	0.601 (+.001)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)
SA (error)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.500 (.000)	0.600 (.000)	0.600 (.000)	0.600 (.000)	0.600 (.000)	0.600 (.000)



(a) mNR 방법



(b) GA 방법.



(c) SA 방법

그림 4 메쉬 그룹화시킨 경우의 실제 저항률 (실선)과 mNR, GA, 및 SA (점선)로 계산된 저항률

Fig. 4 True resistivities (solid line) and computed resistivities using mNR, GA, and SA (dotted line) after mesh grouping

5. 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 mNR 방법이 목적함수의 미분가능을 요구함으로 불연속적인 경계부분의 미분 불가능한 영역에서는 mNR 방법이 참값을 찾지 못하기 때문이다. 전역해의 탐색능력이 우수한 GA와 SA를 이용하여 EIT의 영상복원을 할 경우에도 특성상 전역해의 탐색은 가능하나 정확한 참값을 찾기에 어려움이 있음을 보였다. 특히, EIT는 외부 전극에서 측정된 전압 값을 이용하여 영상복원을 하기 때문에 전공간을 탐색하여 해를 구하는 GA와 SA으로는 정확한 해의 수렴은 어렵다. 따라서, 본 논문에서는 사전지식을 이용하여 메쉬 그룹화시키면 참값에 가까이 수렴함을 알 수 있었다.

EIT 영상복원에 SA를 적용하면 mNR 방법과 GA보다 많은 계산량을 요구하지만 약간 개선된 영상복원 결과를 얻을 수 있었다. 또한 단층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였으나 메쉬 그룹화를 체계적으로 수행할 수 있는 방법이 보완되면 다층 구조로 저항물이 분포되어 있는 경우에 대해서도 확장 적용 가능하리라 생각된다. 그리고 SA를 수행하는데 필요한 과도한 계산 시간은 병렬처리 방법과 컴퓨터 성능의 향상으로 어느 정도 해소되리라 기대된다.

감사의 글

본 연구는 과학기술부의 원자력 기초과제인 "이상 유동장 가시화를 위한 ET(electrical tomography) 기법 개발"에 의해 지원된 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- [1] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*, Adam Hilger, 1990.
- [2] T. J. Yorkey, J. G. Webster, and W. J. Tompkins "Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-34, pp. 843-852, 1987.
- [3] M. Vauhkonen, *Electrical Impedance Tomography and Priori Information*, Natural and Environmental Sciences, Kuopio University Publications Co., 62, 1997.
- [4] M. C. Kim, S. Kim, K. Y. Kim, J. H. Lee, and Y. J. Lee, "Reconstruction of particle concentration distribution in annular Couette flow using electrical impedance tomography," *J. Ind. Eng. Chem.*, vol. 7, no. 5, pp. 341-347, 2001.
- [5] R. Olmi, M. Bini, and S. Priori, "A genetic algorithm approach to image reconstruction in electrical impedance tomography," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 4, no. 1, pp. 83-88, 2000.
- [6] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatto, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, pp. 671-680, 1983.
- [7] K. H. Cho, S. Kim, and Y. J. Lee, "Impedance imaging of two-phase flow field with mesh grouping method," *Nuclear Engineering and Design*, vol. 204, pp. 57-67, 2001.

저 자 소 개



김 호 잔 (金 豪 贊)

1964년 11월 8일생. 1987년 서울대 공대 제어계측공학과 졸업. 1994년 동 대학원 제어계측공학과 졸업(공학). 1999~2000 미국 펜실베니아주립대 방문 교수. 1995년~현재 제주대 전기전자공학부 부교수

Tel : +82-64-754-3676

Fax : +82-64-756-5281

E-mail : hckim@cheju.ac.kr



이 윤 준 (李 潤 俊)

1949년 2월 22일생. 1975년 서울대 원자핵공학과 졸업. 1990년 동 대학원 원자핵공학과 졸업(공학). 1975~1983 한전 및 현대 Eng. 근무. 1984년~현재 제주대 에너지공학과 교수

Tel : +82-64-754-3641

Fax : +82-64-757-9276

E-mail : leeyj@cheju.ac.kr



부 창 진 (夫 唱 填)

1975년 5월 19일생. 2001년 제주대 전기전자공학부 졸업. 2001년~현재 동 대학원 전기전자공학과 석사과정

Tel : +82-64-754-3797

Fax : +82-64-756-5281

E-mail : boo1004@cheju.ac.kr