

유전 알고리즘을 이용한 전기 임피던스 단층촬영법의 영상복원

Image Reconstruction Using Genetic Algorithm in Electrical Impedance Tomography

김 호 찬, 문 동 춘, 김 민 찬, 김 신, 이 윤 준

(Ho Chan Kim, Dong Chun Moon, Min Chan Kim, Sin Kim and 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 new combined 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 compared to that of the mNR algorithm at the expense of increased computational burden.

Keywords : electrical impedance tomography, genetic algorithm, inverse problem, finite element method

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 [1].

전기적 특성을 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.

전기임피던스 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.

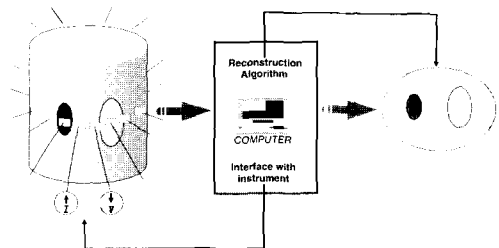


그림 1. EIT 시스템의 개략도.

Fig. 1. Schematic diagram of EIT system.

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 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, 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

논문접수 : 2002. 1. 21., 채택확정 : 2002. 11. 28.

김호찬 : 제주대학교 전기전자공학부(hckim@cheju.ac.kr)

문동춘 : (주)뉴아크(sp2422hw@nuark.co.kr)

김민찬 : 제주대학교 청정화학공학과(mckim@cheju.ac.kr)

김 신 : 제주대학교 기계에너지생산공학부(sinkim@cheju.ac.kr)

이윤준 : 제주대학교 기계에너지생산공학부(leeyj@cheju.ac.kr)

※ 본 논문은 과학기술부의 원자력 기초과제인 "이상 유도장 가시화를 위한 ET 기법 개발"에 의해 지원되었습니다.

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].

본 논문에서는 각각 서로 다른 2개의 저항률을 갖는 물체와 배경이 분포되어 있는 단층구조의 경우에 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 적용하여 물체의 영상을 복원하는 방법을 제안한다. GA는 목적함수의 미분가능을 요구하지 않으므로 저항률이 불연속적으로 분포되어 있는 경우에도 좋은 탐색특성을 나타낸다. 그러나 단일의 유전 알고리즘(simple genetic algorithm, SGA)을 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 방법과 GA 방법의 장점을 활용하기 위해 결합된 유전 알고리즘(combined genetic algorithm, CGA)을 제안한다. 즉, 목적함수를 미분하여 저항률을 구하므로 mNR 방법으로 전반적인 실제 저항률분포를 파악하여 유사한 전기적 분포영역을 그룹화시킨 후, 그 값을 기초로 전역탐색능력이 우수한 GA를 이용하여 배경요소와 물체의 저항률을 구하도록 한다.

II. GA를 이용한 EIT 영상복원

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

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

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

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

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

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 전압

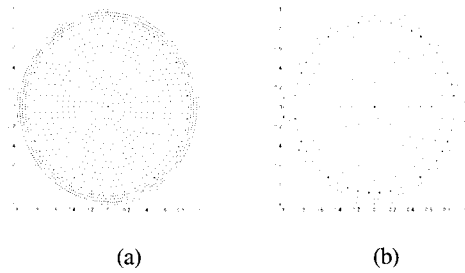


그림 2. 계산에 사용된 유한요소 메쉬 (원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치). (a) 정문제 해결용 메쉬, (b) 역문제 해결용 메쉬

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.

에 대한 조건을 부가한다.

$$\sum_{l=1}^L I_l = 0 \tag{5}$$

$$\sum_{l=1}^L U_l = 0 \tag{6}$$

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].

2. 역문제 풀이

표적 내부의 저항률이 변하지 않는 정적 영상을 복원하기 위하여 다음과 같이 주어지는 목적함수

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

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

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

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

$$\rho^{k+1} = \rho^k + \Delta\rho^k \tag{9}$$

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

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 부정정성 문제를 야기한다. 이러한 부정정성은 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 수렴조건이 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 GA를 이용하여 mNR 방법보다 개선된 저항률들을 구할 수 있도록 하였다.

3. 메쉬의 그룹화

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 요소들

을 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.

4. GA를 이용한 영상복원

GA는 자연 세계의 진화과정을 컴퓨터에서 구현함으로써 복잡한 실제계의 문제를 해결하고자 하는 계산 모델이다. 1970년대 초반 J. Holland에 의해 제시된 GA는 자연계에 존재하는 적자생존의 원리를 이용하여 적합도가 큰 개체를 다음 세대에 복제함으로써 전역해(global solution)를 찾아가는 최적화 기법이다. GA를 이용하여 문제를 푸는 경우, 각 개체는 풀고자하는 문제의 해에 관련된 정보를 가지며 이는 일련의 비트, 정수, 혹은 실수 스트링으로 표현되는데, 이러한 스트링을 염색체(chromosome)라고 한다. 각 개체가 풀고자 하는 문제에 얼마나 적합한지는 적합도(fitness)에 의해 평가되며, 이 적합도 값에 따라 집단 내에서 그 개체의 생존 여부가 결정이 된다. GA는 재생산(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자를 사용하여 최적해(optimal solution)를 탐색하게 된다. GA는 기존의 탐색 또는 최적화 방법들과 달리 점(point)이 아닌 군(population)에 의해 주어진 탐색방법이다. 따라서 탐색 공간에 대해 연속성이나 미분 가능성 등의 제약 조건을 필요로 하지 않는다.

EIT의 복원한 영상의 해상도를 명확하게 살펴보기 위해 원의 중심에서 같은 반지름 상에 있는 요소의 저항률은 일치하는 경우에 대해서만 살펴볼 경우에, EIT 영상복원을 위한 염색체는 그림 2(b)에서 보느냐와 같이 물체의 모든 요소들은 9개 유전자(gene)로 구성할 수 있다. 본 논문에서는 GA를 이용하여 EIT 영상복원을 효과적으로 수행하기 위해 9개의 유전자들을 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.

GA를 EIT에 적용하기 위해 다음과 같은 2 단계 과정으로 수행한다. GA를 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. 1 단계에서는 중간값을 갖는 TempGroup 내의 모든 요소들의 저항률을 고정하고 BackGroup과 TargetGroup에 해당하는 요소들의 저항률을 GA를 사용하여 구한다. 2 단계에서는 1 단계에서 구한 BackGroup과 TargetGroup 내의 요소 값들을 고정하고 중간값에 해당하는 TempGroup 내의 요소들의 저항률을 GA를 통해 구하면 된다. 이때 구한 값들은 물체나

배경값에 가까운 값들을 갖게 되므로 물체와 배경을 좀 더 명확하게 구별할 수 있게 된다 [5].

적합도 함수(fitness function)는 풀고자 하는 문제에 따라 특정하게 결정이 되며 일반적으로 목적 함수의 역수나 지수 함수를 사용하여 정의한다. 본 논문에서의 적합도 함수는 다음과 같이 역문제에서 상대적 복원 오차의 역수이다 [6].

$$f_c = M \left[\sum_{i=1}^M \left| \frac{V_M(\rho) - U_M}{U_M} \right| \right]^{-1} \quad (14)$$

여기서 M 은 32개의 전극을 사용하여 측정할 수 있는 전압의 총 수를 나타낸다.

GA에서 최적해를 탐색하기 위해 재생, 교차 및 돌연변이 연산자를 사용한다. 재생 연산자는 적합도 값에 의해서 개별적인 스트링이 복제되는 과정으로, 이 연산자를 통해 보다 높은 적합도를 갖는 스트링이 이후의 세대에서 더 많은 수의 자손을 가지게 된다. 교배 연산자는 두 개체 사이에 임의로 선택된 지점에서 각 스트링(string)을 잘라내어 서로 교환(crossover)하는 한 점 교배(one-point crossover)를 사용한다. 이때 미리 정하여둔 교배가 일어날 확률 즉, 교배율(crossover rate)에 의하여 교배를 제한한다. 돌연변이 연산자는 한 개체를 택하여 임의의 한 비트를 바꿈으로써 전혀 다른 형질을 가질 수 있도록 한다. 돌연변이 연산을 적절하게 일어나게 함으로서 지역해에 탈출하여 전역해에 수렴하도록 한다. 이 연산자는 너무 자주 행하여지면 무작위 탐색법의 특성을 가지게 되며 연산 시간이 길어지게 되고 도리어 나쁜 영향을 미칠 수도 있기 때문에 돌연변이가 일어날 확률을 돌연변이율(mutation rate)에 의해 제한하여 필요 이상으로 연산이 수행되는 것을 막는다 [7].

III. 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 2가지의 경우에 대해 시행하였다. Case 1은 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 찾도록 한다. Case 2는 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 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 먼저 mNR 방법을 사용하여 구한 값과 단일의 유전 알고리즘(SGA)로 구해진 값을

비교 분석하고 본 논문에서 제안한 mNR 방법과 GA를 같이 사용하는 결합된 유전 알고리즘(CGA)으로 구한 값 등을 비교 분석한다.

mNR 방법에 의한 계산과정은 앞 (9)와 (13)을 반복적으로 계산하며, 목적함수의 오차가 10^{-3} 보다 작아 질 때 종료하게 된다. GA는 목적함수의 미분가능 여부에 무관하기 때문에 저항률 분포를 추정하기 위해 사용하였다. 이때, 저항률의 분포는 mNR 방법의 경우와 같이 저항률을 $\rho_1 \sim \rho_9$ 로 그룹지어 각 저항률을 염색체로 나타내어 GA로 구하였다. 본 논문에서 사용한 적합도 함수는 (14)이고 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.

1. Case 1에 의한 영상복원 성능 비교

mNR 방법과 SGA에 의해 얻어진 저항률은 표 1과 같다.

표 1. 실제 저항률과 mNR 및 SGA로 계산된 저항률.
Table 1. True resistivities and computed resistivities using mNR and SGA.

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
참값	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR (오차)	0.521 (+.021)	0.497 (-.003)	0.483 (-.017)	0.538 (+.038)	0.603 (+.003)	0.572 (-.028)	0.496 (-.004)	0.502 (+.002)	0.499 (-.001)
SGA (오차)	0.511 (+.011)	0.552 (+.052)	0.492 (-.008)	0.462 (-.038)	0.584 (-.016)	0.593 (-.007)	0.451 (-.049)	0.537 (+.037)	0.498 (-.002)

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.

SGA로 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 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 SGA를 이용한 알고리즘으로는 저항률의 복원성능을 향상시킬 수 없다. 따라서 본 논문에서는 mNR 방법과 GA를

결합하는 방식을 이용하여 각각의 장점을 취하는 CGA를 사용하였다.

표 1에서 mNR 방법에 의해 계산된 저항률 $\rho_1 \sim \rho_9$ 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. 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. CGA에 의해 얻어진 최대값과 최소값의 저항률들은 표 2에 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 1단계에서 구한 저항률들을 최소값과 최대값 그룹의 저항률로 고정시키고 중간 그룹에 속하는 저항률 (ρ_1, ρ_4)을 다시 2개의 유전자형으로 표현하고 mNR 방법에 의해 얻어진 값을 초기 값으로 대입하여 CGA로 시뮬레이션 하였다. 이때의 결과를 표 2와 그림 3에 나타내었는데, mNR 방법에서 가장 많은 오차를 나타내는 중간값 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 값들이 CGA로 구했을 때 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다. 제안한 CGA 방법은 mNR 방법에 비해 약 30배 정도의 많은 계산량을 요구하지만 상당히 개선된 영상을 얻을 수 있게 된다.

2. Case 2에 의한 영상복원 성능 비교

Case 1과 마찬가지로 mNR 방법과 SGA에 의해 얻어진 저항률이 표 3에 나타냈는데, Case 2에서도 mNR 방법은 저항률이 급격하게 변하는 ρ_3 와 ρ_4 값들이 실제 참값과 오차가 많이 발생함을 알 수 있고 SGA를 이용한 알고리즘으로는 저항률의 복원성능을 향상시킬 수 없음을 알 수 있다. Case 2에서의 CGA의 계산과정은 Case 1과 같이 구하였다. 이때 mNR 방법에 의해 계산된 저항률 $\rho_1 \sim \rho_9$ 들을 최대값에 근접하는 그룹 $\rho_{\max}(\rho_5, \rho_6, \rho_7, \rho_8, \rho_9)$ 와 최소값에

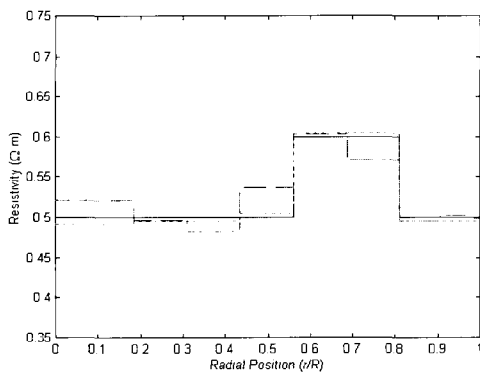


그림 3. 실제 저항률 (실선)과 mNR (이중점선) 및 CGA (점선)로 계산된 저항률.

Fig. 3. True resistivities (solid line) and computed resistivities using mNR (dashed line) and CGA (dotted line).

표 2. 실제 저항률과 mNR 및 CGA로 계산된 저항률.

Table 2. True resistivities and computed resistivities using mNR and GA.

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
참값	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
mNR (오차)	0.521 (+0.021)	0.497 (-0.003)	0.483 (-0.017)	0.538 (+0.038)	0.603 (+0.003)	0.572 (-0.028)	0.496 (-0.004)	0.502 (+0.002)	0.499 (-0.001)
CGA (오차)	0.492 (-0.008)	0.495 (-0.005)	0.495 (-0.005)	0.505 (+0.005)	0.604 (+0.004)	0.604 (+0.004)	0.495 (-0.005)	0.495 (-0.005)	0.495 (-0.005)

표 3. 실제 저항률과 mNR 및 SGA로 계산된 저항률.

Table 3. True resistivities and computed resistivities using mNR and SGA.

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
참값	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
mNR (오차)	0.516 (+0.016)	0.495 (-0.005)	0.489 (-0.011)	0.535 (-0.065)	0.594 (-0.006)	0.604 (+0.004)	0.599 (-0.001)	0.601 (+0.001)	0.600 (+0.000)
SGA (오차)	0.432 (-0.068)	0.598 (+0.098)	0.591 (+0.091)	0.466 (-0.134)	0.600 (+0.000)	0.443 (-0.157)	0.503 (-0.097)	0.518 (-0.082)	0.498 (-0.102)

표 4. 실제 저항률과 mNR 및 CGA로 계산된 저항률.

Table 4. True resistivities and computed resistivities using mNR and GA.

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7	ρ_8	ρ_9
참값	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
mNR (오차)	0.516 (+0.016)	0.495 (-0.005)	0.489 (-0.011)	0.535 (-0.065)	0.594 (-0.006)	0.604 (+0.004)	0.599 (-0.001)	0.601 (+0.001)	0.600 (+0.000)
CGA (오차)	0.505 (+0.005)	0.505 (+0.005)	0.505 (+0.005)	0.600 (+0.000)	0.600 (+0.000)	0.600 (+0.000)	0.600 (+0.000)	0.600 (+0.000)	0.600 (+0.000)

속하는 그룹 $\rho_{\min}(\rho_2, \rho_3)$ 그리고 나머지 중간값을 갖는 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 로 분류할 수 있다. 이후의 계산 과정은 Case 1과 동일한 방식으로 계산하였으며, CGA에 의해 얻어진 최대값과 최소값의 저항률들은 표 4에 나타내었다. Case 2 경우에서 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. 이때의 결과를 표 4와 그림 4에 나타내었는데, mNR 방법에서 가장 많은 오차를 나타내는 중간값 그룹 $\rho_{temp}(\rho_1, \rho_4)$ 의 값들이 CGA로 구했을 때 거의 참값에 근접하는 것을 알 수 있다.

IV. 결론

EIT의 영상복원에 있어 일반적으로 좋은 성능을 발휘하는 mNR 방법은 저항률들이 연속적으로 분포하여 있는 경우에

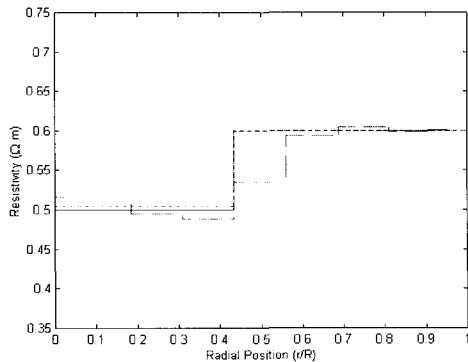


그림 4. 실제 저항률 (실선) 과 mNR (이중점선) 및 CGA (점선)로 계산된 저항률.

Fig. 4. True resistivities (solid line) and computed resistivities using mNR (dashed line) and CGA (dotted line).

는 영상복원 시 좋은 성능을 나타내나 저항률들이 불연속적으로 분포하는 경우에는 많은 오차를 발생함을 알 수 있었다. 이는 mNR 방법이 목적함수의 미분가능을 요구함으로써 불연속적인 경계부분의 미분 불가능한 영역에서는 mNR 방법이 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 mNR 방법과 유전 알고리즘의 장점을 이용하여 결합된 유전 알고리즘을 적용하여 mNR 방법보다 개선된 결과를 얻을 수 있었다. 즉, 먼저 mNR 방법으로 계산하여 내부 저항 분포에 대한 정보를 얻은 후 이를 이용하여 유전 알고리즘으로 더욱 개선된 해를 구하였

다. 또한 단층 구조로 저항률이 분포되어 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였으나 매쉬 그룹화를 체계적으로 수행할 수 있는 방법이 보완되면 다층 구조로 저항률이 분포되어 있는 경우에 대해서도 확장 적용 가능하리라 생각된다. 그리고 유전 알고리즘을 수행하는데 필요한 과도한 계산시간은 병렬처리 방법과 컴퓨터 성능의 향상으로 어느 정도 해소되리라 기대된다.

참고문헌

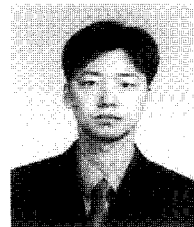
- [1] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*, Adam Hilger, 1990.
- [2] T. J. Yorkey, J. G. Webster, and W. J. Tompkins "Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. BME-34, pp. 843-852, 1987.
- [3] M. Vauhkonen, *Electrical Impedance Tomography and Prior 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] 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.
- [6] 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.
- [7] 진강규, 유전 알고리즘과 그 응용, 교우사, 2000.



김 호 찬

1964년 11월 8일생. 1987년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1989년 동대학원(석사). 1994년 동대학원(박사). 1995년~현재 제주대학교 전기전자공학부 부교수. 1999년~2000년 펜실베니아주립대 방문교수. 관심분야는 적응제어,

강인제어, 전기임피던스 단층촬영 등.



문 동 춘

1972년 8월 23일 생. 2000년 제주대 전기공학과 졸업. 2002년 동대학원 석사. 2002년~ 현재 (주) 뉴야크 연구원. 관심분야는 임베디드 시스템 및 응용.

**김민찬**

1965년 11월 14일생. 1988년 서울대학교 화학공학과 졸업. 1990년 동대학원 (석사), 1992년 동대학원 (박사). 1993년~현재 제주대학교 화학공학과 부교수. 관심분야는 전기입피턴스 단층촬영, 이동현상 등임.

**김신**

1963년 10월 17일생. 1986년 서울대학교 원자핵공학과 졸업. 1988년 동대학원 (석사), 1995년 동대학원 (박사). 1996년~현재 제주대학교 에너지공학과 부교수. 관심분야는 전기입피턴스 단층촬영, 이상유동장 계측 등임.

**이윤준**

1949년 2월 22일생. 1975년 서울대학교 원자핵공학과 졸업. 1981년 펜실바니아 주립대 (석사) 1990년 서울대 (박사). 1975년~1983년 한전 및 현대 Eng., 1984년~현재 제주대학교 에너지공학과 교수. 관심분야는 원자력 제어, 원자로

안전 등임.