

Electrical Resistance Tomography의 영상복원 기법의 비교

(A Comparison of Image Reconstruction Techniques for Electrical Resistance Tomography)

부창진 · 김호찬* · 이윤준

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

요 약

Electrical resistance tomography(ERT)는 적절하게 설계된 전류를 대지 지하에 주입시켜 이에 따른 인가전압을 대지 경계에서 측정한 후 이를 근거로 ERT의 영상복원 알고리즘에서 대지 지하의 대지저항률 분포를 얻고 대지 지하에 묻힌 물체를 크기와 위치, 그리고 저항률에 대한 특성을 파악할 수 있는 기술이다. 본 논문에서는 ERT의 영상복원 기법으로 Gauss-Newton, TLS와 SIRT 방법들을 살펴본다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 TLS 방법을 이용한 ERT 영상복원의 성능이 Gauss-Newton와 SIRT 방법에 의해 얻어진 결과보다 향상되는 것을 보이도록 한다.

Abstract

Electrical resistance tomography(ERT) maps resistivity values of the soil subsurface and characterizes buried objects. The characterization includes location, size, and resistivity of buried objects. In this paper, Gauss-Newton, truncated least squares(TLS) and simultaneous iterative reconstruction technique(SIRT) methods are presented for the solution of the ERT image reconstruction. Computer simulations show that the spatial resolution of the reconstructed images by the TLS approach is improved as compared to those obtained by the Gauss-Newton and SIRT method.

Key Words : Electrical resistance tomography, Inverse problem, Nondestructive imaging, Gauss-Newton method, TLS method, SIRT method

1. 서 론

지표면 아래에 매설된 접지 도체를 통하여 대지로

유입되는 전류는 매설 지점의 대지 고유저항에 따라 현저하게 변동되기 때문에 대지 고유저항의 이해는 사고 상태에서 전력계통을 정확히 해석할 수 있도록 하는 가장 기본적인 내용이 된다. 전형적으로 전기적 관점에서 고찰되는 지구는 다양한 모양과 크기, 서로 다른 저항률을 가진 물질들로 구성된다. 지표에서의 전류의 도전은 대개 전해질에서 일어나며, 고유저항의 차이는 그 물질에 포함된 수분의 특성

* 주저자 : 제주대학교 전기전자공학부 부교수
Tel : 064-754-3676, Fax : 064-756-5281
E-mail : hckim@cheju.ac.kr

접수일자 : 2005년 3월 30일
1차심사 : 2005년 4월 4일, 2차심사 : 2005년 5월 4일
심사완료 : 2005년 5월 11일

및 염분량에 의해 변동된다. 접지설계는 접지 구조물의 설계가 접지 전극 주변의 토양 특성에 많은 영향을 받기 때문에 지층의 깊이 및 그 깊이에 따른 대지 고유저항값을 필요로 한다. 궁극적으로 접지설계시 필요한 자료는 토양의 전기적 해석을 위한 기본식과 대지 고유저항을 구하기 위한 단층 또는 다층 구조의 토양 모델이다. 이는 전기적인 관점에서 수학적 해석을 통하여 대지 고유저항을 전류와 전압으로 표현이 가능하다는 것이다. 따라서 전력계통의 관점에서 본 지구의 토양은 대지 고유저항에 가장 큰 영향을 미치는 표면층을 독립된 고유저항값을 갖는 다층의 구조로 모델링함으로써 대지로 유입된 전류의 동작을 정확히 예측 분석이 가능해져 궁극적인 목표로 하고 있는 접지해석을 할 수 있다.

현행 접지설계 기준은 수계산이나 휴대용 계산기 등을 이용하여 접촉전압과 접지저항을 계산할 수 있는 간략식을 제시하고 있으며, 이식에 의해 예측한 접지저항이 허용 기준치를 만족하면 접지설계는 끝난다. 이때 접지설계시에는 단일 접지봉의 접지저항에 등가인 대지저항률(soil resistivity) 근사식이 이용되고 있으나, 이 값은 수평으로 매설된 넓은 면적의 접지망 접지저항에 등가인 저항률과는 거리가 있고 근사식에서 가정한 여러 가지 비현실적인 가정 때문에 근본적인 한계를 가지고 있다. 그러나 컴퓨터 프로그램을 활용하는 경우에는 입출력관련 내용과 실행에 필요한 제어 내용을 파악하면 대지 고유저항의 해석 업무를 원만히 수행할 수 있을 것이다.

대지 내의 토양은 다양한 지질과 구조를 지니고 있으므로 현장에서 측정된 대지저항률은 접지설계에 있어 매우 중요하다. 먼저 4점 웨너법(4-point Wenner method)에 의해 측정된 대지저항률 데이터를 컴퓨터 프로그램에 의해 토모그래피 기법 등을 이용하여 분석함으로써 토양의 특성을 파악하여 효율적인 접지시스템을 설계할 수 있으며 더 정확한 접지 성능을 예측할 수 있다.

지하의 고분해능 영상을 획득하는 토모그래피 기법의 발전은 전기, 토목, 자원, 환경 등의 다양한 분야에서의 필요성에 의한 결과이다. 토모그래피 기술은 탄성파의 전파 및 감쇠 현상을 이용하는 탄성파 토모그래피에 의하여 선도되었으나, 전기저항률

(electrical resistivity) 및 유전율과 같은 전기적인 물성의 영상의 필요성에 의하여 전기, 전자 토모그래피 기술로 확대되었다. 전기, 전자 토모그래피는 주파수에 의하여 전기저항률, 전자탐사, 레이다 토모그래피로 나눌 수 있다. Electrical resistance tomography(ERT)는 시간에 따른 변화가 없는 정적 전기장(static electric field)를 이용하므로 파동장을 이용하는 탄성파 및 레이다 탐사에 비해 근본적인 해상도의 한계를 갖는다. 반면 ERT의 기본이론은 간단하며, 따라서 대상 단면의 영상화에 있어서 더 정확한 계산방법을 동원할 수 있는 장점이 있다. 즉, ERT는 근사적 해법이 아닌 정확한 역산(inversion) 기법을 동원하여 측정자료로부터 지하구조의 영상을 구해내는 것이 가능하다[1]. 이러한 이유로 ERT라는 용어 대신에 전기저항률 영상화(resistivity imaging)라는 용어를 사용하여 차별화하기도 한다.

ERT는 전극간격에 따라 최대 가탐심도(depth of investigation)가 결정된다. 비록 해석 소프트웨어의 종류에 따라 최대 가탐심도에 다소의 차이는 있지만 전극간격을 넓게 하면 가탐심도가 증가하는 반면에 분해능이 떨어지며, 전극간격을 좁게 하면 분해능이 좋아지는 반면에 가탐심도가 낮게 된다. 따라서 탐사의 목적과 지반조건 등을 고려하여 전극간격의 조절이 필요하다. 또한 전극배열(electrode array) 방법에 따라 웨너(Wenner), 슬럼버저(Schlumberger), 쌍극자(dipole-dipole) 배열 등이 있다[2].

ERT 영상복원 알고리즘에는 steepest descent 방법과 Gauss-Newton 방법 등 다양한 기법들이 있으며, 특히 Loke 등 [3]은 복원 알고리즘들을 비교 분석하여 Gauss-Newton 방법이 다른 알고리즘에 비해 수렴 속도, 잔류오차 등의 측면에서 비교적 좋은 성능을 나타낸다고 발표하였다.

그러나 실제 상황에서 Gauss-Newton 방법은 비선형 특성의 선형화에 따른 모델링 오차, 측정전압의 낮은 신호 대 잡음비율(SNR) 및 Hessian 행렬의 부정치성(ill-posedness) 특성들 때문에 만족스러운 영상을 얻기가 쉽지 않다. 이러한 Hessian 행렬의 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 조정(regularization) 방법을 제시해 왔다[4]. 그러나 목적 함수를 미분하여 매개변수를 구하는 Gauss-Newton

방법을 이용하여 영상복원을 수행할 때, 저항률이 연속적으로 변하는 경우는 영상복원 성능이 우수하지만 불연속적으로 저항률이 분포되어 있는 경우는 참값과 다른 값으로 수렴함을 볼 수 있다.

본 논문에서는 ERT를 이용하여 대지의 저항률에 대한 영상복원을 위한 역산 알고리즘으로 Gauss-Newton 방법과 Hessian의 역산을 직접적으로 수행하지 않고 반복법을 사용하는 TLS (truncated least squares)와 SIRT(simultaneous iterative reconstruction technique) 방법 등을 사용하여 지하물체의 영상을 구하도록 하고 구한 영상과 실제 영상의 정확도에 관해 살펴보도록 한다.

2. 유한요소법에 의한 ERT 모델링

ERT에서 DC(direct current) 방법은 인위적으로 지하에 전류를 흐르게 하여 발생하는 저항을 측정하는데, 여기에는 전류를 주입시키는데 사용하는 두 개의 전류전극과 전류에 의해 발생하는 전위의 반응 측정을 볼트미터로 측정하기 위한 두 개의 전위전극을 합하여 총 4개의 전극이 사용된다. 전기저항률은 전극의 모양과 전극들 간의 거리, 그리고 주입한 전류와 측정된 전압에 의해 계산할 수 있다. DC 방법은 지하수자원의 탐사에 1930년대부터 적용해 오고 있으며 근래에는 저항의 접지봉 설치에 이르기까지 다양하게 사용하고 있다. DC 방법은 전류전극과 전위전극의 배치형태에 따라 구분되는데 웨너, 슐럼버저, 쌍극자 배열등이 있으나 본 논문에서는 가장 간

단한 구조를 갖는 웨너 배열을 사용하도록 한다.

일반적으로 ERT 모델링에 사용되는 수치해석에는 유한차분법(finite difference method), 유한요소법(finite element method), 적분방정식법(integral equation method), 신경망해법(network analog method) 등이 있으며, 본 논문에서는 2차원 토모그래피 역산알고리즘을 개발하기 위해 지형기록의 표현이 용이한 유한요소법을 모델링의 근간으로 채택하였다.

대지의 표면에서 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 이미 알고 있는 저항률의 경계면에 유기되는 전압은 다음과 같이 Poisson 방정식으로 나타낼 수 있다[5].

$$-\nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho} \nabla \phi \right) = \nabla \cdot I \quad (1)$$

여기서 ρ 는 대지저항률(soil resistivity)(Ωm), ϕ 는 전위(electric potential)(V), 그리고 I 는 인가되는 전류(current)(A)를 나타낸다. 위의 방정식에 대하여 일반적인 유한요소법의 절차에 따라 지하구조를 요소로 분할하고 유한요소방정식을 전개한 후, 경계조건을 적용하고, 각 요소에 대한 결점에 대하여 조합하면 다음과 같은 유한 요소 행렬식을 얻게 된다.

$$K\phi = S \quad (2)$$

여기서 K 는 캐패시턴스(capacitance) 행렬 또는 결

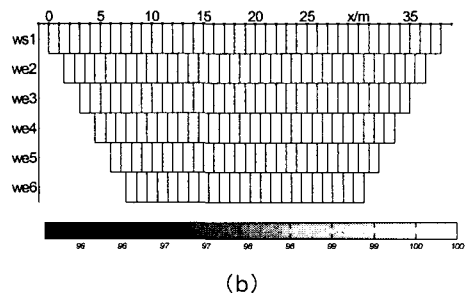
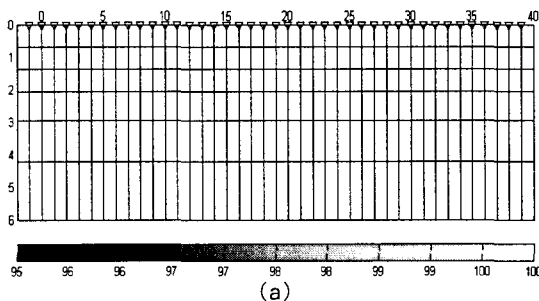


그림 1. 계산에 사용된 유한요소 매쉬 (a) 2차원 그리드 타입 모델, (b) 측정데이터의 데이터 세트
 Fig. 1. Finite element mesh used in the calculation
 (a) 2D grid type model, (b) data set of the measured data

합계수 행렬, ϕ 는 전위벡터, 그리고 S 는 전원벡터를 나타낸다. 이때 결합계수 행렬 K 는 유한요소방정식에 사용된 요소의 형상과 대지저항률만의 합식으로 표시되며, 전체 절점수가 N 인 경우 그 크기는 $N \times N$ 의 일정한 폭을 가지는 거대한 대칭 희소(sparse) 행렬이다. 경계조건으로는 지표에서의 전기장의 수직성분이 0인 노이만(Neumann) 조건과 인위적인 경계면에 대해서는 혼합경계조건을 적용하였다.

위의 노이만 형의 경계조건을 갖는 비선형 Poisson 방정식의 해석적인 해는 구하기가 매우 어려우므로 본 논문에서는 그림 1과 같이 주어진 모델과 웨너 배열을 통한 포워드(forward) 응답 메쉬를 통한 유한요소법을 사용하였다.

3. ERT 영상복원 알고리즘

ERT 방법에서 불균질한 지반의 대지저항률 분포에 대한 영상복원을 위하여 반복적 역산 알고리즘을 적용한다. 반복적 역산 알고리즘에 의하여 이론 전위와 측정전위 사이의 오차를 줄여가게 되며 오차가 충분히 줄어든 경우 역산 알고리즘을 종료시킨다. 토양의 구조를 해석하는데 사용되는 대부분의 비선형 역산문제들은 비고유(non-unique)나 부정치성을 가지게 되는데, 대지저항률 분포에 대한 영상을 복원하기 위하여 역산 알고리즘으로 Gauss-Newton [3], TLS [6], SIRT [7] 알고리즘들을 적용하도록 한다.

3.1 Gauss-Newton 알고리즘

Gauss-Newton 법에서 최소화시켜야 할 목적 함수는 다음과 같이 오차의 제곱의 합으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \phi_d &= \sum_i^n \left(\frac{d_i - f_i(\rho)}{\epsilon_i} \right)^2 \\ &= \|(D(d - f(\rho)))\|_2^2 = \phi_d^* \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 d 와 $f(\rho)$ 는 각각 수집한 측정 데이터와 모델 포워드 응답이고 D 는 데이터 기중행렬을 나타

낸다. 이때 식 (3)에서 주어진 모델 제약함수를 최소화함으로써 모델 ρ 을 찾는 것이다. 식 (3)으로 주어지는 목적함수를 최소화시키는 문제를 다음과 같이 변환한다.

$$\phi_d' = -[f'(\rho)]^T D^T D [d - f(\rho)] = 0 \quad (4)$$

위의 식 (4)는 비선형이므로 다음과 같이 반복적인 선형화를 하여 푼다.

$$\phi_d'(\rho_{k+1}) \approx \phi_d'(\rho_k) + \phi_d''(\rho_k)(\rho_{k+1} - \rho_k) = 0 \quad (5)$$

여기서 ϕ_d'' 은 Hessian 행렬이라 부르며, 다음과 같이 표현된다.

$$\phi_d'' = [f']^T D^T D f' + [f'']^T (I \otimes [d - f]) \quad (6)$$

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

$$\phi_d'' = [f']^T D^T D f' \quad (7)$$

위의 식들을 정리하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\Delta \rho_k = \rho_{k+1} - \rho_k = H^{-1} \{S^T [d - f(\rho_k)]\} \quad (8)$$

여기서 Hessian 행렬 H 는 다음과 같이 정의되고

$$H = S^T D^T D S \quad (9)$$

S 는 자코비안(Jacobian) 또는 요소들의 감도(sensitivity) 행렬을 나타내고, 각 성분은 다음과 같이 주어진다.

$$S_{ij} = \frac{\partial f_i(\rho)}{\partial \rho_j} \quad (10)$$

Gauss-Newton법은 비선형 특성의 선형화에 따

른 모델링 오차(modeling error) 와 Hessian 행렬의 부정치성 때문에 만족스러운 영상을 얻기가 쉽지 않다. 특히, Hessian 행렬의 부정치성은 역 행렬 계산 시 부정확한 결과를 야기 시켜 영상복원의 성능을 저하시킨다. 이러한 문제를 완화하기 위하여 본 연구에서는 다음과 목적함수를 조정(regularization) 한다[4].

$$\begin{aligned} \Phi &= \Phi_d + \lambda \Phi_\rho \\ &= \|(D(d - f(\rho)))\|_2^2 + \lambda \|C(\rho - \rho_0)\|_2^2 \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 ρ_0 는 사전지식을 통해 알고 있는 기준모델이고 C 는 모델 가중행렬(weighting matrix)을 나타낸다.

라그랑지 곱수(Lagrange multiplier) λ 는 모델과 데이터 함수 $\Phi = \Phi_d + \lambda \Phi_\rho$ 를 결합하는데 사용된다. 일반적으로 대상(target) 값 Φ^* 는 데이터 n_d 의 수와 같고 그 데이터는 표준편차 내에서 조정된다. Gauss-Newton법을 사용하여 $\rho_{k+1} = \rho_k + \Delta\rho_k$ 로 반복하여 Φ 를 최소화하도록 한다. 모든 반복 k 에서 잘 알려진 정규화 일반식은 다음의 식으로 풀 수 있다[8].

$$\begin{aligned} ((DS)^T DS + \lambda C^T C) \cdot \Delta\rho_k \\ = (DS)^T D(d - f(\rho_k)) - \lambda C^T C(\rho_k - \rho_0) \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)에서 $\mathfrak{S} = DS$ 과 일반적인 역행렬 \mathfrak{S}^* , C^* 을 사용하면 다음의 결과를 얻는다.

$$\Delta\rho_k = \mathfrak{S}^* D \Delta d_k - C^* C(\rho_k - \rho_0) \quad (13)$$

여기서 $\mathfrak{S}^* = (\mathfrak{S}^T \mathfrak{S} + \lambda C^T C)^{-1} \mathfrak{S}^T$ 와 $C^* = \lambda (\mathfrak{S}^T \mathfrak{S} + \lambda C^T C)^{-1}$ 이고 $\mathfrak{S}^T \mathfrak{S} + C^T C = I$ 의 관계를 만족한다.

한편 데이터 d 는 다음과 같이 모델 ρ_{true} 의 포워드 응답에 잡음 n 이 겹친 것으로 가정할 수 있는데,

$$d = f(\rho_{true}) + n \quad (14)$$

이때 k 스텝에서 모델 ρ_k 이 모델에 이미 근접했다고 가정하면 선형화 영역은 다음과 같다.

$$d = f(\rho_k) + S(\rho_{true} - \rho_k) + n \quad (15)$$

식 (15)를 식 (13)에 대입하면 추정모델 ρ_{est} 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\rho_{est} = R^M \rho_{true} - (I - R^M) \rho_0 + \mathfrak{S}^* D n \quad (16)$$

여기서 $R^M = \mathfrak{S}^* \mathfrak{S}$ 이다.

추정모델 ρ_{est} 는 원형모델과 기준모델, 그리고 잡음 포함된 것에 의해 재구성된다. 이때 R^M 는 일반화된 역행렬 \mathfrak{S}^* 을 포함하므로 추정모델의 해상도와 민감도를 결정하는 중요한 행렬이 된다. 본 논문에서는 R^M 을 결정하는 방법으로 역행렬을 직접 구하는 대신에 반복적인 수행으로 원하는 해를 구하는 TLS 알고리즘 [6]과 SIRT 알고리즘 [7]등을 사용할 수 있다.

3.2 TLS 알고리즘

식 (12)에서 해 $\Delta\rho_k$ 는 행렬 $S, D, C, \Delta d_k = d - f(\rho_k)$ 와 $\rho_k - \rho_0$ 에 의해 결정된다. 일반적으로 행렬 S 는 정칙이지만, D 와 C 는 정칙이 아닌 경우가 존재하고 모델 파라미터나 데이터의 개수가 많아지면 행렬의 크기가 커져 직접 역행렬을 구하기가 힘들어진다. 이를 해결하기 위해 역행렬을 구하는 대신 반복적인 방법을 사용하여 역행렬을 구하도록 한다.

일반적으로 다음과 같이 주어지는 정규방정식을 conjugate gradient 알고리즘 형태로 나타낸다.

$$(A^T A + \lambda I)x = A^T b \quad (17)$$

이때 기본방정식의 나머지를 나타내는 변수 $z = Ax - b$ 와 정규방정식의 나머지를 나타내는 변수 $r = A^T z - \lambda x$ 를 이용하면 식 (12)의 대지저항률 ρ 를 다음과 같은 반복적인 TLS 알고리즘을 통해 얻을 수 있다.

Truncated Least Squares 알고리즘

```

k=0
z0 = D(Ax0 - b)
p0 = r0 = ATDTz0 - λCTCx0
while k ≤ kmax do
    qk+1 = DATpk
    αk+1 =  $\frac{\|r_k\|^2}{q_k^T q_k + \lambda p_k^T C^T C p_k}$ 
    xk+1 = xk + αk+1pk
    zk+1 = zk - αk+1qk
    rk+1 = DAzk+1 - λCTCxk+1
    βk+1 =  $\frac{\|r_{k+1}\|^2}{\|r_k\|^2}$ 
    pk+1 = rk+1 + βk+1pk
    k = k + 1
end while
    
```

3.3 SIRT 알고리즘

일반적으로 모델 파라미터나 데이터의 개수가 적절히 제한되는 경우에는 Gauss-Newton 알고리즘을 사용하여 대저항률을 구하나 모델 파라미터나 데이터의 개수가 많은 경우에는 행렬의 크기가 커져 직접 역행렬을 구하기가 쉽지 않아 TLS 알고리즘을 많이 사용한다. 행렬이 비정칙성을 고려하여 조정 등을 포함한 TLS 알고리즘을 수행하기 위해서는 계산시간이 많이 필요하므로 수렴속도를 빠르게 하기 위해 SIRT 알고리즘을 사용한다. SIRT 알고리즘에서는 조정 과정 등이 필요없이 다음과 같이 가중치 행렬을 사용한다.

측정된 겐보기 저항률 데이터 d_i 는 다음과 같이 모델의 저항률 분포 $\rho(r)$ 를 이용하여 나타낼 수 있다[9].

$$d_i = \int_{\Omega} W_i(r, \rho) \rho(r) d^2 r, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (18)$$

여기서 가중치 커널(kernel) 행렬 W 는 파라미터 $\rho(r)$ 에 대응하는 겐보기 저항률 d_i 의 Frechet 미분 값들을 포함하고 N 는 측정데이터의 개수를 나타낸다.

SIRT 알고리즘을 사용한 모델의 대저항률의 추정치 $\rho_i, (i=1, 2, \dots, M)$ 는 다음과 같이 나타난다[10].

$$\rho_{k+1}^i = \rho_k^i + \frac{\sum_{j=1}^N w_{ij}(d_j - d_i^{(n)})}{\sum_{j=1}^N |w_{ij}|}, \quad m_0^i = \bar{d}, \forall j \quad (19)$$

$$d_i^{(n)} = \sum_{j=1}^M w_{ij} m_j^n, \quad m_0^i = \bar{d}, \forall i$$

Gauss-Newton, TLS, SIRT 알고리즘등을 이용하여 지하의 구조를 영상화하기 위해서 지하 구조의 각각 저항률 값이 하나의 매개변수가 되어야 하므로 추정하여야할 매개변수 벡터는 모든 내부저항률 값을 원소로 포함해야 한다. 따라서 유한요소법의 총 노드수가 증가할수록 추정할 매개변수의 계수는 증가하고 계산시간은 상당히 길어진다. 목적함수는 모든 개체에 대해 계산되는데, 주어진 역산 방법을 이용한 영상 복원은 그림 2와 같다.

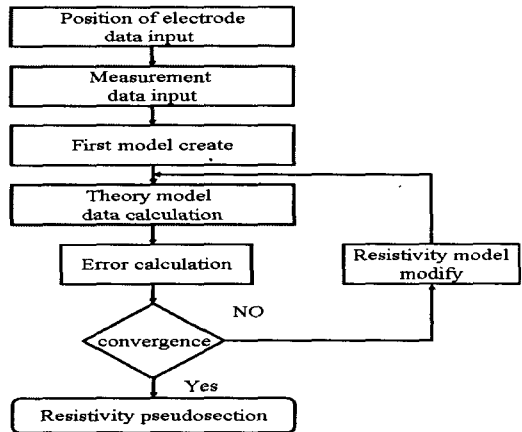


그림 2. ERT 알고리즘 흐름도
Fig. 2. Flowchart of ERT algorithm

4. 컴퓨터 시뮬레이션

대지의 저항률에 대한 영상을 복원하기 위하여 역산 알고리즘으로 Gauss-Newton, SIRT, TLS 알고리즘을 적용하였으며 포워드 모델은 모든 전극에 대한 주위셀을 2, 경계셀 4를 사용한 유한요소를 사용하였다. 표 1과 같이 주어진 모델은 웨너 전극법을 사용하여 41개의 전극을 1m 간격으로 설계하였고 6층의 수평구조인 대지에 대하여 최대 6m인 로그스케일인 저항률을 사용하였다. 먼저 6층의 수평구조인 대지의 배경(background) 저항률을 균등한 100 Ω·m 로 설정하고 사용된 가상의 지하물체는 배경

저항률 보다 낮은 저항률과 높은 저항률에 따른 영상복원의 성능을 비교분석하기 위해 $50 \Omega \cdot m$ 과 $200 \Omega \cdot m$ 의 원형모델을 그림 3과 같이 생성하였다.

표 1. 데이터 세트의 정의
Table 1. Definition of data set

Variable	Value
Electode Arrangement	Wenner(CCPPP)
Number of electrodes	41
Position of first electrode	-1[m]
Electrode spacing	1[m]
Separation n	6

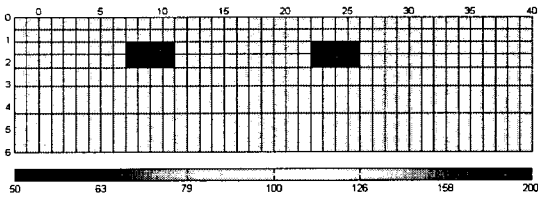


그림 3. 역산 알고리즘을 위한 원형모델
Fig. 3. True model for inversion algorithm

생성된 원형모델에 대하여 포워드 계산을 수행한 결과가 그림 4에 나타나 있는데 원형모델의 형태를 파악할 수 있다. 3[%]의 잡음과 100mA에서 0.1[mV]를 최소한의 전압으로 설정한 경우의 모델의 계산된 결과는 그림 4와 같다.

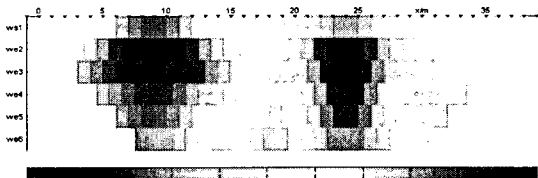


그림 4. 생성된 원형 데이터 ($\Omega \cdot m$)
Fig. 4. Calculated original data ($\Omega \cdot m$)

그림 5와 주어진 결과로부터 원형모델을 복원하기 위해 Gauss-Newton, SIRT와 TLS 알고리즘들을 사용하여 복원된 영상 결과들을 그림 6에서 그림 9까지 나타냈는데, 영상복원의 성능을 비교분석하기 위해 원형모델과 알고리즘을 통해 얻은 모델과의 RMS(root mean squares) 오차값을 사용하도록 하였다.

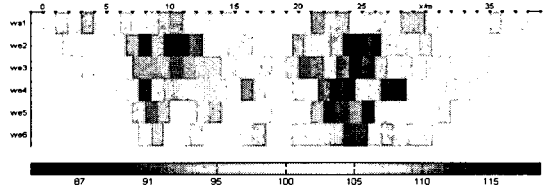


그림 5. 3[%] 잡음이 첨가되어 생성된 데이터 ($\Omega \cdot m$)
Fig. 5. Calculated data with 3[%] noise ($\Omega \cdot m$)

먼저 고정된 조정과 $\lambda=30$ 의 L-curve로 설정한 경우에 Gauss-Newton 알고리즘을 사용하여 수행한 결과가 그림 6과 그림 7에 나타났다. 이때 고정된 조정과 L-curve로 설정한 경우의 계산된 RMS 오차값은 각각 2.98와 3.05로 비슷한 값이 나왔지만, 그림 6에서 고정된 조정 설정을 통해 복원된 영상이 그림 7에서 L-curve로 설정한 경우에 영상보다 더 좋은 복원 결과를 나타냈다. 그러나 실제 원형모델 형태와는 약간의 차이가 나타남을 알 수 있다.

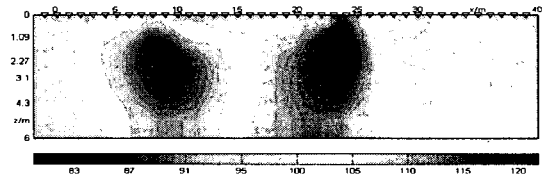


그림 6. 고정된 조정을 사용한 Gauss-Newton 알고리즘의 역산 결과
Fig. 6. Inversion result for Gauss-Newton algorithm with fixed regularization

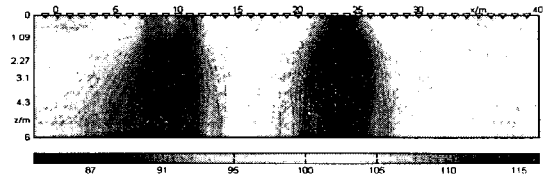


그림 7. L-curve를 사용한 Gauss-Newton 알고리즘의 역산 결과
Fig. 7. Inversion result for Gauss-Newton algorithm with L-curve

두 번째로 SIRT 알고리즘을 적용한 경우의 결과가 그림 8에 나타냈으며 계산된 RMS 오차값은 1.57이다. SIRT 알고리즘을 사용한 경우에는 Gauss-Newton 알고리즘에 비해 낮은 저항률에 대해서는 좋은 영상복원을 보였으나 높은 저항률은 좋지 않은 영상복원이 나타남을 알 수 있다.

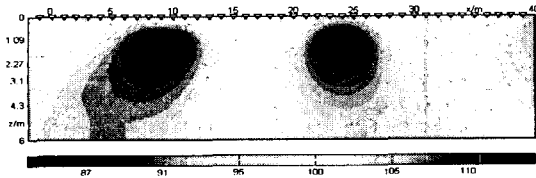


그림 8. SIRT 알고리즘의 역산 결과
Fig. 8. Inversion result for SIRT algorithm

마지막으로 TLS 알고리즘을 적용할 경우의 영상 복원 결과가 그림 9에 나타났는데, 계산된 RMS 오차값은 0.29로 가장 낮고 높은 저항률과 낮은 저항률 가상 물체 모두에서 위의 Gauss-Newton과 SIRT 알고리즘보다 원형모델과 가깝게 영상을 복원함을 알 수 있다.

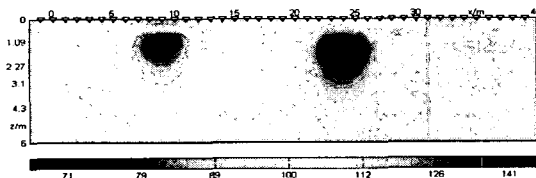


그림 9. TLS 알고리즘의 역산 결과
Fig. 9. Inversion result for TLS algorithm

5. 결 론

본 논문에서는 ERT를 이용한 지하물체의 비파괴 영상복원 방법에 대해 살펴보았다. 일반적으로 ERT의 영상복원에 있어 많이 사용되는 역산 알고리즘은 Gauss-Newton 방법이지만 본 논문에서는 TLS 알고리즘과 SIRT 알고리즘을 사용하여 지하물체의 영상복원을 수행하였으며 성능을 기존의 Gauss-Newton 방법과 비교하였다. 비선형성이 아주 강한 역산 알고리즘의 성능은 전극을 배열시키는 방법과 주어지는 잡음에 따라 상당히 민감하게 반응을 하지만 TLS와 SIRT 알고리즘 등도 ERT의 영상복원 알고리즘으로 유용하게 사용될 수 있음을 확인할 수 있었다. 주어진 방법을 실제로 적용하기 위해서는 역산 알고리즘의 민감도와 수렴성 등에 대해서도 많은 고려가 있어야 하겠다.

본 논문은 과학기술부의 원자력 기초과제인 "이상 유동장 가시화를 위한 ET(electrical tomography) 기법 개발"에 의해 지원되었습니다.

References

- [1] Y. Sasaki, "Resolution of resistivity tomography inferred from numerical simulation," *Geophysical Prospecting*, Vol. 57, pp. 1270-1281, 1992.
- [2] D.W. Oldenberg and Y. Li, "Estimating of investigation in DC resistivity and IP survey," *Geophysics*, Vol. 64, No. 2, pp. 403-416 1999.
- [3] M.H. Loke, and T. Dahlin, "A comparison of the Gauss-Newton and quasi-Newton methods in resistivity imaging inversion," *Journal of Applied Geophysics*, Vol. 49, pp. 149-162, 2002.
- [4] C.R. Vogel, *Computational methods for inverse problems*, Society for Industrial and Applied Mathematics 2002.
- [5] A.C. Tripp, C.W. Hohmann, and C.M. Swift Jr., "Two-dimensional resistivity inversion," *Geophysics*, Vol. 49, pp. 1708-1717, 1984.
- [6] L.R. Lines and S. Treitel, "Tutorial : A review of least squares inversion and its application to geophysical problems," *Geophysical Prospecting*, Vol. 32, pp. 159-186, 1984.
- [7] T. Yoshinaga, "A fast convergence method with simultaneous iterative reconstruction technique for computerized tomography," *Int. J. Imag. Syst. and Technol.*, Vol. 10, No. 6, pp. 432-436, 1999.
- [8] A. Tarantola and B. Valette, "Generalized nonlinear inverse problems solved using least squares criterion," *Rev. Geophys. Space Phys.*, Vol. 20, pp. 219-232, 1982.
- [9] I. Brunner, S. Friedel, F. Jacobs, and E. Danckwardt, "Investigation of a Tertiary maar structure using three-dimensional resistivity imaging," *Geophys. J. Int.*, Vol. 136, pp. 771-780, 1999.
- [10] G.A. Kyriacou, C.S. Koukourlis, J.N. Sahalos, and K. Batas, "Reconstruction of impedance images using a modified perturbation method," *Clin. Physiol. Meas.*, Vol. 13, pp. 91-94, 1992.

◇ 저자소개 ◇

부창진 (夫唱鎭)

1975년 5월 19일생. 2001년 제주대학교 전기전자공학부 졸업. 2003년 동대학원 전기전자공학과 졸업(석사). 2003년~현재 제주대학교 전기전자공학부 박사과정. 첨단기술연구소 연구원.

김호찬 (金豪贊)

1964년 11월 8일생. 1987년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1994년 동대학원 제어계측공학과 졸업(박사). 1995년~현재 제주대학교 전기전자공학부 부교수. 첨단기술연구소 연구원.

이윤준 (李潤俊)

1949년 2월 22일생. 1975년 서울대학교 원자핵공학과 졸업. 1990년 동대학원 원자핵공학과 졸업(박사). 1984년~현재 제주대학교 에너지공학과 교수.