

## 2차원 지하구조 대지저항률 전기영상복원 알고리즘 비교

부창진<sup>1</sup>, 김호찬<sup>2</sup>, 강민제<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>제주국제대학교 전기공학과, <sup>2</sup>제주대학교 전기공학과, <sup>3</sup>제주대학교 전자공학과

### Comparison of 2D Underground Structure Earth Resistivity Electric Image Restoration Algorithm

Chang-Jin Boo<sup>1</sup>, Ho-Chan Kim<sup>2</sup>, Min-Jae Kang<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Juju International University

<sup>2</sup>Department of Electrical Engineering, Juju National University

<sup>3</sup>Department of Electronic Engineering, Juju National University

**요약** 지하구조물에 대한 정보는 접지시스템 설계의 전제조건이다. 본 논문에서는 지하구조의 대지저항률을 영상복원하기 위하여 전기영상법(ET)을 이용하였다. 일반적으로 대지 저항률 분석은 쉽게 접근하기 위하여 1차원 구조로 해석하나 정확도가 낮고 특히 화산섬으로 이루어진 지역의 경우 오류가 많이 발생한다. 2차원 대지저항률모델은 지하의 구조에 대한 자세한 정보를 제공하며 접지시스템을 더 정확하게 설계하기 위한 기본자료가 된다. 2차원 대지저항률 영상복원에 유리한 역산알고리즘을 찾기 위하여 현재 보편적으로 사용되는 Gauss-Newton, TSVD, SIRT 그리고 TLS 방법들을 테스트하였다. 대지저항률 데이터 취득을 위해서 Wenner배열법이 이용되었으며, 복원된 영상과 실제 영상의 정확도 분석을 위해 RMS 오차분석방법을 이용하였다. RMS 오차 분석결과에서 RMS오차가 가장 작은 역산알고리즘은 Gauss-Newton방법이었다.

**Abstract** Information on an underground structure is a prerequisite for grounding system design. In this paper, a comparison of some of the algorithms used to restore earth resistivity electric images of 2D underground structures is presented. In general, earth resistivity analysis is carried out in a one-dimensional structure for easy analysis, but the accuracy of the analysis is low, and errors occur especially in the analysis of a volcanic island area. On the other hand, a two-dimensional earth resistivity model provides detailed information on an underground structure, which can be the basic data for accurately designing the grounding system. Notably, this study tested the Gauss-Newton, TSVD, SIRT, and TLS methods, which are currently the commonly used inverse calculation algorithms, to find the algorithm that is advantageous for 2D earth resistivity electric image restoration. In particular, the Wenner array method was used to acquire earth resistivity data, and the RMS error analysis method was used to analyze the accuracy of the restored and actual images. According to the RMS error analysis, the inverse calculation algorithm with the smallest RMS error was the Gauss-Newton method.

**Keywords** : *Grounding System, ET, Earth Resistivity, Image Restoration, Wenner Array, RMS Error, Gauss-Newton*

\*이 논문은 2021학년도 제주대학교 교원성과지원사업에 의하여 연구되었음

\*Corresponding Author : Min-Jae Kang(Jeju National Univ.)

email: minjk@jejunu.ac.kr

Received June 28, 2022

Accepted August 3, 2022

Revised July 27, 2022

Published August 31, 2022

## 1. 서론

지하구조에 대한 정보는 접지시스템을 설계하는 데 있어서 중요한 요소이다. 현재 국내에서 접지분야에서 사용하는 대지모델은 1차원 구조로 해석함으로써 정확도가 낮고 특히 화산섬으로 이루어진 지역의 경우대지구조를 파악하는데 어려움이 발생하여 시공비용 상승과 시설물의 본래 목적을 달성하는 데 어려움이 발생하고 있다. 현재 이 분야에 대한 체계적인 연구필요성은 많이 증대되고 있으며 여러 곳에서 진행되고 있으나 지하구조에 대한 다차원 정보를 충분히 획득하지 못함에 따라 만족스러운 결과가 나타나지는 못하고 있다. 국내의 대지구조 해석은 주로 Wenner법을 사용하여 겉보기 대지저항률을 그래프로 나타낸 후 특정 프로그램을 이용하여 분석하는 것이 대부분이다. 이러한 대지구조 분석방법은 하나의 측정선에서 측정된 데이터가 많아야 20~30여개 수준으로 지표면의 측정거리에 따른 겉보기 대지저항률이다[1]. 즉, 실제로 접지전극이 시공되는 지점의 정확한 대지저항률은 근사화된 값으로 추정하게 되므로 접지전극을 시공한 후에 설계값과 큰 차이를 보이는 경우가 많다. 고로 지하구조에 대한 2차원 대지저항률 영상화는 체계적인 접지설계를 위한 필요한 요소이다.

본 논문은 화산섬으로 이루어진 지역의 대지저항률 영상복원에 유리한 역산알고리즘을 제시하였다. 지하의 대지저항률영상은 전기영상법(Electrical Tomography)을 이용하여 복원하였다. 이를 위해 현재 가장 널리 사용되는 전기영상법 역산알고리즘인, Gauss-Newton,

TSVD, TLS 그리고 SIRT방법들을 비교분석 하였다. 데이터 측정은 화산지역의 여러 곳에서 이루어졌으며, 대지 지표면에서 4개의 전극을 단계적으로 이동시키면서 시행하고, 현재 가장 많이 사용하는 Wenner측정법을 이용하였다[2]. 복원된 영상과 실제 영상의 정확도를 분석하기 위해 RMS오차분석방법을 사용하였다[3].

## 2. 대지저항률 추정 ET 영상복원

지하대지 모델에 관한 파라미터를 추정하는 절차는 순방향문제와 역문제로 구성된다. 순방향문제는 대지저항률을 이용하여 전위를 계산하는 것이고, 역문제는 추정된 전위와 측정된 전위의 차이가 최소제곱오차를 최소화할 수 있도록 다양한 역산알고리즘을 이용하여 대지저항률을 수정해 나가는 것이다[2].

Fig. 1은 전기영상법에서 2차원 영상을 역산하는 절차를 보여준다. 대지저항률 측정은 Wenner 전극배열법에 따라 수평방향으로 4개의 전극을 이동하면서 측정하는데, 밖의 두 개의 전극(C1, C2)를 통해서 전류를 주입하고 나머지 안쪽 두 개의 전극(P1, P2)에서 전압을 측정한다. 지하의 깊이에 따른 대지저항률을 복원하기 위하여 전극간의 간격을 조절하면서 측정한다. 4개의 전극간의 간격은 동일하게 하여 측정하며, 간격이 넓어질수록 지하의 깊은 곳의 대지저항률을 복원할 수 있다. Fig. 1b는 전극간의 간격을 2배로 넓히면서(n=1, n=2, n=3, n=4) 데이터를 측정하고 이를 이용하여 forward model

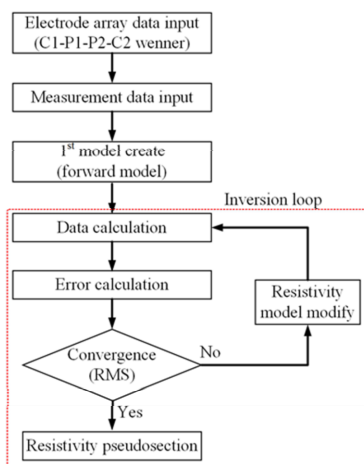


Fig. 1. a Flowchart of ET Algorithm

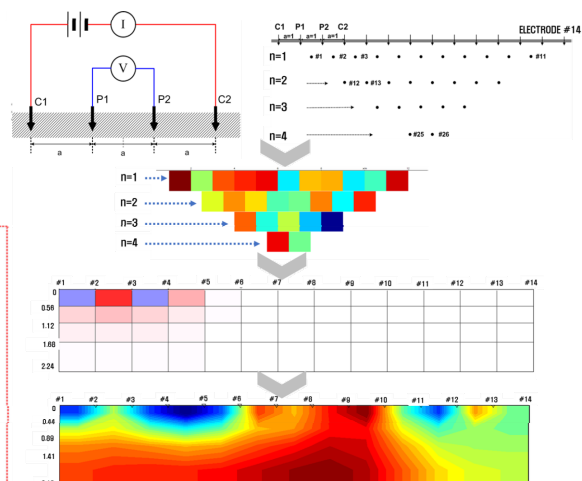


Fig. 1. b Inversion Procedure of ET

이 생성되고 대지저항률 영상이 복원되는 절차를 보여준다. 대지저항률 영상표현은 보편적으로 푸른 쪽은 낮은 저항률을 표시하고 갈색으로 짙어질수록 높은 저항률을 나타낸다. Fig. 1a에서 알 수 있듯이 대지저항률 영상복원은 우선 대지저항률을 가정하여 초기화하고 이를 역산 알고리즘을 통하여 얻은 값이 forward model값에 가까워 질 때까지 반복 수정하면서 대지저항률을 영상복원한다.

### 3. 영상복원 역산 알고리즘

현재 가장 널리 사용되는 전기영상복원 역산알고리즘으로는 Gauss-Newton, TSVD, SIRT, TLS방법들이 있다.

#### 3.1 Guess-Newton 역산 알고리즘

목적함수는 Eq. (1)에서  $d$ 는 측정된 데이터,  $f(\rho)$ 는 Poisson 방정식을 이용하여 추정된 모델이고,  $D$ 는 데이터 가중행렬을 나타낸다[4].

Eq. (1)에서, 반복적으로 모델  $\rho$ 를 수정하면서 측정된 데이터  $d$ 에 가까운 값을 찾아가면서 함수를 최소화하는 것이다.

$$\Phi_d = \sum_i^N \left( \frac{d_i - f_i(\rho)}{\epsilon_i} \right)^2 = || (D(d-f(\rho))) ||_2^2 = \Phi_d'$$

$$D = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\epsilon_1}, \dots, \frac{1}{\epsilon_N} \right\} \quad (1)$$

목적함수 Eq. (1)를 최소화시키기 위하여 위 식을 미분하면 다음과 같다.

$$\Phi_d' = -[f'(\rho)]^T D^T D [d-f(\rho)] = 0 \quad (2)$$

비선형의 Eq. (2)를 반복적인 선형화하여 풀려면 다음과 같이 할 수 있다.

$$\Phi_d'(\rho_{k+1}) \approx \Phi_d'(\rho_k) + \Phi_d''(\rho_k)(\rho_{k+1} - \rho_k) = 0 \quad (3)$$

여기서, Hessian 행렬  $\Phi_d''$ 은 다음과 같이 표현가능하다.

$$\Phi_d'' = [f'(\rho)]^T D^T D f''(\rho) + [f''(\rho)]^T \{I \otimes [d-f(\rho)]\} \quad (4)$$

이때  $\otimes$ 는 Kronecker 행렬 곱이다. 여기서  $f''(\rho)$ 은 무시 가능한 작은 값이므로, 위 식을 정리하면 다음과 같다.

$$\Phi_d'' = [f'(\rho)]^T D^T D f'(\rho) \quad (5)$$

고로 새로운 파라미터 증분값은 다음과 같이 표현 된다.

$$\Delta \rho_k = \rho_{k+1} - \rho_k = H^{-1} \{S^T [d - f(\rho_k)]\} \quad (6)$$

여기서  $H$ 는 Hessian 행렬이고 다음과 같이 정의되며

$$H = S^T D^T D S \quad (7)$$

$S$ 는 자코비안(Jacobian)행렬을 나타내며, 각 구성요소는 다음과 같다.

$$s_{ij} = \partial f_i(\rho) / \partial \rho_j \quad (8)$$

Gauss-Newton 방법은 다음과 같은 문제로 어려움을 갖는데, 하나는 비선형 특성의 선형화로 인한 모델링 오차이고 다른 하나는 Hessian 행렬의 비정지성이다. 특히, Hessian 행렬의 비정지성은 영상복원성능을 저하시킨다. 이 문제를 해결하기 위해 목적함수에 정규화 항을 포함시킨다.

$$\Phi = \Phi_d + \lambda \Phi_p = || (D(d-f(\rho))) ||_2^2 + \lambda || (C(\rho - \rho_0)) ||_2^2 \quad (9)$$

여기서  $\rho_0$ 는 미리 알고 있는 기준모델이고  $C$ 는 모델 가중행렬이다.  $\lambda$ 는 라그랑지 승수(Lagrange multiplier)이며, 데이터 함수  $\Phi = \Phi_d + \lambda \Phi_p$ 에 결합하여 사용한다 [5].

$\Phi$ 를 만족할 만큼 최소화하기 위하여  $\rho_{k+1} = \rho_k + \Delta \rho_k$ 로 반복수행하는 데, 다음의 식으로 풀 수 있다.

$$((DS)^T DS + \lambda C^T C) \cdot \Delta \rho_k = (DS)^T D (d - f(\rho_k)) - \lambda C^T C (\rho_k - \rho_0) \quad (10)$$

감도행렬  $\hat{S} = DS$ 와 일반적인 역행렬  $\hat{S}^\dagger, C^\dagger$ 을 Eq. (10)에 대입하면 다음의 결과를 얻는다.

$$\Delta \rho_k = \hat{S}^\dagger D (d - f(\rho_k)) - C^\dagger C (\rho_k - \rho_0) \quad (11)$$

여기서  $\hat{S}^\dagger = (\hat{S}^T \hat{S} + \lambda C^T C)^{-1} \hat{S}^T$ 와  $C^\dagger = \lambda (\hat{S}^T \hat{S} + \lambda C^T C)^{-1}$ 이고  $\hat{S}^T \hat{S} + \lambda C^T C = I$ 의 관계를 만족한다. 한편 모델  $\rho_{true}$ 의 포워드 응답에 잡음  $n$ 이 포함된 것으로 가정하면, 데이터  $d$ 는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$d = f(\rho_{true}) + n \quad (12)$$

이때  $k$  단계에서 모델  $\rho_k$ 이 만족하는 모델에 유사해졌다고 가정하면 선형화 영역은 Eq. (13)과 같다.

$$d = f(\rho_k) + S(\rho_{true} - \rho_k) + n \quad (13)$$

위 식을 이용하면 Eq. (11)의 추정모델  $\rho_{est}$  은 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \rho_{est} &= \rho_k + \hat{S}^\dagger DS(\rho_{true} - \rho_k) - C^\dagger C(\rho_k - \rho_0) + \hat{S}^\dagger Dn \\ &= \rho_k + \hat{S}^\dagger \hat{S} \rho_{true} - (\hat{S}^\dagger \hat{S} + C^\dagger C)\rho_k + C^\dagger C\rho_0 + \hat{S}^\dagger Dn \quad (14) \\ &= R^M \rho_{true} + (I - R^M)\rho_0 + \hat{S}^\dagger Dn \end{aligned}$$

여기서 해상도 행렬  $R^M = \hat{S}^\dagger \hat{S}$ 이다.

추정모델  $\rho_{est}$  는 참조모델에 잡음을 포함하여 재구성된다. 이 때,  $R^M$ 은 일반화된 역행렬  $\hat{S}^\dagger$  을 포함하므로 추정모델의 정확도를 결정하는 중요한 요소가 된다[6].

### 3.2 TSVD 역산 알고리즘

비선형시스템의 선형화 및 Hessian 행렬의 비정지성으로 모델링 오차가 존재하는 경우, 위에서 설명한 Eq. (11)의 일반적인 역행렬 계산시 부정확한 결과를 나타낼 수 있다. TSVD 방법을 사용하면 Eq. (14)의  $R^M$ 을 쉽게 계산할 수 있다.

계수(rank)가  $r$  인  $m \times n$  실계수 행렬  $A$ 에 대하여, 행렬  $A$ 를  $A = UDV^T$ 로 분해할 수 있다. 여기서 행렬  $D$ 는 대각선 성분이 실수로서 아래 Eq. (15)의 성질을 만족하는  $m \times n$  대각행렬이고,  $U$ 와  $V$ 는 각각  $m \times m$ ,  $n \times n$ 인 직교행렬들이다.

$$\begin{aligned} \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} = \dots = \sigma_q = 0, \\ q = \min(m, n) \end{aligned} \quad (15)$$

이 때, 행렬  $D$ 의 대각선성분  $\sigma_i$ 를 행렬  $A$ 의 특이값(singular values)이라 하며,  $\sigma_i^2$ 은 대칭행렬  $AA^T$ 의 고유값이 되는데 이들은 유일하게 정해진다. 행렬  $U$ 의 열들은  $AA^T$ 의 고유벡터들이며 각각을 행렬  $A$ 의 좌특이벡터이고, 행렬  $V$ 의 열(또는  $V^T$ 의 행)들은  $A^T A$ 의 고유벡터들이며 각각을 행렬  $A$ 의 우특이 벡터이다.

축소된 SVD(singular value decomposition)를 살펴보기 위해 위에서 주어진 행렬  $D, U$ 와  $V$ 를 다음과 같이 분해하도록 한다.

$$\begin{aligned} D &= \begin{pmatrix} D_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad D_r = \text{diag}\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r \\ V &= (V_r \ V_0), \quad U = (U_r \ U_0) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 행렬  $V_r$ 과  $U_r$ 는 각각  $V$ 과  $U$ 의 처음  $r$ 개의 행을 나타낸다. 이 때,  $V$ 과  $U$ 는 역이 존재하는 행렬이므

로 다음의 성질을 쉽게 만족한다.

$$A = UDV^T = U_r D_r V_r^T, \quad A^\dagger = V_r D_r^{-1} U_r^T \quad (17)$$

대지저항률을 구하는 과정에서 TSVD 방법은 행렬  $R^M = \hat{S}^\dagger \hat{S}$ 을 계산할 때 사용되는데, 이를 위해서는 먼저 행렬  $\hat{S}$ 와  $\hat{S}^\dagger = (\hat{S}^T \hat{S} + \lambda C^T C)^{-1} \hat{S}^T$ 에 대해 SVD를 수행한다. 이때  $\hat{S}$ 와  $\hat{S}^\dagger$ 가 다음과 같이 주어지는 경우에

$$\begin{aligned} \hat{S}^\dagger &= V_r \text{diag} \frac{f_i}{s_i} U_r^T, \\ \hat{S} &= U_r \text{diag} s_i V_r^T \end{aligned} \quad (18)$$

행렬  $R^M$ 은 다음과 같이 쉽고 정확하게 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} R^M &= V_r \text{diag} \frac{f_i}{s_i} U_r^T U_r \text{diag} s_i V_r^T \\ &= V_r \text{diag} f_i V_r^T \end{aligned} \quad (19)$$

### 3.3 TLS 역산 알고리즘

TLS(truncated least square) 방법에서 Eq. (11)의 해  $\Delta \rho_k$ 는 행렬  $S, D, C, d - f(\rho_k)$ 와  $\rho_k - \rho_0$ 에 의해 결정된다. 일반적으로 행렬  $S$ 는 정칙(nonsingular)이지만,  $D$ 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[6].

제시된 정규방정식을 다음과 같이 conjugate gradient 형태로 표현한다.

$$(A^T A + \lambda I)x = A^T b \quad (20)$$

기본방정식의 나머지를 표현하는 변수  $z = Ax - b$ 와 정규방정식의 나머지를 표현하는 변수  $r = A^T z - \lambda x$ 를 이용하면 대지저항률  $\rho$ 를 반복적인 TLS 방법을 통해 구할 수 있다.

### 3.4 SIRT 역산 알고리즘

SIRT방법은 파선 토모그래피 기법의 하나로 대수적 영상 구성 기법을 발전시킨 기법이다. 대수적 영상구성 기법(algebraic reconstruction technique)은 한번에 한 경로에 대해 보정값을 계산하는 반면, SIRT는 주어진 영역을 통과하는 모든 파선에 대한 보정값을 동시에 계산하고 모든 영역에 대한 보정값이 계산되면 각 영역에

대해 일시에 보정한다. 이러한 과정 반복을 통해 오차를 줄여나가는 방법이다.

모델 파라미터나 데이터의 개수가 많은 경우에는 행렬의 크기가 커져 직접 역행렬을 구하기가 쉽지 않으므로 TLS 방법을 많이 사용한다. 행렬이 비정칙성을 고려하여 정규화 등을 포함한 TLS 방법을 수행하기 위해서는 많은 계산시간이 필요하므로 수렴속도를 빠르게 하려면 SIRT 방법을 사용한다. SIRT 방법에서는 정규화 과정 등이 필요 없고 다음과 같이 가중치 행렬을 사용한다.

측정된 저항률 데이터  $d_i$ 는 대지 저항률 분포  $\rho(r)$ 를 이용하여 Eq. (21)과 같이 표현할 수 있다.

$$d_i = \int_{\Omega} W_i(r, \rho) \rho(r) d^2r, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (21)$$

여기서 가중치 커널(kernel) 행렬  $W$ 는 파라미터  $\rho(r)$ 에 대응하는 겉보기 대지저항률  $d_i$ 의 Frechet 미분값들을 포함하고  $N$ 은 측정데이터 개수를 나타낸다. SIRT 방법을 사용한 모델의 대지저항률의 추정치  $\rho_i (j = 1, 2, \dots, M)$ 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\rho_{k+1}^j = \rho_k^j + \frac{\sum_{i=1}^N w_{ij} (d_i - d_i^{(n)})}{\sum_{i=1}^N |w_{ij}|}, \quad m_0^j = \bar{d}, \quad \forall j \quad (22)$$

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

### 4. 시뮬레이션 및 검토

대지저항률 데이터는 화산지역의 여러 곳에서 취득하였다. 화산활동으로 대지의 구조가 복잡한 산악지역을 중심으로 이루어졌다. 전극배열방법은 일반적으로 사용되는 Wenner 배열방법을 사용하였다. 이렇게 취득된 대지저항률 데이터를 이용하여 다양한 전기영상법 역산알고리즘을 적용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 복잡한 대지모델 분석을 위하여 다층 수평구조와 다층 수직 구조로 분류하여 수행되었다. 역산알고리즘의 성능평가는 RMS오차분석방법을 사용하였다.

#### 4.1 수평구조의 대지 모델

수평구조의 다층 대지모델을 분석하기 위하여 지하구조에서 주로 많이 나타나는 3층구조를 선택하였다. Fig. 2는 3층구조의 대지모델분석 결과를 보여준다. 대지저항

률은 표면층에서 대략  $6[\Omega \cdot m]$ 정도이고 지하 6m깊이에서 약  $200[\Omega \cdot m]$ 정도로 분포되어 있는 것을 알 수 있다. 모든 알고리즘에서 지하로 내려갈수록 대지저항률이 점점 커지는 것을 보여주나, Gauss-Newton 알고리즘의 경우가 층간 경계에 대한 성능이 가장 유사하며 SIRT 알고리즘의 경우 층간 경계면에서는 좋으나 1층에 대한 저항률값이 상승함을 볼 수 있다.

TLS 알고리즘의 경우 층간에 저항률이 변화가 심하게 나타나고 있다. 측정전극 10에서 측정전극 15사이의 낮은 저항률 층에 대한 대지저항률 값에 오차를 나타내고 있다. 이러한 역산의 오차는 접지 최적 시공 측면에서 정상적인 모델의 경우 측정전극 19와 측정전극 20 사이의 지점이 가능했으나 역산 결과로는 최적 시공지점이 변경된다.

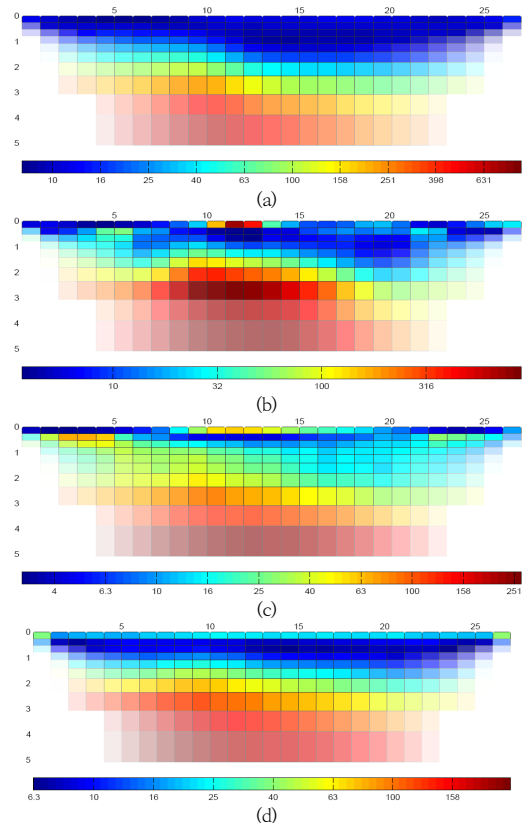


Fig. 2. Analysis of the horizontal three-layer earth model (a) Gauss-Newton, (b)TSVD, (c) TLS, (d) SIRT

#### 4.2 수직구조의 대지 모델

Fig. 3은 수직 구조를 갖는 3층 Wenner 배열 대지

모델에 4가지 알고리즘을 사용하여 역산을 수행한 결과를 보여준다. 역산결과 Gauss-Newton 방법이 측정전극 1에서 측정전극 9사이의 수직 구조에 위치한 대지저항률  $\rho_2$ 와 측정전극 18에서 측정전극 27 사이의 수직구조에 위치한 대지저항률  $\rho_4$ 의 영향으로 측정전극 9에서 측정전극 18 사이의 대지저항률  $\rho_3$ 값이 높아지기는 했으나 모델 형태에서 가장 근접하였고 다른 알고리즘들은 대지저항률  $\rho_2$ ,  $\rho_4$ 의 영향으로 설계된 대지 모델의 형태를 나타내지 못하고 있다.

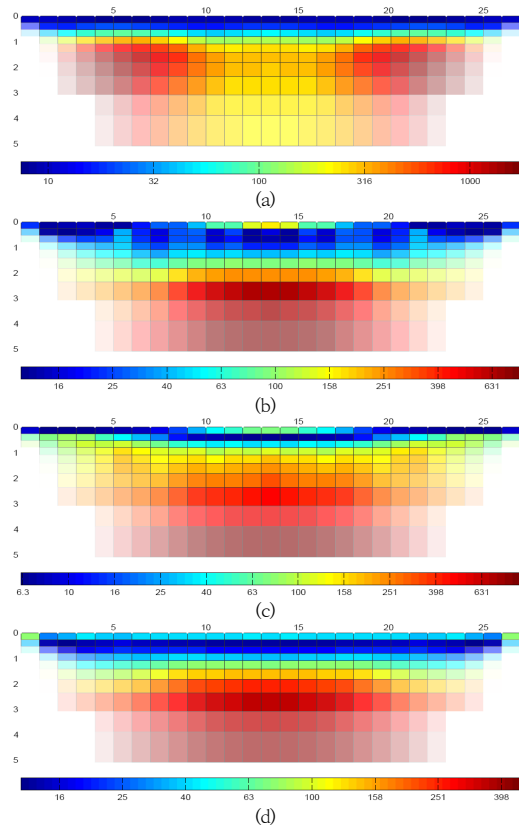


Fig. 3. Analysis of the vertical-layer earth model (a) Gauss-Newton, (b)TSVD, (c) TLS, (d) SIRT

### 4.3 알고리즘들에 대한 RMS 오차분석

Fig. 2와 Fig. 3에서 보듯이 육안으로 어떤 역산알고리즘이 우수한 지 구분하기가 쉽지 않다. 우수한 알고리즘을 합리적으로 찾기 위하여 복원된 영상과 실제 영상 간의 RMS 오차 분석방법을 사용하였다. Fig. 4는 이에 대한 RMS 오차 분석결과를 나타낸다. 각각의 대지 구조

모델에서는 Gauss-Newton 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 성능면에서 우수하게 나타났으며, TSVD 알고리즘이 Gauss-Newton 알고리즘 다음으로 우수한 성능을 나타내었다.

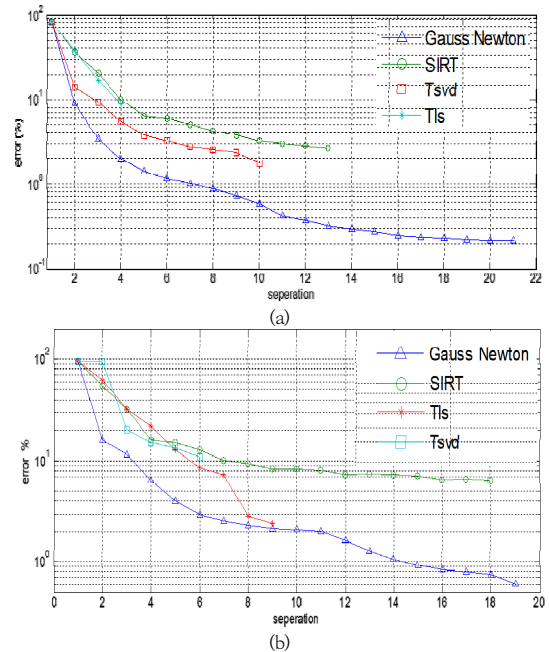


Fig. 4. RMS comparison of the three-layer model, (a) the horizontal model, (b) the vertical model.

## 5. 결론

2차원 지하대지저항률 전기적 영상복원에 가장 유리한 역산알고리즘을 찾기 위해 현재 가장 보편적으로 사용되는 4종류의 역산알고리즘들 즉, Gauss-Newton, TSVD, SIRT 그리고 TLS방법을 비교분석 하였다.

4가지 방법으로 복원된 영상들은 서로 비슷하여 육안으로 우수성을 구분하기가 쉽지 않아 정확도를 합리적으로 분석하기 위하여 RMS오차분석방법을 사용하였다. RMS오차 분석결과에서 RMS오차가 가장 작은 역산알고리즘은 Gauss-Newton방법이었다. 수직구조 대지 모델에서는 TLS 알고리즘도 우수한 성능을 나타내었으나, 수평 구조 대지 모델에서는 다른 알고리즘들에 비해 상대적으로 성능이 우수하지 못하였다. 반면 SIRT방법이 타 역산방법에 비해 상대적으로 오차가 높았다. 지하구조가 복잡한 지형에서 데이터를 얻을 때 역산 알고리즘은 Gauss-Newton방법을 사용하는 것이 유리함을 확인하

였다.

본 논문에서 비교분석한 영상복원 역산알고리즘 특성은 지하구조가 복잡한 지형의 접지 시스템을 체계적으로 설계하는데 기여할 것으로 기대된다.

## References

- [1] B. Keon, W. B. Shim, G. M. Kim, G. B. Seo, "The Variations of Grounding Resistance of the Vertical Electrodes by Soil Models," *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers* (2012) 26(9) : 57~63.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.5207/JIEIE.2012.26.9.057>
- [2] S. Ahmad, T. Khan, "Comparison of statistical inversion with iteratively regularized Gauss Newton method for image reconstruction in electrical impedance tomography," *Applied Mathematics and Computation* 358, pp. 436-439, 2019.  
DOI: <http://doi.org/10.1016/j.amc.2019.03.063>
- [3] F. Dawalibi, "Earth resistivity measurement interpretation techniques," *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. 103, pp. 374-382, Feb. 1984.
- [4] M. H. Loke, "Electrical imaging surveys for environmental and engineering studies—A practical guide to 2D and 3D surveys." Short training course lecture notes, Universiti Sains Malaysia, , Malaysia, 1997.
- [5] M. H. Loke, T. Dahlin, "A comparison of the Gauss-Newton and quasi-Newton methods in resistivity imaging inversion," *Journal of Applied Geophysics* 49, pp.149- 162, 2002.  
DOI: [http://doi.org/10.1016/S0926-9851\(01\)00106-9](http://doi.org/10.1016/S0926-9851(01)00106-9)
- [6] F. Bouer, T. Hohage, A. Munk, "Iteratively Regularized Gauss-Newton Method for Nonlinear Inverse Problems with Random Noise," *SIAM Journal on Numerical Analysis* 47(3), pp.1827-1846, 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1137/080721789>

부 창 진(Chang-Jin Boo)

[종신회원]



- 2003년 2월 : 제주대학교 전기공학과 (공학석사)
- 2007년 2월 : 제주대학교 전기공학과 (공학박사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 제주국제대학교 전기공학과 교수

<관심분야>

접지시스템 설계, 스마트그리드, 제어시스템

김 호 찬(Ho-Chan Kim)

[정회원]



- 1989년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학석사)
- 1994년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학박사)
- 2008년 2월 ~ 2009년 2월 : 미국 펜스테이트 방문교수
- 1995년 9월 ~ 현재 : 제주대학교 전기공학과 교수

<관심분야>

신재생에너지, 접지시스템 설계, 에너지효율

강 민 제(Min-Jae Kang)

[정회원]



- 1982년 2월 : 서울대학교 전기공학과 (공학사)
- 1991년 2월 : 미국 루이빌대 전기공학과 (공학박사)
- 2003년 2월 ~ 2004년 2월 : 미국 일리노이주립대학 방문교수
- 1992년 3월 ~ 현재 : 제주대학교 전자공학과 교수

<관심분야>

딤러닝, ERT영상복원, 접지시스템 설계