

신경회로망을 이용한 대지파라미터와 대지저항률 해석 알고리즘

류보혁* 김정훈**

*한국산업안전공단 **홍익대학교

An Estimation Algorithm for the Earth Parameter and Resistivity using Artificial Neural Network

Ryu Bo-Hyuk* Kim Jung-Hoon**

*Korea Occupational Safety&Health Agency **Hongik University

Abstract - In this study, a algorithm to estimate Equivalent earth resistivity and Earth parameter using Artificial Neural Network(ANN) was proposed. Structures of the soil are grouped by using SOM algorithm before estimation. Earth parameter and Equivalent earth resistivity are obtained by using BP algorithm. The effectiveness of the proposed algorithm was verified In the case study. afterwards, the algorithm proposed in this study will be used in more applications and gained more reliability.

1. 서 론

전력설비 중 접지설비는 계통에서의 이상사고시 사람의 안전, 설비의 보호, 연속적인 전력공급 등을 위해 꼭 필요한 보호 설비이다. 전력계통에서 고장이 발생하면 고장전류의 전부 또는 일부는 접지설비를 통해 대지로 흘러들어 가게 되는데, 이로 인해 접지극과 접지극 주변의 전위가 상승하게 되므로 각종 기기나 사람의 보호를 위해서는 접지설비의 접지저항과 전위경도를 안전한계 이하로 낮추는 것이 특히 중요하다.

접지저항은 접지전극의 모양과 재료, 크기, 전극이 매설된 대지를 구성하는 토양의 형태와 조건, 구조 등에 따라 변화하며 특히 대지저항률에 의해서 지배적인 영향을 받는다[1,2].

일반적으로 접지 설계나 해석을 위해서는 Wenner 4전극법에 의해 현장에서 측정된 겘보기 대지저항률 자료를 바탕으로, 대지를 여러 개의 균일한 층으로 구성되어 있다고 가정하고 측정된 저항률 곡선에 등가인 각 층의 저항률과 깊이를 추정하여 이를 해석하는 방법을 사용하고 있다[3-5].

지금까지의 해석법은 주로 전문가의 경험에 의하여 추정하는 방법이나 수치 해석적인 방법을 이용하고 있다. 여기에서 경험적방법은 수작업을 통해 대지저항률을 추정하는 것으로 기술자의 역량에 따라 계산결과가 차이가 나고, 동일한 사람이 동일한 자료에 대해 반복계산을 할 때에도 그 계산 결과가 달라지게 되어있어, 간편하여 선호되는 방법이나 정밀한 값을 구하기 어렵다는 단점이 있다.

최근에 대지파라미터 및 등가대지저항률 추정을 위해 신경회로망의 이용 가능성이 제시되고 있으며, 특히 참고문헌 [6-7]에서는 신경회로망을 이용하여 대지저항률을 추정하였으나 대지구조에 따른 실측자료가 다양하지 않아 추정오차가 크게 나타나 만족할만한 결과를 얻지 못하고 그 접근성만 확인하고 있다.

따라서 본 연구에서는 대지구조의 비선형적 특성을 잘 반영할 수 있는 신경회로망(artificial neural network, ANN)을 이용하여 대지파라미터 및 등가대지저항률 추정기법을 제안하였다. 실측한 자료를 근거로 SOM을 학습하여 대지구조를 분류하고 그 결과에 따라 신경회로망을 구축하여 대지파라미터를 추정한다. 또 그 결과를 이용하여 등가대지저항률 추정 신경회로망을 구축하여 해석함으로써 대지저항률을 추정하였으며, 사례연구를 통해 제안된 방법의 타당성을 검증하였다.

2. 제안된 대지파라미터 및 등가대지저항률 추정기법

2.1 개요

대지파라미터와 등가대지저항률 추정을 위해 본 연구에서는 그림 2.1과 같이 연구를 수행하였다. 먼저, 각 연구기관 및 현장에서 많이 사용되고 있는 상용 프로그램을 이용하여 신경회로망의 학습을 위해 필요한 $\rho-a$ 값과 대지 파라미터 ρ_1, ρ_2, h 등을 수집하고, 현장에서 실측을 통해 자료를 취득하여 제안된 방법의 타당성 검증에 사용한다.

또한, 현장실측에서 얻어진 자료를 자기 조직화 지도(self-organizing map)를 이용하여 대지구조의 분류한다. 또한, 대지구조에 따라 대지파라미터와 등가대지저항률을 추정하기 위한 신경회로망을 다층형 신경회로망(multi-layer perceptron)으로 구축한다.

기존의 수치해석적 방법을 이용하여 계산된 결과와 상용프로그램인 CDEGS 프로그램을 이용하여 계산된 결과와 비교하고, 마지막으로 현장에서 실측된 자료와도 비교하여 기존의 방법들과 제안된 방법의 타당성을 비교 검증한다.

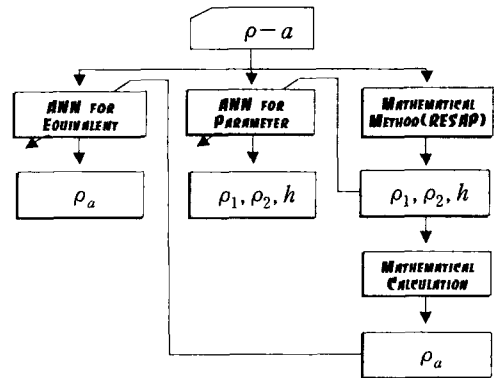


Fig. 2.1 Overview

2.2 대지구조의 분류

본 연구에서 제안하는 대지파라미터와 등가대지저항률을 추정하는 과정을 그림 2.2에 나타내었다. 우선 신경회로망의 학습을 위해 다양한 대지에 대해 Wenner 4전극법에 의해 겘보기 저항의 측정을 실시한다. 이때 얻어진 자료를 이용하여 대지구조의 분류를 위한 SOM 신경회로망을 학습시켜 각 대지구조에 따라 분류를 실시한다. SOM에 의해 분류된 자료를 이용 각각의 구조에 따라 대지파라미터를 추정하도록 다층형신경회로망을 충분히 학습시킨다.

어떤 지점의 대지파라미터를 추정하기 위해서는 그 지점에서 Wenner의 4전극법에 의해 겘보기 대지저항률을 측정하여 이미 학습된 SOM에 입력시켜 그 지점의 대지구조를 분류하고 분류된 결과에 따라 해당하는 MLP로 입력시켜 그 지점의 대지파라미터를 추정하게 된다.

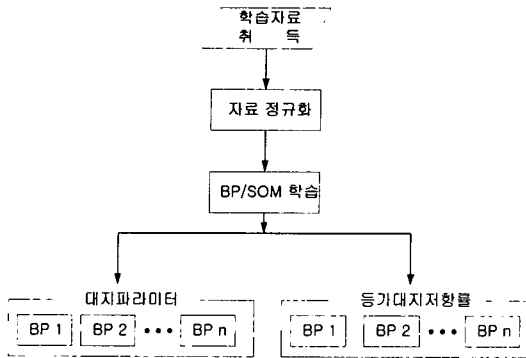


Fig. 22 Learning for earth parameter and resistivity by ANN

SOM의 학습은 경쟁학습을 통하여 승자독점으로서 승자만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그의 이웃들만이 연결가중치를 조정할 수 있다. 대지구조를 분류하기 위해 SOM을 사용할 수 있으며 이는 자율학습의 대표적인 신경회로망으로 입력층은 겹보기 대지저항률인 N 개의 입력노드로 구성되고, 출력층은 M 개의 출력뉴런 즉, 대지구조로 구성되어 있다. 이때, 출력뉴런은 2차원의 격자 형상으로 입력노드 i 와 출력뉴런 j 와의 연결가중치 W_{ij} 로 연결되어 있다. 그러므로 출력층 각 뉴런은 N 차원의 연결가중치 벡터 W_j 를 갖게 되며, 총 M 개의 연결가중치 벡터로 구성되어 진다.

2.3 대지파라미터 및 등가대지저항률 추정

이와 같이 대지구조에 따라 SOM에 의해 분류된 대지구조에 따라 대지파라미터를 추정할 수 있으며, 본 연구에서는 MLP를 이용하여 대지파라미터를 추정할 수 있다. MLP 구조는 입력층과 중간층인 3층 이상의 구조로 구축할 수 있고 그 구조에 따라 파라미터가 달라질 수 있으나, 아직까지는 뚜렷한 신경회로망 구조의 선정표가 제시되어 있지 않아 많은 시행착오를 통하여 MLP를 구성할 수 있다.

MLP 학습과정은 각 뉴런에 연결된 대지구조에 따른 겹보기 대지저항률을 입력으로 하고 가중치의 합에 의한 활성화함수로부터 출력을 얻으며, 이와 같이 계산된 출력값과 입력자료 중 목적패턴의 값 즉, 2층 대지구조의 표준저항값과의 평균제곱오차를 최소화하기 위해 반복적으로 최대경사법을 이용, 연결가중치를 변화시킨다. MLP의 활성화함수로는 연속미분가능 비선형함수가 필요하게 되는데, 대표적인 것으로 sigmoid 함수를 들 수 있다. 검증과정은 MLP의 특성을 실제로 구현하는 것으로써, 학습과정에 이용되지 않은 자료를 사용하게 된다.

한편, 등가대지저항률 추정을 위한 MLP 학습은 파라미터 추정단계에서 나온 대지파라미터들을 이용해 겹보기 대지저항을 계산하여 이 값이 실측한 값과 정해진 오차의 범위 이내에 들어올 때까지 학습을 진행하게 되고, 학습이 끝나게 되면 이 신경회로망의 출력인 대지파라미터와 등가대지저항률을 추정한다.

3. 사례연구

3.1 현장 측정데이터

본 연구에서 사용하는 입력데이터는 국내 각 지역에서 실제로 측정된 자료(데이터)이다. 겹보기 대지저항률 측정은 웨너 4전극법으로 하고 측정장비는 SAC-300C로 하였다. 또한, 신경회로망의 출력데이터(기준값)로 쓰이는 대지파라미터는 측정데이터를 CDEGS로 해석한 결과를 활용하였고, 등가대지저항률은 대지파라미터를 이용하여 수계산으로 하였다. 이와 같은 절차에 의하여 수집된 입·출력 데이터는 대지파라미터의 기준값과 등가대지저항률 해석을 위한 데이터로 이용한다.

본 연구를 위하여 확보한 500여개의 $\rho-a$ 데이터 중에서 학습에 사용하지 않은 데이터 100개는 전극간격을 2[m], 4[m], 6[m], 10[m], 15[m], 20[m], 30[m]로 증가 시키면서 대지저항률 값이 큰 값에서 작은 값으로 변화되는 데이터 DU type 20[개]와 반대로 작은 값에서 큰 값으로 변화되는 데이터 UD type 20[개]를 추출하였다.

3.2 대지구조 분류

앞에서 제안한 바와 같이 대지구조 분류를 위한 SOM의 학습은 초기 연결가중치의 경우 난수로 설정할 수도 있지만 본 연구에서는 학습 효과를 높이기 위해 각 노드의 정규화 된 입력패턴벡터의 중간 값으로 초기화하였으며, 학습 횟수는 입력패턴이 출력 뉴런층에 충분히 맵핑될 수 있는 7,920[회](330 학습패턴, 각 3[회] 반복, 330×8×3)로 설정하였다. 근방뉴런의 수는 전체 25[개]의 뉴런에서 뉴런과 뉴런 사이의 지형학적 거리를 나타내는 맨하탄 거리를 구하여, 최대 맨하탄 거리인 4를 초기 근방 뉴런수로 정하여 설정된 학습 횟수가 완료된 후 하나씩 감소시키면서 근방 뉴런수가 0이 될 때까지 반복적으로 학습시킨다. 정규화 된 입력패턴벡터가 입력되면, 연결가중치 벡터와의 거리를 계산하여, 입력패턴벡터와 가장 가까운 연결가중치를 가진 뉴런, 즉 최적 뉴런을 중심으로 근방 뉴런을 포함하여 연결가중치를 수정한다.

SOM의 특성상 대지구조 패턴은 뉴런수가 적을 경우에는 넓게 분류되고, 많아지면 세밀하게 분류되기 때문에 신경회로망의 출력층의 뉴런 수를 [3×3]에서부터 [10×10]까지 증가시키면서 가장 바람직한 구조의 출력층 뉴런을 찾아보았다.

입력층 노드는 7[개], 입력 패턴수는 330[개]로 구성하고 초기 학습율을 0.02로 하여 2차원 평면에 맵핑하여 그 결과를 검토하였다. 이들 데이터 중 $\rho-a$ 곡선이 급격하게 변하는 경우에는 이 데이터가 다른 데이터의 해석결과에 영향을 줄 수 있기 때문에 학습에서 이를 제외하였다. 이는 측정부지의 토양에 이용질이 매설되어 있거나 측정 결함으로 인할 수 있기 때문이다. 출력층의 뉴런수는 분류하고자 하는 입력패턴수와 관련되므로 출력뉴런 수가 적으면 대지구조 패턴이 넓게 분류되고 출력뉴런수가 많아질수록 세밀하게 분류된다. 그러나 필요 이상으로 세밀하게 대지구조 패턴을 분류하는 것은 실용적이지 못하다. 즉, 출력층의 뉴런수가 [10×10]이상이 되면 분류된 대지구조 패턴이 지나치게 산발적으로 분산되어 그룹화가 거의 불가능하였다.

1	2	3	4	5
6	7	8	9	10
11	12	13	14	15
16	17	18	19	20
21	22	23	24	25

Fig. 3.1 Identification results of earth structure [5×5]

분석결과, 출력층 뉴런은 [3×3]에서 [4×4]까지의 뉴런에서는 요인별 대지구조 패턴이 중복되게 분류되는 단점이 나타남에 따라 적어도 대지구조에 따른 변동특성이 적절하게 나타나는 뉴런수로는 [5×5] 이상이 필요한 것으로 나타났다. 그러나 [6×6]에서 [10×10]까지는 분류 특성이 거의 중복 또는 세밀하게 분류되었다. 따라서 많은 시뮬레이션 결과 출력층은 330[개]의 대지구조 패턴이 충분히 맵핑될 수 있는 [5×5]에서 대지구조가 6종류 형태로 가장 적합하게 분류되는 것으로 나타나 총 25[개]의 뉴런으로 구성하였다.

3.3 대지파라미터 추정

이와 같이 25개의 뉴런으로 구성된 SOM을 이용하여 대지구조를 분류하고 각각의 대지파라미터 추정용 신경회로망을 구축하였다. 대지파라미터를 해석하기 위한 BP 알고리즘에서는 중간층의 뉴런 수에 따라 해석오차가 달라질 수 있으므로, 이 중간층의 뉴런 수를 일대로 하느냐가 아주 중요하다. 이 뉴런 수를 10, 15, 20, 25, 30[개] 등으로 증가시켜 가면서 학습시켜 대지파라미터를 해석한 결과, 중간층 뉴런 수를 25[개]로 하였을 때 오차제곱의 합이 가장 적게 나타나 BP 알고리즘은 입력층으로 웨너전극법에 의한 측정데이터 7[개], 중간층 25[개], 출력층 3[개]로 하였으며, 대지파라미터 즉, ρ_1 , ρ_2 , h 를 해석할 수 있도록 구축하여 초기 학습률 0.1, 초기 모멘텀 0.85로 하여 10,000[회] 학습 후 대지파라미터를 추정하였다.

대지파라미터의 기준값을 CDEGS 프로그램에 의하여 취득한 값으로 하고 이를 제안한 알고리즘의 출력값과 비교하였다. 그 결과를 표 4.1에 나타내었다. 한편, 대지파라미터의 해석결과 오차는 식 (3.1)에 의한 절대오차의 평균을 계산하였다.

$$E_o = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{t_i - c_i}{t_i} \right| \times 100 \quad (3.1)$$

단, t_i : 기준값(실제값), c_i : 신경회로망 출력, n : 해석 패턴수

Table 3.1 Average estimation error of earth parameters by ANN [%]

구분	ρ_1	ρ_2	h
DU type	0.79	0.14	1.35
UD type	0.13	0.08	0.99

표 3.1에서 보는바와 같이 DU type에서 상부층의 대지저항률 ρ_1 의 오차율은 0.79[%], 하부층의 대지저항률 ρ_2 의 오차율은 0.14[%], 1층의 두께 h 의 오차율은 1.35[%]이었으며 UD type의 경우에는 이보다 오차율이 상대적으로 적게 나타나 신경회로망을 이용한 해석결과는 만족할 수 있었으며 이는 본 연구에서 제안된 신경회로망이 최적으로 구축되었음을 알 수 있다.

3.4 등가대지저항률 추정

등가대지저항률 추정에 있어서도 중간층 뉴런의 수가 오차율에 많은 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같이 중간층 뉴런 수를 10, 15, 18, 20, 25[개] 등으로 구축하고 초기 학습률 0.1, 초기 모멘텀 0.85, 학습회수 10,000[회]로 하여 등가대지저항률을 해석하였다. 이때 기준값은 CDEGS에 의하여 취득한 자료를 사용하여 계산하였다. 중간층 뉴런 수에 따른 오차를 계산한 결과 뉴런 수가 10, 15, 18개로 커지면서 오차율이 0.056[%]에서 0.003[%]까지 작아지다가 뉴런수가 다시 20개부터는 0.004[%]로 높아져 중간층 뉴런수를 18[개]로 구축하였을 때 오차율이 가장 적게 나타나 본 연구에서는 중간층 뉴런 수를 18[개]로 설정하였다.

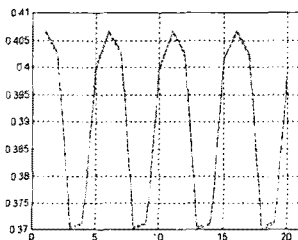


Fig.3.2 Estimation results [DU type]

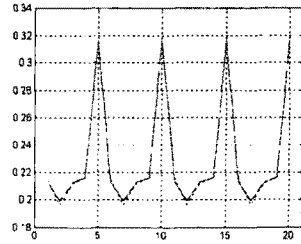


Fig. 3.3 Estimation results [UD type]

등가대지저항률 해석결과, DU type의 경우 오차율이 많은 것이 0.196[%], 평균오차율은 0.120[%]이고, UD type의 경우는 가장 큰 오차율이 1.533[%], 평균오차율은 0.591[%]이었다. 그림 3.1과 그림 3.2는 DU type과 UD type의 등가대지저항률 추정결과를 나타낸 것이다. 그림에서 기준값과 해석값과의 차이를 눈으로 확인할 수 없을 정도로 잘 일치함을 알 수 있다. 따라서 제안한 등가대지저항률 추정을 위한 신경회로망의 설계는 최적으로 되었음을 알 수 있다.

4. 결 론

본 연구는 전극간격과 길보기대지저항률 사이의 관계로부터 신경회로망을 이용하여 대지파라미터와 등가대지저항률 추정 알고리즘을 제안하였다. 또한, 측정된 길보기 대지저항률로부터 대지구조를 분류하는 알고리즘도 개발하였다.

SOM을 이용하여 대지구조를 분류하는 방법을 제안하였으며, 그 결과 입력층 뉴런 7[개], 출력층 뉴런 5×5에서 6종류로 균일하게 잘 분류되었다. 또한, 분류된 대지구조별 대지파라미터 추정 알고리즘도 제안하였다.

본 연구에서 제안한 방법은 다른 경험적 방법과 분석적 방법의 장점을 신경회로망에 접목한 것이다. 이것은 기존의 방법, 즉 그래프법이나 전산 프로그램에 의한 방법과 비교하여 소요시간이나 신뢰도면에서 많은 장점을 갖고 있다. 특히, IEEE std. 80에 의한 접지설계를 하고 있는 우리나라 대부분의 전력설비에서 사용하고 있는 그래프법에 의한 대지파라미터 해석과 수계산에 의한 등가대지저항률 계산방법보다 그 편리성이나 효율성에서 많은 이점 보유로 그 활용이 기대된다.

[참 고 문 헌]

- [1] O. H. Gish, W. J. Rooney, "Measurement of Resistivity of Large Masses of Undisturbed Earth", Terrestrial Magnetism and Atmospheric Electricity, Vol. 30, p. 161
- [2] F. Dawalibi, C. J. Blattner, "Earth Resistivity Measurement Interpretation Technique", IEEE PAS, Vol. 103, No. 2, pp. 374-382, Feb. 1984
- [3] J. L. del Alamo, "A comparison Among Eight Different Techniques to Achieve an Optimum Estimation of Electrical Grounding Parameters in Two-Layered Earth", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 8, No. 4, pp. 1890-1899, Oct. 1993
- [4] T. Takahashi, T. Kawase, "Analysis of Apparent Resistivity in a Multi-Layer Earth Structure", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 5, No. 2, pp. 604-612, 1990
- [5] Hans R. Seedher, J.K. Arora, "Estimation of Two Layer Soil Parameters Using Finite Wenner Resistivity Expressions", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 7, No. 3, pp. 1,213-1,217, 1992
- [6] 류보혁, 위원석, 김정훈, "역전파 알고리즘(BP)을 이용한 대지저항률 추정방법에 관한 연구", 대한전기학회논문지, 51A권, 2호, pp. 76-82, Feb. 2002
- [7] 이종필, 지명식, 임재윤, "신경회로망을 이용한 대지파라미터 추정", 대한전기학회 및 대한전자공학회 충북지부 추계학술대회 논문집, Vol. 2, pp.71-74, Nov. 2003