한국조명·전기설비학회 2009 춘계학술대회 논문집 (2009. 5. 7 ~ 8)

신경회로망을 이용한 대지파라미터 추정

(An Estimation Algorithm for the Earth Parameter using Artificial Neural Networks)

지평식* · 한운동 · 임지혜 · 박은규 · 정지영 · 김기범(충주대학교)

(P. S. Ji* · W. D. Han · J. H. Lim · E. K. Park · J. Y. Jung · K. B. Kim(Chungju Nat'l Univ.))

Abstract

Earth parameters are essential to design and analysis of earth. In this study, a algorithm to estimate earth parameter using artificial neural network(ANN) was proposed. Structures of the soil are grouped by using KSOM algorithm before estimation. Earth parameter is obtained by using BP algorithm. The effectiveness of the proposed algorithm was verified in the case study.

1. 서 론

전력설비 중 접지설비는 계통의 각종 이상이 있을 때 사람의 안전, 설비의 보호, 연속적인 전력공급을 위해 필수적이다. 계통에서 불평형 고장이 발생하면 고장전류의 전부 또는 일부가 접지 설비를 통해 대지로 흘러들어 가게 되는데, 이로 인해 접지극과 접지극 주변의 전위가 상승하게 되므로 각종 기기나 사람의 보호를 위해서는 접지저항과 전위경도를 최대한 낮추는 것이 필요하다. 접지저항은 접지전극의 형상과 재료, 크기, 접지전극이 매설된 대지를 구성하는 토양의 형태와 조건, 대지구조 등에 따라 변화하며 특히 대지저항률에 의해서 지배적으로 영향을 받는다[1,2].

일반적으로 접지 설계나 해석을 위해서는 Wenner 4전극법에 의해 현장에서 측정한 겉보기 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[3,4].

지금까지의 해석법들은 전문가의 경험에 의한 추정 방법이거나 수치 해석적인 방법을 이용하고 있다. 즉, 경험적 방법은 수작업을 통해 대지 저항률을 추정하는 것으로 기술자의 역량에 따라 계산결과가 바뀌고 동일한 자료에 대해 반복계산을 할 때에도 그 계산 결과가 달라지게 되어 정밀한 값을 구하기 어렵다는 단점이 있다. 또, 수치해석적 방법은 대지의 구조에 대한 정보를 얻을 수 없고 매우 복잡하며 많은 계산량을 요구한다. 또한 수치해석적 방법은 초기 값에 따라 그 결과가 달라질 수 있어 초기 값을 바꾸어주며 여러 번 반복계산을 한 후 적절한 값을 선택해야 한다. 수치해석적 방법의 하나인 상용 프로그램을 이용하는 방법은 사용자가 직접 복잡한 계산을 수행 할 필요는 없으나 역시 초기값에 민감하고 계산량이 많으며 가격 또한 고가의 외산 프로그램이다[5]. 최근 대지파라미터 및 등가대지저항률 추정을 위해 신경회로망의 이용 가능성이 제시되고 있으며, 신경회로망을 이용하여 대지저항률을 추정하였으나 대지구조에 따른 실측자료가 다양하지 않아 추정오차가 크게 나타나 만족할만한 결과를 얻지 못하고 그 접근성만 확인할 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 대지구조의 비선형적 특성을 잘 반영할 수 있는 신경회로망(artificial neural network, ANN)을 이용하여 대지파라미터 추정기법을 제안하였다. 실측한 자료를 근거로 KSOM을 학습하여 대지구조를 분류하고 그 결과에 따라 신경회로망을 구축하여 대지파라미터를 추정하였다.

본 연구는 신경회로망을 이용하여 대지를 모델화함으로서 기존의 복잡한 과정을 거치지 않고 대지파라미터를 추정할 수 있다. 또한, 현장 측정 데이터만 있으면 어디서나 누구나 즉시 활용할 수 있고 특히 신뢰성이 높은 대지파라미터 얻을 수 있다. 한편, 사례연구를 통해 제안된 방법의 타당성을 검증하였다.

2. 제안된 대지파라미터 추정기법

2.1. 신경회로망을 이용한 대지파라미터 추정방법

본 연구에서 제안하는 대지파라미터의 추정과정은 그림 1과 같다. 우선 신경회로망의 학습을 위해 다양한 대지에 대해 Wenner 4전극법에 의해 겉보기 저항의 측정을 실시한다. 이때 얻어진 자료를 이용하여 대지구조의 분류를 위한 KSOM 신경회로망을 학습시켜 각 대지 구조에 따라 분류를 실시한다. KSOM에 의해 분류된 자료를 이용 각각의 구조에 따라 대지파라미터를 추정하도록 MLP 신경회로망을 충분히 학습시킨다.

어떤 지점의 대지파라미터를 추정하기 위해서는 그 지점에서 Wenner의 4전극법에 의해 겉보기 대지저항률을 측정하여 이미 학습된 KSOM에 입력시켜 그 지점의 대지구조를 분류하고 분류된 결과에 따라 해당하는 MLP 신경회로망으로 입력시켜 그 지점의 대지파라미터를 추정하게 된다.

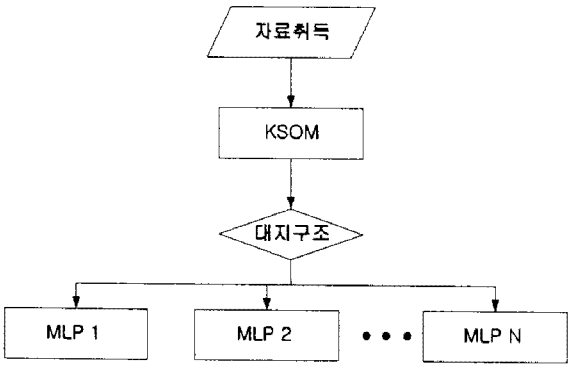


그림 1. 연구의 개요
Fig. 1. Overview of this study

2.2. KSOM을 이용한 대지구조 분류

일반적으로 신경회로망은 크게 지도학습형과 자율학습형으로 나뉘어지고, KSOM은 입력패턴에 대하여 정확한 해답을 주지 않고 자기 스스로 학습하는 자율학습형모델이다. KSOM의 학습은 경쟁학습을 통하여 승자독점으로서 승자만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그의 이웃들만이 연결가중치를 조정할 수 있다.

본 연구에서 대지구조를 분류하기 위해 KSOM을 사용하였으며 이는 자율학습의 대표적인 신경회로망으로 입력층은 겉보기대지저항률인 N개의 입력노드로 구성되고, 출력층은 M개의 출력뉴런 즉, 대지구조로 구성되어 있다. 이때, 출력뉴런은 2차원의 격자 형상으로 입력노드 i와 출력뉴런 j와의 연결가중치 W_{ij}로 연결되어 있다. 그러므로 출력층 각 뉴런은 N차원의 연결가중치 벡터 W_j를 갖게 되며, 총 M개의 연결가중치 벡터로 구성되어 진다. 그림 2에 KSOM의 학습알고리듬을 나타내었다.

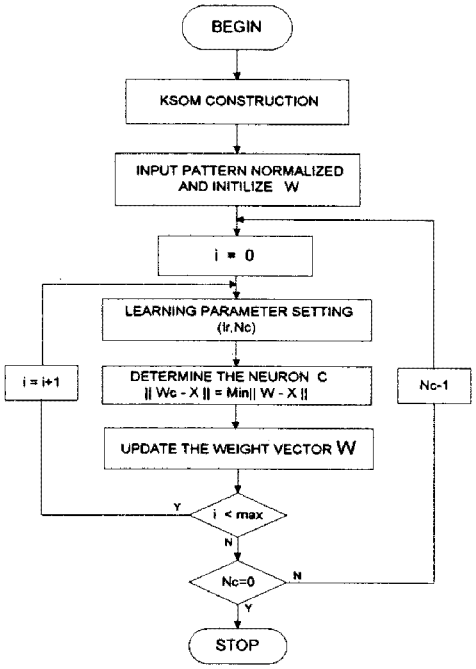


그림 2 KSOM 학습 알고리듬
Fig. 2. KSOM learning algorithm

2.3. MLP를 이용한 대지파라미터 추정

이와 같이 대지구조에 따라 KSOM에 의해 분류된 대지구조에 따라 대지파라미터를 추정할 수 있으며, 본 연구에서는 MLP를 이용하여 대지파라미터를 추정하였다. MLP 구조는 입·출력층과 중간층인 3층 이상의 구조로 구축할 수 있으나 구조에 따라 파라미터가 달라지나 아직까지는 뚜렷한 신경회로망 구조의 선정지표는 제시되어 있지 않아 많은 시행착오를 통하여 MLP를 구성할 수 있다. MLP 학습과정은 각 뉴런에 연결된 대지구조에 따른 겉보기 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 연속 미분 가능 비선형 함수가 필요하게 되는데, 대표적인 것으로 sigmoid 함수를 들 수 있다. 검증과정은 MLP의 특성을 실제로 구현하는 것으로서, 학습과정에 이용되지 않은 자료를 사용하게 된다.

3. 사례연구

3.1 측정 데이터

본 연구에서 사용하는 입력데이터는 국내 각 지

역에서 실제로 측정한 자료(데이터)이다. 겉보기 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 KSOM을 이용한 대지구조분류 결과

앞에서 기술한 바와 같이 겉보기대지저항율에 따른 대지구조를 KSOM을 이용하여 분류하였다. KSOM의 구성은 각각의 거리에서 측정된 7개의 겉보기대지저항율에 따라 66개의 입력패턴으로 구성하고 출력층은 66개의 입력패턴이 충분히 맵핑될 수 있도록 6×6으로 구성하였으며, 초기학습율은 0.1로 하였고 학습이 진행되면서 학습율은 점점 감소하도록 하였다. 1000회 학습이 완료된 후에 그림 3과 같이 나타나 6가지 패턴으로 분류할 수 있으며, 그 대표적인 6개의 대지구조에 따른 겉보기 대지저항율의 변화를 그림 4에 나타내었다.

56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66					
				1,2,4,5,6,7,8,9,10,11	
35,36,37,38,39,40,41,42,43,44					
34					
			23,24,25,26,27,28,29,30,31,33		
12,14	13,15,16,17,18,19,20,21,22				45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55

그림 3. KSOM에 의한 대지구조분류 결과
Fig. 3. Results of earth structure classification by KSOM

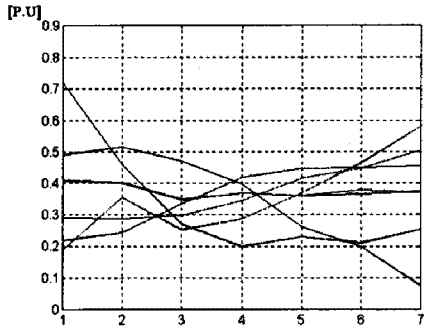
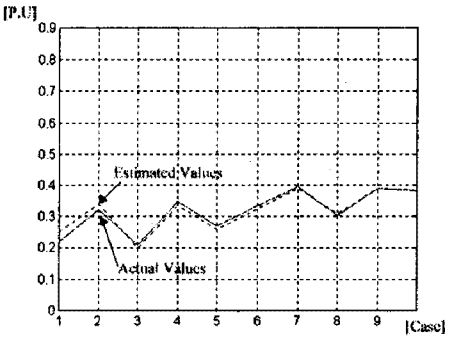


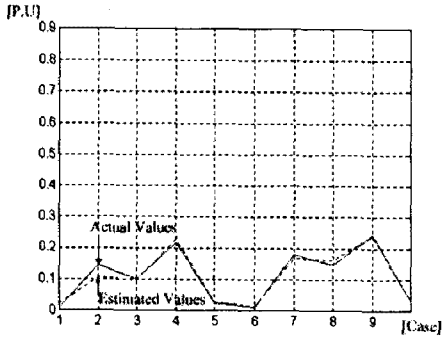
그림 4. 겉보기 대지저항률 변화
Fig. 4. Appearance earth resistivity variation

3.3 대지파라미터 추정결과 결과

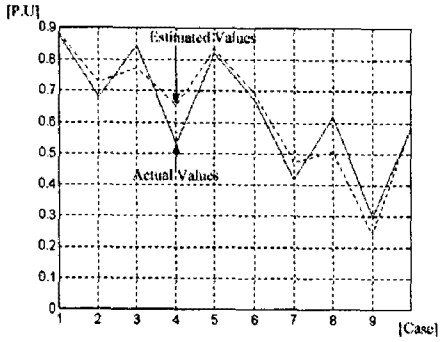
이와 같이 KSOM에 의해 분류된 6개의 대지구조에 따라 각각의 대지파라미터를 추정하도록 MLP를 구성하였다. MLP의 구성은 입력층 뉴런 7개, 출력층 뉴런 3 개, 은닉층 뉴런 25개로 구성하였으며, 초기 학습율은 0.1, 모멘텀은 0.8로 하여 매 학습이 진행됨에 따라 학습률과 모멘텀이 변화하도록 하였고, 50,000회 학습한 후 각 대지구조별 파라미터를 추정하였다. 그림 5와 그림 6에 UD type과 DU type 대지구조 파라미터 추정결과를 각각 나타내었다. 두 가지 모두 10가지의 사례에 대해 추정한 것으로 각 층의 저항률 ρ_1과 ρ_2에 대한 추정결과는 MLP가 매우 잘 학습되었다는 것을 알 수 있다. 그러나, 1층의 깊이에 해당하는 h 값에 대한 추정은 다른 파라미터에 비해 비교적 큰 오차를 보이고 있는데 이것은 정규화 과정에서 대지 저항률이 깊이에 비해 매우 큰 경우 깊이 값이 0에 가까운 매우 작은 값으로 되어 발생하는 정규화의 문제로 사료된다. 이와 같이 대지구조에 따른 파라미터 추정한 결과에 대한 평균제곱오차는 표 1과 같이 나타나 MLP에 의한 파라미터 추정은 양호한 것으로 나타났다.



(a) ρ_1

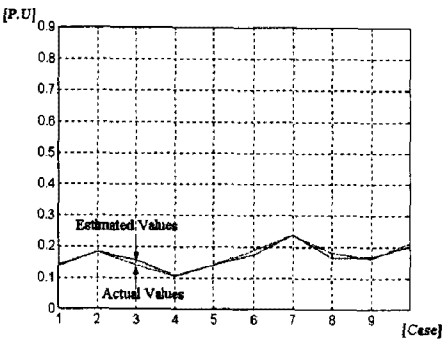


(b) ρ_2

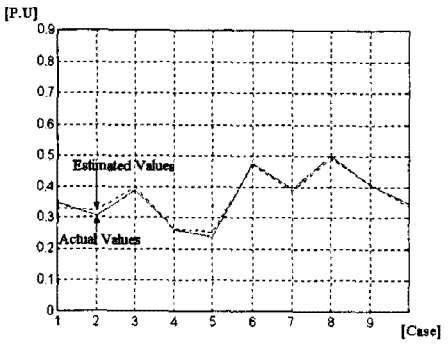


(c) h

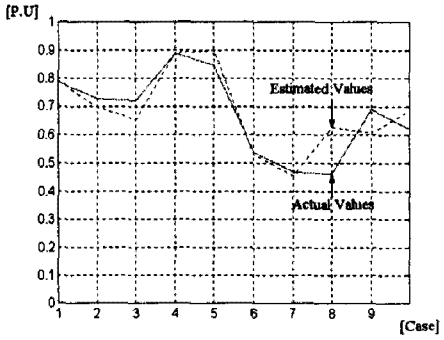
그림 5. 파라미터 추정 결과(UD type)
Fig. 5. Estimation results(UD type)



(a) ρ_1



(b) ρ_2



(c) h

그림 6. 파라미터 추정 결과(DU type)
Fig. 6. Estimation results(DU type)

표 1. 파라미터 추정오차[%]
Table 1. Average estimation error of earth parameter by ANN[%]

항목 / 사례	ρ_1	ρ_2	h
UD type	0.434	0.495	2.056
DU type	0.287	0.364	2.186

4. 결 론

본 연구에서는 KSOM를 이용하여 겉보기 대지저항율에 따른 대지구조를 분류하고 MLP를 구축하여 각각의 대지구조에 따른 파라미터를 추정하였다. 그 결과 겉보기 대지저항율에 따른 대지구조는 6가지 형태로 분류할 수 있었으며 그 결과를 근거로 하여 각각의 대지구조에 따른 파라미터 추정결과 ρ_1과 ρ_2는 추정 오차 0.5[%] 미만으로 양호한 결과를 얻었으나 h에 대한 오차는 비교적 크게 나타나고 있어, MLP의 구조와 학습에 보다 심도 깊은 연구가 필요한 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] G. F. Tagg, "Earth Resistances", 1964
[2] O. H. Gish, W. J. Rooney, "Measurement of Resistivity of Large Masses of Undisturbed Earth", Terrestrial Magnetism and Atmospheric Electricity, Vol. 30, p. 161
[3] E. Lancaster-Jones, "The Earth-Resistivity Method of Electrical Prospecting", The Mining Magazine, June 1930
[4] F. Dawalibi, C. J. Blattner, "Earth Resistivity Measurement Interpretation Technique", IEEE PAS, Vol. 103. No. 2, pp. 374-382, Feb. 1984
[5] 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