

신경회로망을 이용한 대지구조 모델링

이 종 필* · 지 평 식** · 임 재 윤*
*대덕대학 · **충주대학교

Earth Structure Modeling Using Neural Network

Jong-Pil, Lee* · Pyeong-Shik, Ji** · Jae-Yoon, Lim*
*Daeduk College · **Chungju Nat'l University

Abstract - Earth parameters are essential to design and analysis of earth. Because of ambiguities of soil, it is not easy to calculate earth parameters, such as, resistivities and depth of each layer. The traditional mathematical method for earth parameters has a problems deciding initial value to obtain optimal solution. Also, it needs to a lot of time to be calculated to obtain reasonable solution.

This paper presents new approach to estimate earth parameters using neural networks. Validity of proposed method is verified by case studies.

1. 서 론

전력설비 중 접지설비는 계통의 각종 이상이 있을 때 사람의 안전, 설비의 보호 및 연속적인 전력공급을 위해 필수적이다. 접지설비의 시공에 있어 중요한 접지저항은 접지전극의 형상과 재료, 크기, 접지전극이 매설된 대지를 구성하는 토양의 형태와 조건, 대지구조 등에 따라 변화하며 특히 대지저항률에 대해서 지배적으로 영향을 받기 때문에 정확히 측정한다는 것은 현실적으로 불가능하다[1].

따라서, 대지저항률을 알기 위해서는 비균질한 대지를 균질한 여러 층으로 구성되어 있다고 가정하고 현장에서 측정한 겉보기대지저항률로부터 각 층의 저항률과 두께, 즉 대지파라미터를 추정하고 이를 해석하는 방법을 사용하고 있다.

실제 전극간격에 따라 측정된 겉보기대지저항률로부터 대지파라미터를 구하기 위해서는 이 측정값과 각 파라미터들 사이의 관계를 알아야 한다. 일반적으로 대지파라미터를 추정방법으로 그래프법과 수치해석법이 사용되고 있는데 이는 비균질한 대지를 각 층마다 균일한 2층 또는 다층구조라는 전제하에 작성되거나 프로그래밍 되었기 때문에 실제의 대지저항률과는 차이가 있고 해석시 전문적인 기술을 요하거나 계산량이 많아 현장에서 이용하는데는 한계가 있다[2,3].

또한, 추정된 대지파라미터로부터 다시 등가대지저항률을 계산해야 하는 번거로움이 있어 현장에서는 위의 두 가지 방법 외에도 공사현장의 토양샘플을 채취하여 그것의 저항률을 그대로 사용하는 경우도 적지 않다.

따라서, 본 연구에서는 대지의 비선형특성을 잘 반영할 수 있는 신경회로망을 이용하여 대지구조 모델링 기법을 제안하였다. 수치해석적 방법에 의해 대지 모델 자료를 구축하고 확보된 자료를 근거로 다층형 신경회로망을 학습하여 각 층의 깊이와 등가대지저항률을 추정하였다. 제안된 방법은 수치해석 방법의 단점인 초기치와 계산량을 해결하고 전문가가 아니더라도 쉽게 이용할 수 있을 것이다. 한편, 사례연구를 통해 제안된 방법의 타당성을 검증하였다.

2. 대지 모델링

대지는 여러 가지 대지 저항률을 가진 토양의 집합체이다. 일반적으로 대지는 유사한 토양들로 이루어진 층을 이루고 있는데 수평지층이나 경사지층 등으로 생각할 수 있다. 지층의 두께와 이의 대지저항률을 대지파라미터라 하며 이는 토양의 종류나 수분 함유량, 용해물질의 농도, 토양의 온도 등에 의해 결정되는 것으로 측정 당시의 온도, 습도 등 여러 가지 불확실한 인자들에 의해 영향을 받기 때문에 정확히 측정한다는 것은 현실적으로 불가능하다.

현재 사용되고 있는 대부분의 대지저항률을 측정법은 Mr. F. Wenner가 제안한 등간격의 4전극법을 변형시킨 것으로 사용되는 기기가 다양하고 측정 결과에 대한 해석 방법도 비교적 간단하여 전력계통 접지설계시 대부분이 방법을 사용하고 있다[4].

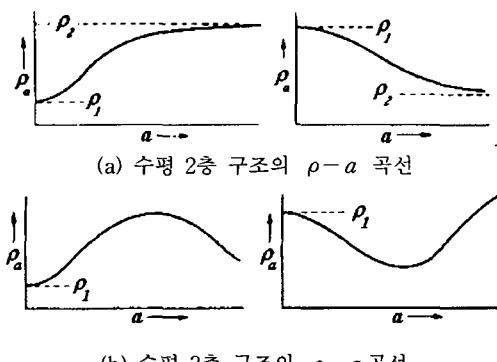
Wenner의 4전극법에 의해 대지저항률을 측정했을 때 측정용 전류가 침투한 깊이까지의 저항률 평균값을 얻을 수 있으며, 전극간격이 클 수록 그 만큼 전류는 깊이 침투하여 지표면에서 깊은 층의 저항률 측정값에 영향을 미친다.

이를 이용해서 저항률의 깊이 및 방향의 변화를 지상에서 추정하는 방법이 개발되었는데 이것이 $\rho-a$ 곡선에 의한 추정법이다. 즉, 전극간격 a 를 여러 가지로 바꾸어 같은 지점의 저항률 ρ 를 a 에 대해 추적하여 그 그래프로 나타내면 그림 1과 같은 $\rho-a$ 곡선을 얻을 수 있다. 대지가 균일한 층이면 전류극 C_1 에서 C_2 에 흐르는 전류의 분포는 거리가 멀어지더라도 변하지 않으나 대지가 2층 이상의 구조인 경우 전극간격과 지층의 깊이, 토양의 종류에 따라 곡선의 모양이 변화하게 된다. 그림 1은 수평 2층 구조의 대지에 대한 $\rho-a$ 곡선 예를 나타내고 있다. 대지가 그림 1의 (a)와 같은 수평 2층 구조로 되어 있다고 할 때 Wenner의 4전극법을 이용한 경우의 겉보기대지저항률은 식 (2)와 같다.

$$\rho_a = \rho_1 \left[1 + 4 \sum_{k=1}^{\infty} k \left\{ \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{2nh}{a} \right)^2}} - \frac{1}{\sqrt{4 + \left(\frac{2nh}{a} \right)^2}} \right\} \right] \quad (2)$$

여기서, $k = \frac{\rho_2 - \rho_1}{\rho_2 + \rho_1}$, h 는 1층의 깊이, a 는 측정간격, ρ_1 은 1층의 대지저항율, ρ_2 는 제2층의 대지저항율이다.

대지구조의 해석에는 경험적인 방법과 해석적인 방법이 사용되는데, 경험적인 방법은 Wenner 4전극법에 의해 얻어진 $\rho-a$ 곡선을 투명한 용지에 그런 후 표준곡선 커브에 겹쳐서 각 파라미터를 찾아가는 방법이고, 수치 해석적인 방법은 측정된 값과 식 (2)의 파라미터를 이용하여 계산된 값의 차에 대한 수치적 최적화 기법을 이용하는 방법이다[5].



(b) 수평 3층 구조의 $\rho - a$ 곡선

그림 1 $\rho - a$ 곡선의 예

경험적 방법은 수작업을 통해 대지저항률을 추정하는 것으로 기술자의 역량에 따라 계산 결과가 바뀌고 동일한 자료에 대해 반복계산을 할 때에도 그 계산 결과가 달라지게 되어 정밀한 값을 구하기 어렵다는 단점이 있다. 수치해석적 방법은 대지의 구조에 대한 정보를 얻을 수 있고 매우 복잡하며 많은 계산량을 요구한다.

또한, 수치해석적 방법은 초기값에 따라 그 결과가 달라질 수 있어 초기 값을 바꾸어주면서 여러 번 반복계산을 한 후 적절한 값을 선택해야 한다.

3. 신경회로망을 이용한 대지구조 모델링

본 연구에서 제안하는 대지구조 모델링은 그림 2와 같이 앞 절에서 기술한 식 (2)를 이용하여 학습용 자료 ρ_a 와 검증용 자료를 생성하여 신경회로망 학습시 사용하고 또 학습완료 후 검증용 자료로 사용한다. 또, 신경회로망 학습 및 검증을 위해 입·출력 자료를 정규화한다.

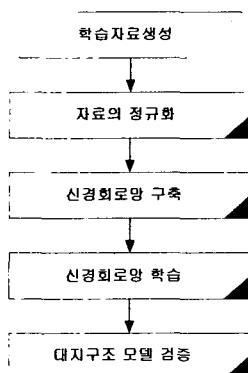


그림 2 제안된 대지구조 모델링 방법

이와 같이 생성된 자료를 정규화 하여 대지구조를 모델링 할 수 있도록 신경회로망 (MLP:Multi-Layer Perceptron)[6]을 구축한다. 본 연구에서는 수평 2층 구조의 대지에 대해 그림 1 (a)에서 보이는 것처럼 같은 수평2층 구조라도 2가지 형태가 존재하므로 각각에 대해 DU type과 UD type으로 구분하여 신경회로망을 구축하였다. 이때 MLP의 특성인 중간층의 구조에 따라 오차가 크게 날 수 있기 때문에 충분한 연구가 선행되어 최적의 중간층 뉴런을 설정해야 한다. 또, 설정된 각 뉴런에 의한 신경회로망을 구축하여 대지 파라미터를 추정할 수 있다.

한편, MLP의 구조는 입·출력층과 중간층 등 3층 이상의 구조로 구축할 수 있으나 신경회로망 구조에 따라 추정하는 파라미터가 달라질 수는 있으나 아직까지는 뚜렷한 신경회로망 구조의 선정지표는 제시되어 있지 않아 많은 시행착오를 통하여 MLP를 구축하여야 할 것이다.

MLP 학습과정은 각 뉴런에 연결된 대지구조에 따른 겉보기대지저항률을 입력으로 하고 기중치의 합에 의한 활성화함수로부터 출력을 얻으며, 이와 같이 계산된 출력값과 입력자료 중 목적패턴의 값 즉, 2층 대지구조의 표준저항값과의 평균제곱오차를 최소화하기 위해 반복적으로 최대경사법을 이용, 연결기중치를 변화시킨다. MLP의 활성화함수로는 연속 미분 가능 비선형 함수가 필요하게 되는데 본 연구에서는 시그모이드 함수를 사용하였다. 검증과정은 학습완료 후 MLP의 특성을 실제로 구현하는 것으로 학습과정에 이용되지 않은 자료를 사용하게 된다. 또한, 신경회로망 학습 후 실제값과 신경회로망의 출력값과의 오차는 식 (3)에 의해 계산하였다.

$$E_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{t_i - c_i}{t_i} \right| \times 100 \quad (3)$$

단, t_i : 목표값, c_i : 신경회로망 출력, n : 해석 패턴수

4. 사례연구

4.1 자료의 생성

본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 대지구조를 모델링 할 수 있는 자료를 앞절에서 제시한 식 (2)를 이용하여 접지극 사이의 거리 a , 1층 등가저항 ρ_1 , 반사율 k , 1층 깊이 h 를 변화시키면서 신경회로망을 학습하기 위한 학습용 자료와 학습완료 후 학습의 정도를 검증하기 위한 검증용 자료를 생성하였다. 자료의 생성에 사용된 각 변수는 표 1과 같다.

표 1 자료생성용 파라미터

파라미터		파라미터 크기	비고
학습	k	-0.8, -0.7, -0.6, -0.5, -0.4, -0.3, -0.2 0.8, 0.7, 0.6, 0.5, 0.4, 0.3, 0.2	
	ρ_1	100, 300, 500, 700, 1000	
검증	h	0.5, 2, 5, 7, 10	
	k	-0.7, -0.3, 0.7, 0.3	
용	ρ_1	350, 550	
	h	0.5, 2, 5, 7, 10	

4.2 신경회로망을 이용한 대지구조 모델링

이와 같이 생성된 자료는 정규화 과정을 거쳐 신경회로망에 입력되는데, 신경회로망의 입력인 전극의 간격별 겉보기 대지저항값이 하나의 패턴을 이루므로 그 크기로 정규화시키고, 출력의 목표값 또한 동일한 값으로 정규화 시킨다. 그러나, 목표값의 하나인 층의 깊이는 저항값의 크기가 아닌 반사율과 관계되는 값이므로, 깊이가 20[m]인 경우를 기준으로 정규화 하였다. 한편, MLP는 중간층의 뉴런 수에 따라 모델링 오차가 크게 달라질 수 있으므로 중간층의 뉴런 수를 10, 15, 20, 25, 30개 등으로 증가시키면서 초기학습률 0.1, 초기모멘텀 0.85로 하여 100,000회 학습하여 대지구조를 모델링하였다. 그 결과 중간층 뉴런 수를 25개로 구축하였을 때 오차제곱의 합이 가장 적게 나타나 본 연구에서 신경회로망 구성은 접지극 사이의 거리에 따라 생성된 자료 12개가 입력될 수 있도록 입력층 12개, 중간층 25개와 ρ_1 , ρ_2 , h 등 대지파라미터가 추정될 수 있도록 출력층을 3개로 하여 대지구조를 모델링 하였다.

표 2 UD type 대지구조 모델링 결과

목 표 값			신경회로망 출력값			오 차[%]		
ρ_1	ρ_2	h	ρ_1	ρ_2	h	ρ_1	ρ_2	h
350	61.765	0.5	347.83	62.027	0.5167	0.619	0.425	3.357
350	61.765	2	349.5	62.2	1.9625	0.144	0.705	1.874
350	61.765	5	350.68	61.593	5.0309	0.195	0.277	0.618
350	61.765	7	346.88	62.003	6.9508	0.892	0.386	0.702
350	61.765	10	348.12	62.167	9.9561	0.536	0.651	0.439
550	97.059	0.5	546.59	97.472	0.5168	0.619	0.425	3.357
550	97.059	2	549.21	97.743	1.9625	0.144	0.705	1.874
550	97.059	5	551.08	96.789	5.0309	0.195	0.277	0.618
550	97.059	7	545.09	97.434	6.9508	0.892	0.386	0.702
550	97.059	10	547.05	97.691	9.9561	0.536	0.651	0.439
350	188.46	0.5	345.96	188.73	0.4713	1.153	0.140	5.734
350	188.46	2	351	188.91	1.9292	0.286	0.237	3.539
350	188.46	5	347.88	188.61	4.8284	0.605	0.080	3.431
350	188.46	7	350.48	188.68	7.2047	0.136	0.116	2.924
350	188.46	10	348.29	188.88	10.216	0.488	0.221	2.160
550	296.15	0.5	543.66	296.57	0.4713	1.153	0.140	5.734
550	296.15	2	551.58	296.86	1.9292	0.286	0.237	3.539
550	296.15	5	546.67	296.39	4.8284	0.605	0.080	3.431
550	296.15	7	550.75	296.5	7.2057	0.136	0.116	2.924
550	296.15	10	547.31	296.81	10.216	0.488	0.221	2.160

표 3 DU type 대지구조 모델링 결과

목 표 값			신경회로망 출력값			오 차[%]		
ρ_1	ρ_2	h	ρ_1	ρ_2	h	ρ_1	ρ_2	h
350	1983.3	0.5	347.07	1980.3	0.5145	0.837	0.152	2.899
350	1983.3	2	347.81	1983	1.9605	0.625	0.015	1.973
350	1983.3	5	351.22	1972.3	4.9362	0.348	0.555	1.276
350	1983.3	7	348.71	1954.8	7.0134	0.369	1.439	0.191
350	1983.3	10	350.71	2015.4	10.046	0.203	1.619	0.460
550	3116.7	0.5	545.39	3111.9	0.5145	0.837	0.152	2.899
550	3116.7	2	546.56	3116.2	1.9605	0.625	0.015	1.973
550	3116.7	5	551.92	3099.3	4.9362	0.348	0.555	1.276
550	3116.7	7	547.97	3071.8	7.0134	0.369	1.439	0.191
550	3116.7	10	551.12	3167.1	10.046	0.203	1.619	0.460
350	650	0.5	349.51	646.8	0.4629	0.139	0.491	7.416
350	650	2	349.75	652.53	1.9578	0.071	0.388	2.111
350	650	5	349.52	647.4	4.9152	0.138	0.399	1.695
350	650	7	350.16	651.97	7.0312	0.046	0.303	0.445
350	650	10	349.61	648.9	10.172	0.112	0.169	1.719
550	1021.4	0.5	549.23	1016.4	0.4629	0.139	0.491	7.416
550	1021.4	2	549.6	1025.4	1.9578	0.071	0.388	2.111
550	1021.4	5	549.24	1017.3	4.9152	0.138	0.399	1.695
550	1021.4	7	550.26	1024.5	7.0312	0.046	0.303	0.445
550	1021.4	10	549.38	1019.7	10.172	0.112	0.169	1.719

표 2와 3은 UD type과 DU type 대지구조 모델링 결과인 신경회로망 출력과 목표값을 나타내었다. 모두 20 가지의 사례에 대해 ρ_1 , ρ_2 , h 등 추정한 것으로 표에서 보는 바와 같이 매우 잘 학습되었다는 것을 알 수 있다. 이와 같이 학습용 데이터와 검증용 데이터를 각각 UD type과 DU type의 대지구조 모델링 결과를 식 (3)에 의해 오차를 계산하여 표 2와 표 3에 나타내었다.

한편, 모델링 평균오차는 표 4에 나타낸바와 같이 ρ_1 , ρ_2 , h 의 모델링 오차가 UD Type에서는 0.52[%], 0.32[%], 2.48[%]로 나타났으며, DU Type에서는 0.29[%], 0.55[%], 2.03[%]로 나타나 ρ_1 과 ρ_2 의 추정 오차는 0.6[%] 미만으로 그 오차는 무시할 정도로 양호한 결과를 얻었으나 h 에 대한 오차는 다소 크게 나타나고 있어, MLP의 구조와 학습에 보다 심도 깊은 연구가 필요한 것으로 생각된다.

표 4 대지구조 모델링 평균오차[%]

UD type			DU type			비 고
ρ_1	ρ_2	h	ρ_1	ρ_2	h	
0.52	0.32	2.48	0.29	0.55	2.02	

ρ_1 과 ρ_2 에 비해 h 가 다소 크게 나타나는 것은 대지구조가 다층구조로 저항률의 깊이 및 방향의 변화를 신경회로망이 충분히 반영하지 못하고 있는 것으로 MLP의 구조와 학습에 대한 보다 심도 깊은 연구가 필요한 것으로 사료된다.

5. 결 론

본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 전극의 간격과 겉보기 대지저항률 사이의 관계로부터 대지구조를 해석하는데 있어 보다 정도 높은 대지구조 모델링 방법을 제안하였다.

대지구조를 모델링 하기 위해 생성된 자료를 이용하여 대지구조에 따른 파라미터 ρ_1 , ρ_2 , h 를 추정한 결과 UD Type에서는 0.52[%], 0.32[%], 2.48[%]로 나타났으며, DU Type에서는 0.29[%], 0.55[%], 2.03[%]로 나타나 ρ_1 과 ρ_2 의 추정 오차는 0.6[%] 미만으로 그 오차는 무시할 정도로 양호한 결과를 얻었으나 h 에 대한 오차는 다소 크게 나타나고 있어, MLP의 구조와 학습에 보다 심도 깊은 연구가 필요한 것으로 사료되며 또한, 실측자료를 이용한 제안된 방법의 검증이 이루어 졌어야 할 것이다.

앞으로 이와 같은 연구 결과는 접지설계 및 대지 방전 시의 전계분석 등에 유용하게 활용될 수 있고, 상용화할 경우 대지 파라미터 계산이 용이해 현장에서 사용하기에 시간과 비용을 절감시킬 수 있을 것으로 사료된다.

[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. Dawaibibi, 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
- [6] Jer Nan Juang, "Applied System Identification", Prentice Hall, Inc. 1994, pp. 3-14