

전력계통해석용 프로그램에 적용하기 위한 부하모델링

(A Load Modeling to Utilize Power System Analysis Software)

지평식*

(Pycong-Shik Ji)

요 약

전력계통에서 부하모델은 안정도 해석과 조류계산의 정도를 높이기 위하여 매우 중요하다. 전력계통의 모선은 전압/주파수 변화에 따라 소비형태가 다른 다양한 부하들로 구성되어 있다. 따라서 전압/주파수 변화에 따른 부하모델을 고려하지 않으면 안된다.

본 연구는 정도 높은 부하모델링을 위해 신경회로망을 사용하였다. 대표적인 주거용 부하를 선정하여 전압과 주파수를 변화시키면서 부하특성을 측정하였다. 실험에서 얻은 실적자료로 신경회로망을 이용한 개별부하모델을 구축하고, 개별부하모델과 부하구성비에 의한 집단부하 모델을 제시하였다. 또, 전력계통해석 프로그램에 적용하기 위한 수학적 모델로의 변환기법을 제시하였다.

Abstract

Load model is very important to improve accuracy of stability analysis and load flow study in power systems. A power system bus is composed by various loads, and loads have different power consumption due to voltage/frequency changing. Thus the effect of voltage/frequency changing must be considered to load modeling.

In this research, ANN was used to construct component load model for more accurate load modeling. Typical residential load was selected, and characteristics experimented on voltage/frequency changing. Acquired data used to construct the component ANN model, and aggregation method of component load model was presented based on component load model and composition rate.

Furthermore, it's transformation method to the mathematical load model to be used at the traditional power system analysis softwares was also presented.

1. 서 론

전력 계통의 해석인 전력 조류계산, 과도 안정도 해석, 전압 안정도 해석 등의 정도를 향상시키기 위해서는 계통의 구성요소인 부하의 정확한 모델링이 필요하다[1-2]. 계통의 모선은 다양한 부하들로 구성

되어 있으며, 부하 모선의 전압과 주파수의 변동에 따라 부하의 크기가 일정하지 않으므로 전압과 주파수의 영향을 고려되지 않으면 안 된다[3-4].

최근에는 비선형관계의 처리능력이 우수한 신경회로망(artificial neural network ;ANN)을 이용하여 주거용 개별 부하식별 및 현장 실데이터에 의한 집단 부하모델링 방법[5-8]이 연구 발표되고 있으며, 신경회로망에 의한 부하모델링 방법은 수학적 모델 대신

* 정회원 : 충주대학교 전기공학과
접수일자 : 1999년 7월 26일

에 신경회로망을 이용한 식별을 통하여 모델링 하는 것으로 식별 능력은 우수하다고 입증되었지만 보다 객관성 있는 해석 결과를 얻기 위하여 기존의 PSS/E와 같은 계통해석 프로그램에 부하모델을 적용하기 위해서는 수학적 모델을 필요로 한다.

따라서 본 연구에서는 부하의 특성을 보다 정도 높게 모델링하기 위해 신경회로망을 이용하여 개별 부하를 모델링 하였다. 대표적인 주거용 부하를 선정하여 전압과 주파수의 변화에 따른 부하의 크기를 측정 후, 측정된 자료로부터 신경회로망을 학습시켜 개별부하를 식별하고 이를 근거로 하여 부하구성비에 의한 단일부하로 축약하는 부하모델링 기법을 제시하고, 또 이를 계통 해석 프로그램에 적용하기 위한 수학적 모델로의 변환기법을 제안하였다.

2. 제안한 부하모델링 기법

2.1 개요

본 연구는 전력계통의 해석을 위한 부하모델링으로 부하구성비를 전제로 하는 미시적 부하모델링을 그림 1과 같은 절차에 의해 연구를 하였다.

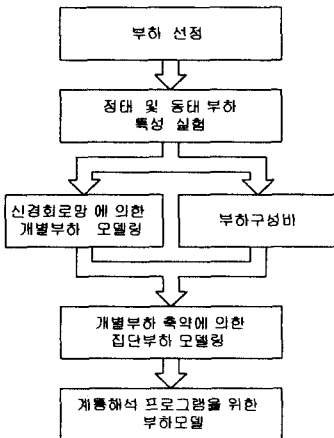


그림 1. 연구의 개요
Fig. 1. Overview of this study

모선의 부하모델링에 기반이 될 수 있는 개별 부하를 선정하고 전압 및 주파수 변화에 따른 개별 부하의 응답 특성을 측정하였다.

개별부하의 모델링은 기존의 수학적 모델 대신에

부하의 비선형 특성을 정확하게 처리할 수 있는 신경회로망을 이용, 개별부하의 입력인 전압, 주파수 변화에 따른 부하의 응답특성인 유효/무효전력을 식별하여 개별부하 모델링을 하였다. 그리고 식별된 개별부하를 제시된 부하구성비를 가중치로 하여 선형 조합함으로써 모선의 개별부하들을 하나의 집단부하로 모델링하게 된다.

완성된 집단부하모델은 수학적 모델인 파라미터에 의한 모델이 아니고 네트워크 모델이므로 기존의 계통해석 프로그램에 직접 적용하는 데는 문제가 있다. 그러므로 완성된 집단부하모델은 곡선적합 방법에 의하여 수학적 모델로 변환하였다.

2.2 ANN에 의한 개별부하의 식별

역전파 학습알고리즘을 이용하여 개별부하식별을 위한 다층형 신경회로망의 구성은 그림 2와 같다. 개별 부하에 가해진 입력은 전압과 주파수이고, 출력은 개별부하가 소비한 유효/무효전력이다. 입력인 전압과 주파수의 변동에 따라 출력인 유효/무효전력의 응답은 개별부하의 특성에 따라 다르게 되며, 이와 같은 입·출력자료는 개별부하특성을 식별하기 위한 신경회로망 학습에 이용될 입·출력 벡터를 구성하게 된다.

본 연구에서 사용된 입·출력 벡터는 식(1), (2)와 같이 구성하였다. 입력벡터는 전압, 주파수, 유효전력 또는 무효전력으로 구성되며, 전압, 주파수의 변화 추세에 대한 부하특성의 응답을 고려하여 식별정도를 향상시키고자 과거 시점의 실적 자료 정보도 이용하였다.

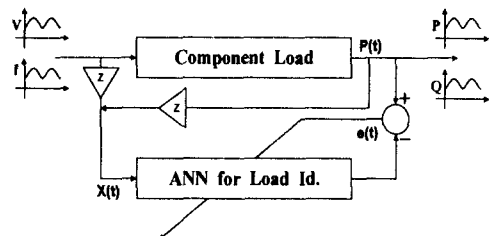


그림 2. 부하모델을 위한 제안된 신경회로망
Fig. 2. The proposed ANN for load model

$$X(t) = [\begin{matrix} v(t), v(t-1), v(t-2), \\ f(t), f(t-1), f(t-2), p(t-1) \end{matrix}] \quad (1)$$

$$P(t) = [p(t)] \quad (2)$$

여기서, $X(t)$: 입력벡터, $P(t)$: 출력벡터
 v : 전압, f : 주파수, t : 계산하려는 시점

2.3 개별부하 축약에 의한 집단부하 모델링

모선에 병렬로 연결된 집단부하의 소비전력은 Tellegen이론[9-10]에 의하여 집단부하를 구성하는 개별부하 소비전력의 합과 같다. 따라서 그림 3과 같이 몇 개의 개별부하가 조합된 모선의 집단부하는 개별부하 식별을 위한 신경회로망과 개별부하의 구성비를 근거로 선형조합에 의해 축약할 수 있다. 모선의 전압이나 주파수가 변동하면 연결된 개별부하의 신경회로망은 각각 출력을 내게 되고, 이들 출력에 모선 전체 소비전력에 대한 개별부하의 소비전력을 의미하게 되는 개별부하의 구성비를 각각 곱하고, 그 결과를 모두 합함으로써, 모선의 집단부하에 대한 단일의 유효/무효전력을 얻을 수 있다.

2.4 계통 해석을 위한 부하모델링

앞에서 논의한 바와 같이 신경회로망에 의한 개별부하 모델링과 함께 부하구성비를 토대로 선형 조합한 집단부하의 모델링은 네트워크 모델로 집단부하의 특성을 잘 표현하지만 기존의 계통해석 프로그램에 적용할 수 없다.

본 연구에서는 그림 3과 같이 신경회로망에 의한 부하모델을 수학적 부하모델로 변환하여 계통해석 프로그램에 적용할 수 있는 부하모델을 구축한다.

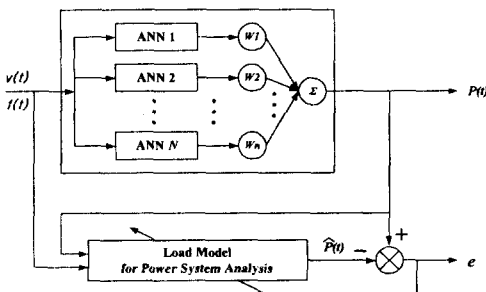


그림 3. 전력계통해석을 위한 부하모델링
 Fig. 3. Load modeling for power system analysis

따라서 N 개의 개별부하로 구성된 집단부하는 2.3 절에서 설명된 바와 같이 신경회로망에 의하여 모델

링 되고, 각 구성비에 의하여 합성한다. 각 시점에서 신경회로망에 의한 부하모델의 입력은 $v(t)$, $f(t)$ 가 되고, 또한 출력은 응답특성으로 $P(t)$ 가 된다. 계통해석을 위한 부하모델링은 이러한 네트워크의 입·출력자료를 근거로 응답 $P(t)$ 에 가능한 한 가깝게 근사화 하는 함수 $\hat{P}(t)$ 를 찾는 것이다.

$\hat{P}(t)$ 는 식(3), (4)와 같은 IEEE 2차식 모델[11]로 구성되어지며, 모델의 파라미터는 응답과 함수의 오차인 e 를 최소화하는 것을 찾는 것으로, 본 연구에서는 최소사승법을 이용하였다.

$$\hat{P}(t) = P_0[p_1 V(t)^2 + p_2 V(t) + p_3](1 + K_M \Delta f(t)) \quad (3)$$

$$\hat{Q}(t) = Q_0[q_1 V(t)^2 + q_2 V(t) + q_3](1 + K_Q \Delta f(t)) \quad (4)$$

3. 사례연구

3.1 부하선정 및 특성실험

본 연구에서는 제안된 방법의 타당성을 검토하기 위하여 주거용 부하 중 일반적으로 사용되고 있는 부하와 동특성을 갖는 유도전동기 부하 등으로 표 1과 같이 선정하였다.

표 1. 선정된 부하
 Table 1. A selected load

개별부하	정격전압 [V]	소비전력 [W]	대수	비고
전열기	220	863	1	
백열등	220	100	6	
T. V.	220	43	1	
전기밥솥	220	815	1	
헤어드라이기	220	1,127	1	
에어컨	220	520	1	
냉장고	220	78	1	
선풍기	220	57	1	
진공청소기	220	1,045	1	
형광등	220	76	1	
유도전동기	220	455	1	3상

또, 부하의 특성실험은 계통에서 일어날 수 있는 상황을 묘사하기 위하여 선정된 개별부하와 정태부하, 동태부하, 혼합부하 등으로 나누어 전압은 0.75~1.0[p.u.], 주파수는 0.9~1.0[p.u.]로 변화시키며 부하의 응답특성인 전압, 주파수, 유효/무효전력을 신경회로망 학습용과 모델 검증용 등으로 각각 나누어 약

20[초] 정도 전력분석기로 50[개/sec] 즉, 1,000개의 자료를 측정하였다.

본 연구에 사용된 원동기는 10[Hp]의 디젤엔진으로 원동기 축에 연결된 동기발전기는 70[kW]로 주파수는 57~62[Hz]까지 변화가 가능하고 여자의 조정에 의해 전압은 170~240[V]까지 변화가 가능하다. 또한, 전력분석기는 샘플링 주파수 7.68[kHz]로 샘플링이 가능하다.

3.2 ANN에 의한 개별부하의 식별 결과

개별부하의 특성을 식별하기 위하여 사용된 신경회로망은 잘 알려진 다층형 신경회로망으로 입력층, 중간층, 출력층을 각각 7개, 15개, 1개의 뉴런으로 구성하였다.

그림 4는 유도전동기 부하에 대하여 입력으로 전압과 주파수가 동시에 변화할 때 유효/무효전력의 응답특성과 신경회로망에 의해 식별한 결과를 나타내고 있다. 유도전동기 부하의 유효전력 식별 결과 식별오차는 0.81[%]를 얻었다.

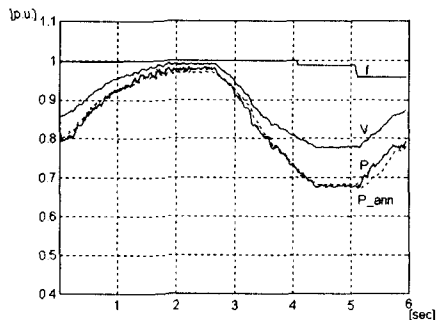


그림 4. 전압과 주파수 변동시 신경회로망에 의한 유도전동기 식별결과 (유효전력)

Fig. 4. The identification results of induction motor load by ANN at voltage and frequency variation (active power)

표 2. 개별부하 식별 오차 [%]

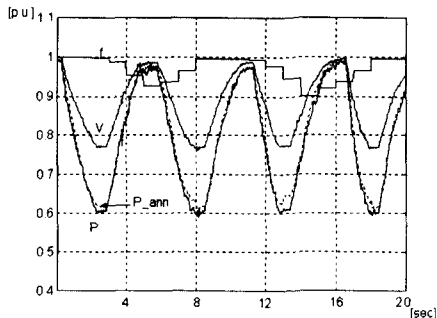
Table 2. The component load identification error

	전열기	백열등	T.V	밥솥	헤어 드라이기	에어콘	냉장고	선풍기	청소기	형광등	전동기
유효전력	1.69	1.05	4.13	1.09	1.10	1.50	0.78	1.31	1.81	0.63	0.81
무효전력	3.18	2.40	4.39	4.52	0.61	1.33	1.09	2.87	3.25	0.88	0.66

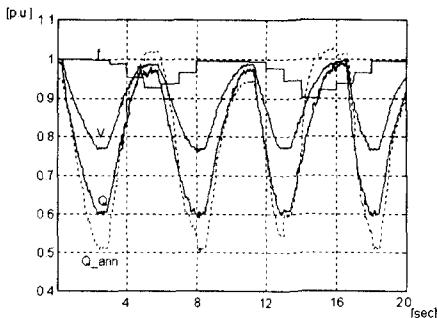
이와 같은 방법으로 개별부하에 대한 응답특성을 실험을 통하여 취득한 자료를 근거로 신경회로망을 학습하고, 개별부하를 식별한 결과 표 2와 같이 양호한 식별결과를 얻었다.

3.3 부하구성비에 의한 축약 결과

부하 축약에 의한 집단부하 모델링은 2.3절에서 설명된 개별부하 축약에 의한 집단부하 모델링 방법에 의해 모델링 하였다. 즉, 학습 결과는 개별부하의 식별을 의미하게 되며 집단부하를 구성하는 학습된 개별부하에 대한 신경회로망의 입력으로는 부하에 대한 입력인 전압과 주파수 변화를 인가하여 각 신경회로망의 출력 즉, 유효/무효전력을 얻게되고 개별부하의 구성비에 의하여 집단부하의 유효/무효전력을 얻었다. 본 연구에서는 선정된 부하들을 이용해서 3가지의 경우로 나누어 집단부하를 구성하였다. 사례 1은 표 3과 같은 부하구성비를 가진 정태부하들로 집단부하를 구성하였고, 사례 2는 표 4와 같은 동태부하, 사례 3은 표 5와 같은 혼합부하로 집단부하를 구성하였다.



(a) active power



(b) reactive power

그림 5. 신경회로망에 의한 정태부하 축약 결과
Fig. 5. The aggregation results of static load by ANN

전력계통해석용 프로그램에 적용하기 위한 부하모델링

정태부하에 대한 개별부하 축약 결과를 그림 5에 나타낸다. 유효/무효전력의 신경회로망에 의한 집단부하 모델링 오차는 각각 1.2[%], 4.67[%]의 결과를 얻었으나, 무효전력은 전압 및 주파수에 변동에 따른 모델링 오차가 유효전력보다 크게 나타나고 있다. 무효전력의 모델링 오차가 크게 나타난 것은 정태부하의 무효전력은 유효전력에 비하여 상대적으로 작고, 또한 잡음의 영향으로 사료된다.

표 3. 정태부하 구성비 (%)
Table 3. The static load composition rate [%]

	전열기	백열등	T.V	밥 술	헤어드라이기	전체전력
유효전력	25.00	17.40	1.27	23.64	32.69	3,447 [W]
무효전력	1.92	28.85	45.23	5.77	18.23	10.4 [VAR]

표 4. 동태부하 구성비 (%)
Table 4. The dynamic load composition rate [%]

	에어콘	냉장고	선풍기	진공 청소기	유도 전동기	전체전력
유효전력	24.13	3.62	2.65	48.49	21.11	2,155 [W]
무효전력	21.54	7.18	1.84	21.63	41.81	1,086 [VAR]

한편, 사례 2의 동태부하에 대한 유효/무효전력의 집단부하 모델링 오차는 각각 1.69[%], 2.67[%]의 결과를 얻었으며, 사례 3의 혼합부하에 대한 유효/무효전력의 모델링 오차는 0.9[%], 2.2[%]로 나타났다.

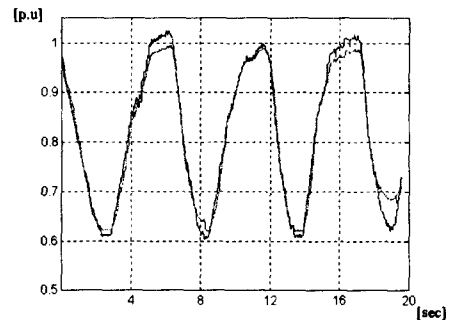
표 5. 정태 및 동태부하 구성비 (%)
Table 5. The static and dynamic load composition rate [%]

	전열기	백열등	T.V	밥 술	헤어드라이기	에어콘	냉장고	선풍기	청소기	형광등	전동기
유효전력	15.2	10.5	0.75	14.4	19.9	9.1	1.37	1.00	18.4	1.38	8.0
무효전력	0.01	0.25	0.30	0.04	0.10	23.9	6.05	0.15	18.2	15.5	35.5

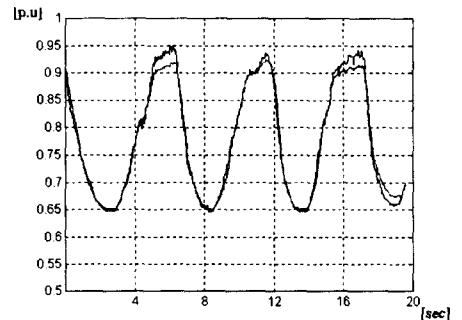
3.4 계통 해석 프로그램에 적용하기 위한 부하모델링 결과

3.3절의 3가지 사례에 대해 구성된 신경회로망 모

델을 2.4절에서 설명된 방법에 의해 PSS/E와 같은 계통해석용 프로그램에 적용할 수 있는 수학적 모델의 파라미터를 추정하였다. 추정된 파라미터는 표 6과 같다. 그림 6은 사례 3의 경우로 추정된 파라미터를 이용하여 구축한 수학적 모델과 신경회로망 모델에 전압과 주파수의 변동을 인가하여 얻은 유효/무효전력의 응답을 나타낸다.



(a) Active power



(b) Reactive power

그림 6. 수학적 부하모델의 응답 (사례 3)
Fig. 6. A response of mathematical model (case 3)

표 6. 추정된 IEEE 2차식 모델의 파라미터
Table 6. Parameters of estimated IEEE 2nd order model

		상수항	1차항	2차항	주파수항
사 례 1	유효전력	-0.7877	1.9046	-0.1151	-0.2151
	무효전력	1.5182	-3.2687	2.0648	-4.8596
사 례 2	유효전력	1.3305	-2.8102	2.4691	0.6448
	무효전력	2.1775	-4.3746	3.1438	0.0499
사 례 3	유효전력	-0.9270	2.2264	-0.3003	-0.3955
	무효전력	2.1420	-4.4146	3.2097	-0.2418

또한 이와 같은 방법으로 각 사례별 신경회로망 모델에 대한 수학적 모델의 추정 오차는 표 7에 나

타낸 바와 같이 각각 2[%] 이하로 매우 양호함을 알 수 있다. 따라서, 추정된 수학적 모델은 전압 및 주파수 변동에 따른 부하의 응답특성을 잘 반영하고 있음을 알 수 있다.

표 7. 사례별 추정오차
Table 7. Estimation errors of each case

	추정 오차[%]	
	유효전력	무효전력
사례 1	1.35	1.91
사례 2	1.89	1.03
사례 3	1.58	1.04

4. 결론

본 연구는 합리적인 전력 계통 운용 계획을 수립 하는데 필수적으로 요구되고, 전력계통의 해석에 매우 중요한 부분을 차지하고 있는 부하모델링에 관한 연구이다. 부하 모델의 정도는 전력계통 해석 결과의 정도 향상에 중요한 관건이기 때문에 본 연구에서는 주거용 부하를 대상으로 현장 실험 결과를 가지고 신경회로망에 의한 부하모델을 구축하였으며, 그 결과를 이용하여 전력계통 해석용 프로그램에 적용할 수 있는 수학적 부하모델의 파라미터를 추정하였다. 본 연구의 내용 및 결과는 다음과 같이 크게 3가지로 집약할 수 있다.

첫째, 기존의 수학적 모델 대신에 부하의 비선형 특성을 정확하게 처리할 수 있는 신경회로망을 이용, 개별부하의 입력인 전압, 주파수 변화에 따른 부하의 응답특성인 유효/무효전력을 식별하는 개별부하 모델링 기법을 제시하였다.

둘째, 신경회로망에 의해 식별된 개별부하를 정태 및 동태, 혼합부하 등으로 구성하고, 이를 부하구성비에 의한 가중치로 선형 조합함으로써 개별부하 축약에 의한 집단부하 모델링 기법을 제시하였다.

셋째, 신경회로망에 의해 구축된 집단부하모델을 IEEE 2차식 모델의 파라미터를 추정하여 수학적 모델로 변환함으로써 계통해석용 프로그램에 적용할 수 있는 부하모델링 기법을 제시하였다.

그러나, 개별부하의 특성을 정확히 파악하기 위해서는 보다 양호한 실험환경에서 다양한 부하의 선정과 실험이 요구된다.

참고 문헌

- [1] IEEE Task Force on Load Representation for Dynamic Performance, "Standard load models for power flow and dynamic performance simulation", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No.3, Aug. 1995, pp.1302-1313.
- [2] EPRI Report EL 849 Prepared by UTA, G.E. and IREQ, "Determining Load Characteristics for Transient Performances", Vol. 1-3, 1979.
- [3] General Electric Co., "Load Models for Power Flow and Transient Stability Computer Studies", EL-5003, Vol. 1-4, EPRI Project 847-7, 1987.
- [4] N. Vempati, R. R. Shoultz, M. S. Chen and L. Schwobel, "Simplified Feeder Modelling for Load Flow Calculations", IEEE Trans. on PWRS, Vol. PWRS-2, No.1, pp.168-174, 1987.
- [5] M. Bostanci J. Koplowitz C.W. Taylor, "Identification of Power System Load Dynamics Using Artificial Neural Networks" IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 4, November 1997.
- [6] Takashi Hiyama, Mastatomo Tokieda, Walid Hubbi. "Artificial Neural Network Based Dynamic Load Modeling", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 4, November 1997.
- [7] J.P.Lee et al, "Load Characteristic Identification Using Artificial Neural Network", ICEE'97, Mastue Japan, August 1997,
- [8] J.Y.Lim et al, "Load Characteristic Identification Using Artificial Neural Network and Transient Stability Analysis", 1998 International Conference on EMPD, Singapore, March 1998.
- [9] Peter W. Sauer, M.A. Pai., "Power System Dynamics and Stability", Prentice Hall, Inc. 1998, pp. 89-218.
- [10] K. R. Padiyar., "Power System Dynamics", John Wiley & Sons Pte Ltd. 1996, pp. 3-48.
- [11] P. Ju, E.Handschin, D.Karlsson, "Nonlinear dynamic load modelling: Model and Parameter Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No.4, pp.1689-1697, November 1996.

◇ 저자 소개 ◇

지 평 식 (池平植)

1964년 3월 5일생. 1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 석사과정 졸업(석사). 1998년 충북대학교 대학원 전기공학과 박사과정 졸업(박사). 충주대학교 전기공학과 근무.