

주거용 부하에 대한 고조파 영향 분석 및 개선된 부하모델 개발

論 文

57P-4-3

Analysis of Harmonics Effect and Development of Improved Load Model for Residential Loads

池平植[†]·李大鍾*·李鍾弼**·朴在原***·林裁尹[§]

(Pyeong-Shik Ji · Dae-Jong Lee · Jong-Pil Lee · Jae-Won Park · Jae-Yoon Lim)

Abstract - In this study, we developed RBFN(Radial Basis Function Networks) based load modeling method with harmonic components. The developed method considers harmonic information as well as fundamental frequency and voltage considered as essential factors in conventional method. Thus, the proposed method makes it possible to effectively estimate load characteristics in power lines with harmonics. RBFN has some advantage such as simple structure and rapid computation ability compared with multi-layer perceptron which is extensively applied for load modeling. To verify the effectiveness, the proposed method has been intensively tested with various dataset acquired under the different frequency and voltage and compared it with conventional methods such as polynomial method, MLPN and RBFN with no harmonic components.

Key Words : FCM Load Model, Harmonics, Residential Load, RBFN

1. 서 론

신뢰성 높은 부하의 유효전력 및 무효전력을 추정하는 부하모델링 기법은 안정적이고 경제적으로 전력계통을 운용하는데 필요한 기본요소이다[1]. 이를 위해 다양한 부하모델링 기법이 제안 및 적용되고 있으나, 모선의 전압 및 주파수에 의해 부하모델은 다양한 특성을 나타냄으로 기존 방법들을 적용하여 정확한 부하를 모델링 하는 데는 한계가 있다[2]. 특히, 최솟승법에 근거한 대표적인 부하 모델링 기법인 다항식 방법은 선형부하모델에는 효과적인 것으로 나타났으나, 전력변환기기 등이 포함된 비선형 부하모델에는 부정확한 결과치를 산출하는 것으로 보고되고 있다[3]. 특히, 최근에 비선형 부하의 증가에 따라 증가추세에 있는 고조파가 존재하였을 경우 다항식 방법은 추정능력이 저하되는 것으로 보고되고 있다[4-6].

부하모델에 관한 연구를 살펴보면, 개별부하 및 집단부하에 대하여 정특성 실험을 실시하고 주거용 및 상업용, 산업용 부하에 대한 시간별 부하구성비를 추정하여 부하모델의 효용성을 입증한 방법이 제안되었다[7]. 또한, 신경회로망 등

을 이용한 부하모델링 기법 및 계통 적용 방법에 관한 방법론을 제시한 연구도 수행되었다[8]. 이외에도, 전력계통 안정도 정밀해석을 위한 적정부하모델의 개발방법과 적용 기법[9], 부하 역률모델 개발 기초연구[10], 다층 신경회로망을 이용하여 동태부하를 모델링하고 하는 방법[11], 재귀 신경회로망을 이용하여 부하를 표현하고 전압안정도에 적용한 바 있으며[12], 부하의 정태 및 동태모델의 파라미터를 확률론적 방법으로 표현한 연구도 시도되었다[13]. 최근에 Keyhani 등은 신경회로망을 이용하여 선형 및 비선형으로 구성된 집단모델에 대한 부하모델을 개발하였으나, 인버터 구동 유도전동기의 부하모델을 개발하는데 한정되어 있다[3]. 또한 전력계통의 불확실성에 따른 동적 부하모델의 오차 범위를 정량적으로 제시한 방법[14]과 신경회로망과 다중곡선 식별기법을 각각 이용하여 과도상태의 동적모델에 제안하고 실증 데이터를 이용하여 타당성을 검증한 연구도 진행되고 있다[15][16]. 그러나 기존의 기법들은 고조파를 고려하지 않고 부하를 모델링함으로써 고조파가 존재하는 환경 하에서는 신뢰성 높은 모델을 제공하지 못하는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 고조파가 존재하는 환경 하에서도 성능이 우수한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법을 제안한다. 부하 모델링은 부하의 입력 및 출력을 이용하여 전력 조류계산이나 안정도 해석에 중요 인자로 사용되는 유효전력과 무효전력에 대한 모델을 개발하는 것으로서, 개발된 부하모델은 입력으로서 기본 주파수와 기본 전압 외에 고조파 성분도 고려하여 개발하였다. 개발된 부하모델 기법은 기존에 널리 사용되는 IEEE 이차식과 다층 신경회로망 및 고조파 성분을 고려하지 않은 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델 기법과 비교함으로써 제안방법의 타당성을 입증하고자 한다.

* 正 會 員 : 忠北大學校 制御計測工學科 · 工博

** 正 會 員 : 忠北大學校 電氣工學科 博士課程

*** 正 會 員 : 高麗 FAMC 技術理事

§ 正 會 員 : 大德大學 電氣科 教授 · 工博

† 교신저자 正會員 : 忠州大學校 電氣工學科 助教授 · 工博

E-mail: psji@cjnu.ac.kr

接受日字 : 2008年 8月 13日

最終完了 : 2008年 9月 10日

2. 방사기저함수 네트워크를 이용한 개선된 부하모델 개발

그림 1에서는 본 연구에서 제안한 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델링 기법의 구성도를 나타냈다. 기존 방법에서는 다층 신경회로망을 이용하여 부하모델링을 수행하고 있으며, 이 경우 신경회로망의 입력정보로서 입력전압과 기본 주파수를 이용한다. 그러나 고조파가 존재할 경우에 기본 주파수 정보만으로는 효과적인 부하모델을 하는데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 그림 1에서 보는 바와 같이 입력정보로서 입력전압과 기본 주파수 정보 외에 전압의 고조파 성분의 정보를 이용하여 부하의 유효전력과 무효전력을 예측하는 부하모델을 개발하였다. 부하모델링을 위해 사용된 신경회로망으로는 기존에 부하모델링을 위해 사용되는 다층 신경회로망 (MLPN : Multi-Layer Perceptron Neural Network)에 비해 구조가 간단하고 수렴속도가 빠른 방사기저함수 네트워크 (RBFN : Radial Basis Function Networks)를 적용하였다.

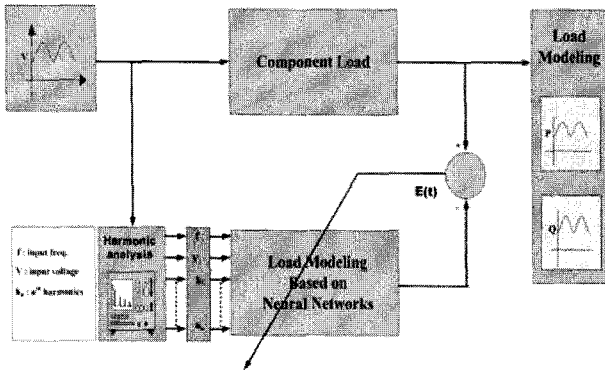


그림 1 RBFN을 이용한 부하모델링 기법
Fig. 1 Load modeling method by RBFN

그림 2에서는 본 연구에서 개발한 고조파 성분을 고려한 방사기저함수 네트워크의 구조 및 학습과정을 나타냈다. 그림 2에서 보는 바와 같이 방사기저함수는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며 은닉층의 노드 수는 사용자에게 의해 결정된다. 은닉층과 출력층 사이에는 서로를 연결해주는 가중치 W 가 존재하며 입력벡터 X 를 출력값 Y 로 대응시켜주는 비선형 함수의 역할을 한다. 은닉층에 사용되는 기저함수로는 일반적으로 가우시안 함수를 주로 사용한다. 본 연구에서 방사기저함수 네트워크의 입력성분은 i 번째 데이터에 대한 기본파의 주파수인 f_{i1} 와 실효치 전압을 나타내는 v_i 외에 기본파에 대한 제 3고조파와 제 5고조파 성분인 h_{i3} 과 h_{i5} 를 고려하였다. 방사기저함수의 입력의 차원이 증가하면 신경회로망의 크기가 증가하여 수렴속도가 증가하고, 경우에 따라서는 학습데이터에 대해서는 학습오차가 감소하지만 검증 데이터에 대해서는 오차가 증가할 수 있는 오버피팅(over fitting) 문제가 발생할 우려가 있으므로 본 연구에서는 고조파 성분을 제 3차와 제 5차를 고려하였으며, 나머지 고조파 성분에 대해서는 식 (1)과 같이 기본파를 포함한 고조파 전류의 성분에 대한 7차에서 11차까지의 고조파 성분의 크기의 비인 $h_{i(thd)}$ 를 방사기저함수의 입력

성분으로 설정하였다. 따라서 i 번째 데이터에 대한 방사기저함수는 입력성분으로서 $x_i = (f_{i1}, v_i, h_{i3}, h_{i5}, h_{i(thd)}) \in X \subset R^5$ 를 갖는다. 또한, 방사기저함수의 출력값 $y_i \in R^1$ 는 i 번째 데이터에 대한 유효전력 p_i 또는 무효전력 q_i 를 갖는다. 방사기저함수의 학습을 수행하기 이전에 정규화과정을 거쳐 입력값과 출력값을 0과 1사이의 값을 갖도록 한다.

$$h_{i(thd)} = \frac{\sqrt{(i_7^2 + i_9^2 + \dots + i_{11}^2)}}{\sqrt{(i_1^2 + i_3^2 + \dots + i_{11}^2)}} \quad (1)$$

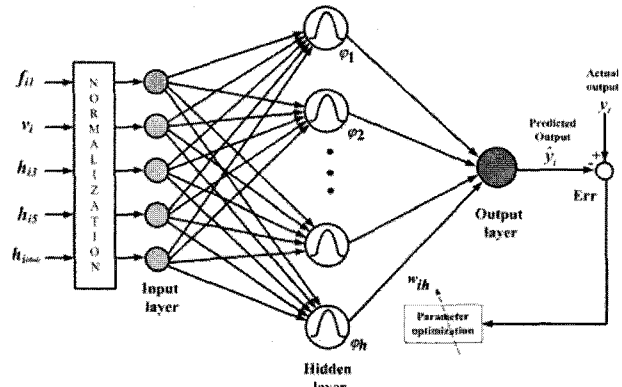


그림 2 방사기저함수 네트워크의 구조 및 학습과정
Fig. 2 Structure and learning process of RBFN

RBFN의 학습과정을 살펴보면, 그림 2에서 보는 바와 같이 i 번째 입력 데이터 x_i 에 대해서 은닉층의 k 번째 노드에서의 출력은 가우시안 함수를 사용하여 식 (2)와 같이 구해진다.

$$\phi_k(x_i) = \exp \left[- \frac{d(x_i, c_k)^2}{\sqrt{2} \sigma_k^2} \right] \quad (2)$$

여기서,

$$d(x_i, c_k) = \left(\sum_{n=1}^5 |x_{in} - c_{kn}|^2 \right) \quad (3)$$

식 (2)에서 x_i 는 i 번째 입력 데이터이고 (c_k, σ_k) 는 k 번째 은닉층에서의 가우시안 함수의 중심값과 폭을 나타낸다. 방사기저함수 네트워크의 출력값은 식 (4)와 같이 각 노드의 가중치함수로 표현된다. 여기서, w_j 는 j 번째 은닉층과 출력층 사이의 가중치값을 나타내고 h 는 은닉층의 노드의 수를 나타낸다.

$$\hat{y}_i = \sum_{j=1}^h (\phi_j(x_i) \cdot w_j) \quad (4)$$

최종적으로 실제 출력값 y_i 와 방사기저함수 네트워크에 의해 예측된 출력값 \hat{y}_i 을 이용하여 식 (5)와 같이 오차값을 구할 수 있다. 식 (5)에 나타낸 오차값을 이용하여 방사기저함수 네트워크의 파라미터들인 가우시안 함수의 중심값과 폭 (c_k, σ_k) 그리고, 은닉층과 출력층 사이의 가중치인 w_j 를

최급경사법에 의해 오차가 감소하는 방향으로 학습한다[17].

$$E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

3. 실험 및 결과

3.1 주거용 부하의 선정 및 실험장치의 구성

일반적으로 개별부하 실험은 입력전압과 주파수를 변화시키면서 부하가 소비한 유효전력과 무효전력을 취득한다. 이렇게 취득된 입력정보(전압, 주파수)와 출력정보(유효전력 또는 무효전력)를 이용하여 개별부하특성을 모델링 한다. 본 연구에서는 고조파에 따른 부하의 특성을 분석하고 이를 토대로 효과적인 부하모델링을 개발하는 것으로서, 이를 위해 기본정보인 전압과 주파수 정보 외에 고조파성분을 추가로 부하에 인가하여 유효전력과 무효전력의 특성을 분석하였다. 그림 3에서는 개발부하 및 집단 부하 특성실험을 위한 구성도를 나타냈다. 그림 3에서 보는 바와 같이 부하에 입력전압, 주파수, 및 고조파 유무 조건에 따라 부하의 유효전력과 무효전력을 측정하였다. 우선, 입력전압은 180[V]에서 235[V]까지 1[V]씩 총 56개의 전압변동에 따른 유효전력과 무효전력을 측정하였다. 또한 입력주파수는 58[Hz], 60[Hz], 62[Hz]로 변동시키면서 실험하였다. 마지막으로 계통의 고조파 유무를 가정하여 입력파형을 고조파가 없는 정현파와 다수의 고조파가 포함된 구형파를 설정된 전압과 주파수를 고려하여 인가하였다. 이와 같은 조건은 정현파일 때는 고조파가 존재하지 않고, 구형파일 때는 기수파의 고조파가 다수 존재하는 것에 기초를 하고 있다.

부하에 인가되는 전원의 파형, 전압과 주파수 변환을 위해 고조파 전원인가 장치 4500LS(California Instruments)를 사용하였고, 데이터 취득과 고조파 분석을 위해 DT9834 A/D변환모듈과 DEWE Soft 6.3 프로그램을 이용하였다. 본 연구에서 고조파를 고려한 지능부하모델의 개발 및 타당성 검토를 위해 요구되는 부하의 특성실험을 위해 대표적으로 사용되는 9개의 주거용 부하인 선풍기(60W), 형광등(20W), 백열등(100W), 전기히터(970W), 전기로(1000W), 전기발열(1100W), 헤어드라이기(1200W), TV(60W), 유도전동기(250W)를 대상으로 개별부하에 대한 실험을 수행하였다.

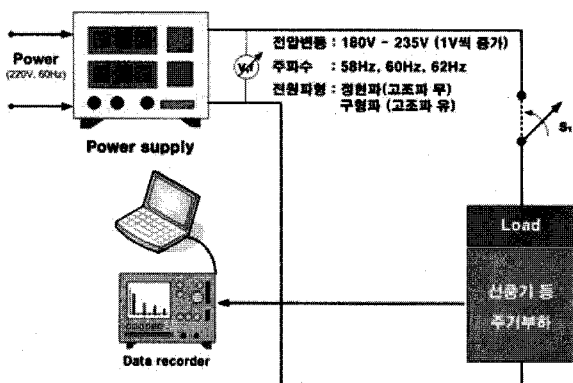


그림 3 주거용 개별부하 실험 방법
Fig. 3 Experiments for individual residential loads

3.2 고조파에 의한 주거용 부하의 특성 분석결과

표 1에서는 본 연구에서 고려한 9개의 개별 부하에 대한 고조파 유무에 따른 변동범위를 나타냈다. 여기서 변동범위는 부하별 용량에 상관없이 일관적인 특성을 보이기 위해 평균변동율(AER), 최대 변동율 및 최소변동율을 고려하였다. 평균오차율은 식 (6)에 의해 구해진다. 식 (6)에서 P_{ti} 와 P_{ci} 는 고조파가 없는 조건하에서 취득한 i 번째 데이터의 값과 고조파가 존재하는 조건하에서 취득한 i 번째 데이터의 값을 각각 나타내며, n 은 사용된 데이터의 개수를 의미한다. 또한, 최대 변동율과 최소 변동율은 모든 데이터에 대해서 구해진 변동율($(P_{ti} - P_{ci}) * 100 / P_{ci}$) 중에서 가장 변동이 큰 값과 작은 값을 기준으로 선정하였다. 따라서 최대 변동율 및 최소변동율에서 음의 값으로 표시된다면 고조파가 존재한 경우 유효전력 또는 무효전력이 증가함을 의미하고, 이와 반대로 양의 값으로 표시된다면 고조파가 존재한 경우 값이 유효전력 또는 무효전력이 감소함을 의미한다.

$$AER = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_{ti} - P_{ci}|}{P_{ti}} [\%] \quad (6)$$

개별부하에 대한 실험을 정리한 표 1에서 유효전력의 경우를 살펴보면, "TV"와 "유도전동기", "형광등", "선풍기" 순으로 고조파에 민감한 것으로 나타났다. 특히, "TV" 부하는 유효전력의 평균변동율이 40[%] 이상을 나타내 고려 대상의 부하들 중에서 고조파에 가장 영향을 많이 받는 것으로 나타났다. 그러나 "백열등", "전기난로", "전기로", "전기발열", "헤어드라이기" 부하들은 고조파 유무에 상관없이 유효전력이 크게 변동되지는 않았다. 다음으로 무효전력의 경우를 살펴보면, "전기히터", "TV", "헤어드라이기", "전기발열", "전기로" 순으로 고조파에 변동이 심한 것으로 나타났다. 특히, "전기히터"와 "TV" 부하들은 고조파 유무 조건에 따라 평균 변동율이 58[Hz]일 때 80[%] 이상을 나타내 고조파에 가장 민감한 것으로 나타났다. 그림 4에서는 고조파에 의해 무효전력의 변화가 가장 큰 "전기히터"에 대한 유효전력과 무효전력의 실측값을 나타냈다. 그림 4에서 보는 바와 같이 무효전력이 유효전력에 비하여 상대적으로 매우 적은 값을 나타냈지만 고조파 유무에 대해서는 유효전력에 비교하여 무효전력의 변동폭이 크게 나타남을 확인할 수 있다. 이러한 특성은 "전기히터"에만 국한되는 특성이 아니고 전반적으로 모든 주거용 부하설비에 대해서 유효전력에 비하여 무효전력이 고조파에 의해 변동이 심하게 나타난 것으로 분석되었다.

3.3 부하모델링 결과

본 연구에서는 고조파를 고려한 부하모델을 개발하고자 하며, 개발된 부하모델의 성능을 검증하기 위하여 입력전압과 주파수를 변동시키면서 다양한 데이터를 취득하였다. 즉, 입력전압은 180[V]에서 235[V]까지 1[V]씩 총 56개의 전압변동에 따른 유효전력과 무효전력을 구하였고, 주파수는 58[Hz], 60[Hz], 65[Hz]로 총 3개의 주파수 변동에 따른 유효전력과 무효전력을 구하였다. 또한 각각의 경우에 대해서 고조파가 존재하는 경우와 존재하지 않는 경우에 대한 유효전력과 무효전력을 구하였다. 따라서 취득한 데이터는 총 336개

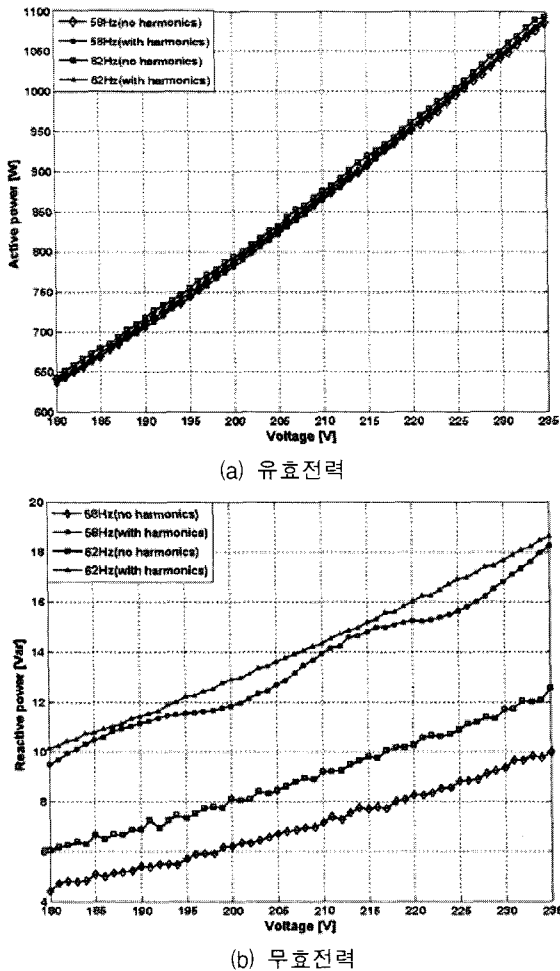


그림 4 전기난로에 대한 무효전력과 유효전력
Fig. 4 Active and reactive powers for electrical heater

표 1 주거용 개별부하의 고조파 유무에 따른 변동범위
Table 1 Variation range according to harmonics for residential individual loads

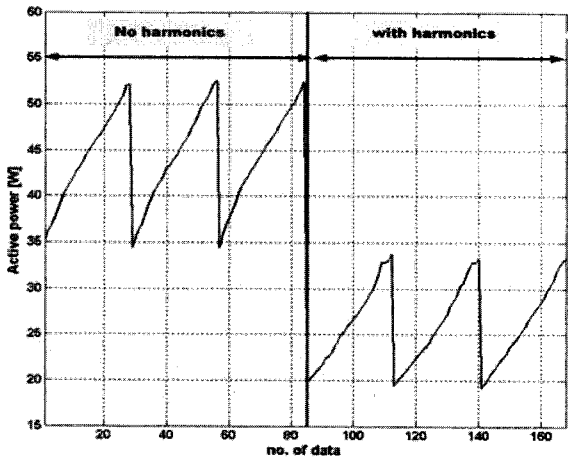
부 하	유효전력						무효전력					
	58 [Hz]			62 [Hz]			58 [Hz]			62 [Hz]		
	AER	최 대	최 소	AER	최 대	최 소	AER	최 대	최 소	AER	최 대	최 소
선풍기	10.1	12.0	8.1	10.1	11.3	8.8	12.6	-15.3	-8.3	18.7	-22.2	-14.0
형광등	15.7	17.1	14.1	15.9	17.8	14.4	14.5	16.9	12.4	14.1	15.4	12.3
백열등	0.7	1.0	0.6	0.4	0.8	0.0	12.8	16.0	9.2	10.7	17.1	3.6
전기히터	0.3	0.8	-0.4	0.7	1.2	0.3	93.5	-115.9	-76.9	58.9	-69.8	-48.8
전기로	0.2	0.3	0.1	0.2	0.3	0.2	68.4	-80.2	-57.5	47.9	-54.4	-42.9
전기밥솥	0.3	0.5	-0.8	0.1	0.3	-0.2	71.5	-63.0	-80.9	46.6	-41.1	-57.2
헤어드라이기	0.6	1.4	0.0	0.5	1.2	-0.2	71.5	76.8	65.7	71.4	75.0	65.8
TV	40.9	44.8	34.8	41.7	45.6	35.8	82.6	84.0	81.4	82.3	82.7	81.8
유도전동기	18.9	-21.2	-16.3	18.8	-21.2	-15.8	9.7	-10.7	-6.6	11.0	-11.6	-10.6

{{(전압변동 56 × 고조파 유 · 무 2) × 주파수변동 2}}를 구하였다. 취득한 336개의 데이터 중에서 고조파가 존재하지 않는 조건에서 취득한 168개 중에서 64개의 고조파가 존재하는 조건에서 취득한 168개 중에서 64개의 데이터를 모델링을 위한 학습데이터로 사용하였다. 그림 5에서는 개별부하 중에서 유효전력과 무효전력 모두 고조파에 민감한 특성을 보인 "TV" 부하의 부하 모델링에 사용된 학습데이터를 나타냈다.

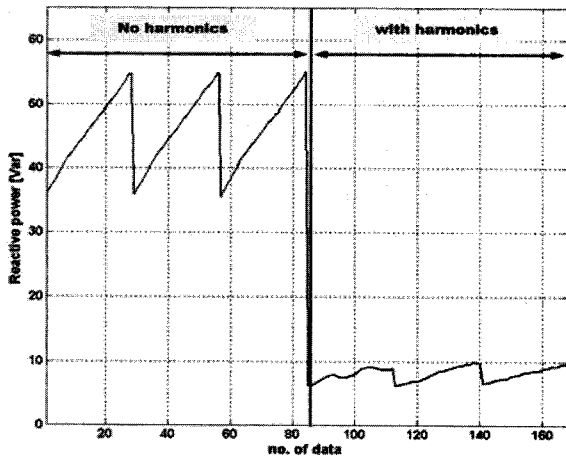
부하 모델링 실험은 두 가지 측면에서 접근하였다. 즉, 고조파가 존재하는 조건과 고조파가 포함된 조건하에서 기존 방법들과 본 연구에서 사용된 방사기저함수의 성능을 비교하였다. 우선, 그림 5에서 나타낸 "TV" 부하에 대해서 고조파가 존재하지 않는 조건에서 취득한 데이터를 이용하여 기존 방법의 타당성을 검증하였다. 본 실험에서는 180[V]에서 235[V]의 입력 전압 중에서 짝수에 해당하는 84개를 학습데이터로 사용하였고, 나머지 홀수에 해당하는 84개를 검증데이터로 사용하여 기존 방법의 부하모델링 기법의 성능을 평가하였다. 표 2(a)에서는 기존의 부하모델링 기법에 따른 모델링 오차를 나타냈다. 여기서, 성능지표는 평균자승오차근인 RMSE (Root mean square error)을 기준으로 하였다. 표 2에서 기존 방법으로 사용된 다항식 모델링 기법은 식 (7) 및 식 (8)에 의해 유효전력 $\hat{P}(t)$ 와 무효전력 $\hat{Q}(t)$ 을 추정한다. 이 때 관련된 파라미터들은 최소자승법에 의해 결정된다. 또한, MLPN, RBFN의 은닉층은 15로 설정하였다. 모든 실험은 Matlab 7.0에서 실행하였다.

$$\hat{P}(t) = P_0 [p_1 V(t)^2 + p_2 V(t) + p_3] (1 + K_{pf} \Delta f(t)) \quad (7)$$

$$\hat{Q}(t) = Q_0 [q_1 V(t)^2 + q_2 V(t) + q_3] (1 + K_{qf} \Delta f(t)) \quad (8)$$



(a) 유효전력



(b) 무효전력

그림 5 TV의 부하모델링에 사용된 학습데이터
Fig. 5 Training data used in load model for TV

표 2(a)에서 보는 바와 같이 고조파가 존재하는 없는 조건하에서는 MLPN 또는 RBFN와 같은 신경회로망을 적용한 경우 이차 다항식보다 오차는 다소 감소하였으나, 복잡한 신경회로망을 사용하지 않더라도 구현이 간단한 이차 다항식기법 만으로도 우수한 성능을 나타냄을 확인할 수 있다.

또 다른 조건으로, 고조파가 존재하지 않을 경우 우수한 성능을 보인 이차 다항식 방법이 고조파가 존재할 경우의 성능을 분석하기 위해 고조파가 존재하지 않는 경우와 고조파가 존재하는 조건에서 취득한 총 336개의 데이터를 이용하여 실험하였다. 취득한 데이터 중에서 부하모델 학습을 위해 180[V]에서 235[V]의 입력 전압 중에서 짝수에 해당하는 168개를 학습데이터로 사용하였고, 나머지 홀수에 해당하는 168개를 검증데이터로 사용하여 부하모델의 성능을 평가하였다. 본 연구에서 제안된 방법은 기존에 널리 사용되는 이차 다항식, 고조파 성분을 고려하지 않고 기본 주파수와 전압만을 이용한 MLPN과 RBFN 모델링 방법과 비교하였다.

표 2(b)에서는 고조파가 존재하는 경우를 포함한 실험결과를 나타냈다. 표 2(b)에서 보는 바와 같이 이차 다항식을 적용한 결과 고조파가 존재할 경우 유효전력의 학습데이터

와 검증데이터에 대한 모델링 오차가 9.09[W]으로 고조파가 존재하지 않았을 때 얻어진 오차값 0.34[W]에 비해 모델링 오차가 크게 증가함을 알 수 있다. 또한, 무효전력의 경우에도 학습데이터와 검증데이터에 대한 모델링 오차가 19.04[Var]와 19.17[Var]로 나타나 고조파가 없는 경우에 얻어진 오차값 0.2[Var]에 비하여 모델링 오차가 증가한 것으로 나타났다. 고조파 성분을 고려하지 않은 MLPN과 RBFN에 대해서도 동일한 결과를 나타냈다. 그러나 고조파를 고려한 제안방법을 적용한 결과 유효전력과 무효전력 모두 기존 방법에 비하여 모델링 오차가 크게 감소한 것으로 나타났다. 즉, 제안된 방법은 검증데이터에 대하여 기존방법들(이차다항식, MLPN, 고조파를 입력항목을 고려하지 않은 RBFN)과 비교해 볼 때 유효전력은 8.9[W], 무효전력은 19.1[Var] 부하 모델링 오차가 감소한 것으로 나타났다. 그림 5에서는 고조파를 포함한 조건하에서 검증데이터에 대한 유효전력과 무효전력에 대한 모델링 오차의 절대값을 나타냈다. 그림 5에서 보는 바와 같이 제안된 방법이 모든 데이터에 대하여 월등히 낮은 모델링 오차를 보임을 확인할 수 있다.

표 2 부하모델링 기법에 따른 모델링 오차
Table 2 RMSE modeling error obtained by each method

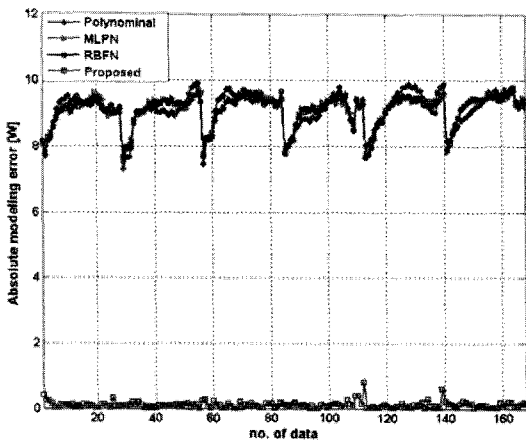
(a) 고조파를 고려하지 않은 경우

Modeling method	Training data		Test data	
	P[W]	Q[Var]	P[W]	Q[Var]
Polynomial	0.342	0.219	0.336	0.196
MLPN	0.117	0.177	0.147	0.155
RBFN	0.118	0.096	0.132	0.103

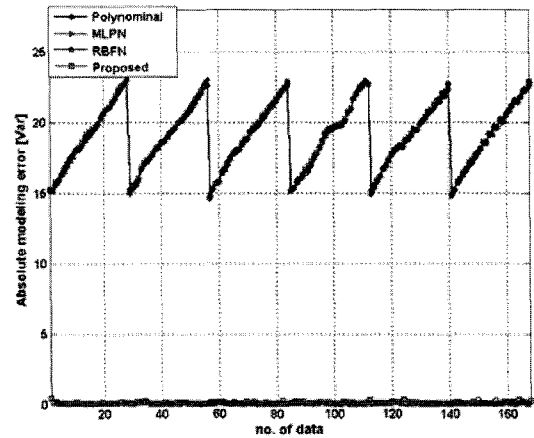
(b) 고조파를 포함한 경우

Modeling method	Training data		Test data	
	P[W]	Q[Var]	P[W]	Q[Var]
Polynomial	9.094	19.044	9.128	19.176
MLPN	9.091	19.043	9.126	19.176
RBFN	9.092	19.043	9.126	19.176
Proposed method	0.098	0.079	0.144	0.114

표 3에서는 본 연구에서 고려한 9개의 개별 부하에 대한 모델링 결과를 표로 정리하여 나타냈다. 여기서 성능지표는 부하별 용량에 상관없이 일관적인 특성을 보이기 위해 평균 오차율 (AER)을 적용하였다. 표 3에서 보는 바와 같이 유효전력과 무효전력 모두 경우 제안방법을 적용한 결과 평균오



(a) 유효전력



(b) 무효전력

그림 6 TV의 검증데이터에 대한 모델링 오차

Fig. 6 Modeling error for testing data of TV

표 3 개별부하의 모델링 오차[AER]

Table 3 Average error rate for individual residential load

(a) 유효전력에 대한 평균 모델링 오차

[%]

부하	학 습 데 이 터				검 증 데 이 터			
	IEEE	MLPN	RBFN	Proposed	IEEE	MLPN	RBFN	Proposed
선풍기	5.297	5.297	5.297	0.066	5.242	5.243	5.243	0.088
형광등	8.621	8.621	8.621	0.255	8.558	8.559	8.559	0.372
백열등	0.328	0.320	0.322	0.077	0.325	0.325	0.324	0.109
전기히터	0.324	0.320	0.320	0.071	0.322	0.317	0.315	0.090
전기로	0.105	0.112	0.105	0.005	0.109	0.122	0.109	0.007
전기밥솥	0.130	0.148	0.121	0.007	0.136	0.160	0.125	0.009
헤어드라이기	0.295	0.290	0.292	0.083	0.277	0.299	0.289	0.130
TV	28.099	28.098	28.099	0.231	27.988	27.994	27.993	0.322
유도전동기	8.671	8.671	8.671	0.054	8.712	8.713	8.712	0.076

(b) 무효전력에 대한 평균 모델링 오차

[%]

부하	학 습 데 이 터				검 증 데 이 터			
	IEEE	MLPN	RBFN	Proposed	IEEE	MLPN	RBFN	Proposed
선풍기	7.457	7.456	7.456	0.135	7.500	7.498	7.498	0.187
형광등	7.797	7.707	7.797	0.141	7.755	7.757	7.757	0.185
백열등	6.554	6.391	6.490	1.999	6.480	6.376	6.496	2.208
전기히터	28.705	28.703	28.701	0.685	28.339	28.339	28.338	0.856
전기로	23.484	23.485	23.485	0.293	28.415	23.419	23.419	0.393
전기밥솥	23.068	23.068	23.068	0.4464	23.058	23.059	23.058	0.649
헤어드라이기	80.752	80.681	80.722	0.519	80.936	81.079	80.981	1.174
TV	137.949	137.930	137.936	0.436	137.670	137.684	137.695	0.654
유도전동기	4.936	4.937	4.937	0.030	4.934	4.934	4.934	0.041

차율이 기존방법에 비해 급격히 감소함을 알 수 있다. 우선, 유효전력을 살펴보면, “선풍기”, “전기히터”, “전기로”, “전기밥솥”, “유도전동기” 등이 제안방법을 적용한 결과 모델링 오차가 0.09[%]이하로 고조파가 존재하더라도 효과적으로 부하를 모델링 한 것으로 나타났다. “형광등”과 “TV”의 경우에는 기존 방법들에 비교하면 월등히 우수한 모델링 결과를 보이지만 다른 부하들에 비하여 모델링 오차가 크게 나타난 것으로 나타났다. 이는 “형광등”과 “TV”의 경우 고조파가 있는 경우와 없는 경우에 따라 유효전력의 변동범위가 다른 부하에 비하여 크게 발생한 것에 기인한 것으로 분석된다.

다음으로, 무효전력을 살펴보면, “선풍기”, “형광등”, “전기히터”, “유도전동기” 등이 제안방법을 적용한 결과 모델링 오차가 0.2[%]이하로 고조파가 존재하더라도 효과적으로 부하를 모델링 한 것으로 나타났다. “백열등”의 경우에는 기존 방법들에 비교하면 월등히 우수한 모델링 결과를 보이지만 다른 부하들에 비하여 모델링 오차가 크게 나타난 것으로 나타났다. 그러나 “백열등”의 무효전력은 매우 적기 때문에 고려하지 않아도 크게 문제시 되지는 않는다. “헤어드라이기”의 경우에는 기존 방법들은 모델링 오차가 80[%]이상 나타났지만 제안 방법을 적용한 결과 모델링 오차가 검증데이터에 대해서 1.17[%]로 매우 우수한 결과를 나타냈다. 제안 방법을 적용하였다 하더라도 전반적으로 무효전력이 유효전력에 비하여 모델링 오차가 크게 나타났다. 이는 고조파가 있는 경우와 없는 경우에 따라 무효전력의 변동범위가 유효전력에 비하여 크게 발생한 것에 기인한 것으로 분석된다.

4. 결 론

본 논문에서는 전압 및 주파수뿐만 아니라 고조파의 영향에 대해서도 효과적으로 부하를 추정할 수 있는 지능형 부하모델을 개발하기 위하여 입력정보로서 기본 주파수와 기본 전압 외에 고조파 성분도 고려하였다. 본 연구를 통하여 개발된 부하모델 기법은 기존에 널리 사용되는 이차 다항식과 다층 신경회로망 및 고조파 성분을 고려하지 않은 방사기저합수 네트워크를 이용한 부하모델 기법과 비교함으로써 제안방법의 타당성을 입증하였다. 실험결과, 고조파에 민감한 부하모델인 경우에는 제안된 방법이 기존 방법에 비하여 모델링 오차가 급격히 감소한 것으로 나타났다. 따라서 제안된 방법은 고조파에 의해 영향을 많은 받는 부하에 적용할 경우 기존 방법에 비하여 성능이 우수한 모델링 결과를 제공할 것으로 사료된다. 본 연구에서는 집단부하의 무효전력과 유효전력 측면에서 부하를 개발한 것으로서, 추후 연구로 집단부하간의 고조파 상호 연관성을 고려하여 집단부하내의 개별부하를 모델링 할 수 있는 방법과 모델링된 개별부하를 이용하여 축약모델을 개발하는 연구가 요구된다.

감사의 글

이 논문은 충주대학교 대학구조개혁지원사업비(교육인적자원부지원)의 지원을 받아 수행한 연구임.

참 고 문 헌

- [1] IEEE Task Force on Load Representation for Dynamic Performance, "Load representation for dynamic performance analysis," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 8, No. 2, pp. 472-482, 1993.
- [2] C. Concordia and S. Ihara, "Load Representation in Power System Stability Studies," IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-101 1982.
- [3] A. Keyhani, W. Wu, G. T. Heydt, "Composite Neural Network Load Models for Power System Stability Analysis," IEEE PES 2004, Vol. 2, pp. 1159 - 1163, 2004.
- [4] Mau Teng Au and J. V. Milanovic, "Development of Stochastic Aggregate Harmonic Load Model Based on Field Measurements," IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 22, pp. 323-330, 2007.
- [5] Hsiung Cheng Lin, "Intelligent Neural Network-Based Fast Power System Harmonic Detection," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 54, pp. 43-52, 2007.
- [6] Huaiwei Liao, "Power System Harmonic State Estimation and Observability Analysis via Sparsity Maximization," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 22, pp. 15-23, 2007.
- [7] 한국전력공사 기술연구원, "전력계통 안정도 해석을 위한 적정부하 모델에 관한 연구" KRC-88S-J02, 1989.
- [8] 지평식, "신경회로망에 의한 부하모델링과 계통해석에 관한 연구", 충북대학교 대학원 박사학위 논문, 1998.
- [9] 김정훈 외, "전력계통 안정도 정밀해석을 위한 적정부하모델에 대한 연구" 한국전력공사 전력연구원 연구보고서, 2000.
- [10] 이병하, 김정훈, "전력산업구조개편하에서 전력계통 운용과 계획을 위한 부하역동모델 개발에 관한 연구", 기초전력연구원 연구보고서, 2004.
- [11] D.M. Vilathgamuwa, Wijekoon, H.M, "Representation of Power System Load Dynamics with ANN for Real-time application," Power Engineering Society General Meeting, Vol. 3, pp. 13-17, 2003.
- [12] Dingguo Chen, Ronald R. Mohler, "Neural-Network-Based Load Modeling and Its Use in Voltage Stability Analysis," IEEE Trans. on Control Systems Technology, Vol. 11, No. 11, pp. 460-470, 2003.
- [13] V. Knyazkin, C. A. Canizares, L. H. Soder, "On the Parameter Estimation and Modeling of Aggregate Power System Load," IEEE Trans. on Power System, Vol. 19, No. 2, pp. 0123-1031, 2004.
- [14] I. A. Hiskens, J. Alseddiqui, "Sensitivity, Approximation, and Uncertainty in Power System Dynamic Simulation," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 21, pp. 1808-1820, 2006.
- [15] Qian Ai, Danzhen Gu, Chen Chen, "New Load

Modeling Approach Based on Field Tests for Fast Transient Stability Calculation," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 21, pp. 1864-1873, 2006.

- [16] He Renmu, Ma Jin, David J. Hill, "Composite Load Modeling via Measurement Approach," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 21, pp. 663-672, 2006.
- [17] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, Pattern Classification, JOHN WILEY&SONS, Second Edition, 2002.



임재윤 (林 裁 尹)

1961년 8월 4일생. 1984년 충북대 공대 전기공학과 졸업, 1986년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사), 1995년 홍익대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사), 1999~2000 Texas A&M Univ. 방문교수, 2006~2007 Victoria 대학 방문교수, 현재 대덕대학 전기과 교수
E-mail : jyylim@ddc.ac.kr

저 자 소 개



지평식 (池 平 植)

1964년 3월 5일생. 1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 석사과정 졸업(공학석사), 1998년 동대학원 전기공학과 박사과정 졸업(공학박사), 현재 충주대학교 전기공학과 조교수
E-mail : psji@cjnu.ac.kr



이대종 (李 大 鍾)

1969년 2월 25일생. 1995년 충북대학교 전기공학과 졸업. 1997년 동 대학원 졸업(공학석사), 2002년 동 대학원 졸업(공학박사). 2006년~2008년 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단 조빙조교수
E-mail : djmidori@empal.com



이종필 (李 鍾 弼)

1970년 12월 14일생. 1996년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업, 1999년 동 대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사), 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정
E-mail : jolious@ddc.ac.kr



박재원 (朴 在 原)

1965년 7월 17일생. 1989년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업. 2008년 충주대학교 전기공학과 대학원 졸업(공학석사). 1988년~1989년(주)LG산전.2001년~2008년 (주)우일전기설계감리. 2004년~2008년9월 대덕대학 겸임교수. 현재, (주)고려FAMC 근무. 발송배전기술사.
E-mail : jwp6904@yahoo.co.kr