

# 고조파를 고려한 신경회로망 기반의 정태부하모델링

## Static Load Modeling Based on Artificial Neural Network and Harmonics

이 중 필\* · 김 성 수†  
(Jong-Pil Lee · Sung-Soo Kim)

**Abstract** - Nonlinear loads with harmonics exist in an actual power system where harmonic currents make voltage distortion. The sum of reactive power measured at individual load is different from the measured reactive power at a bus in a power system with linear and non-linear loads. In this study, ANN(artificial neural network) load modeling technique with consideration of harmonics is introduced for more accurate component load modeling and an impact coefficient is proposed for aggregation of component loads. Results of this research show more accurate load modeling method. Since precise data for power system analysis can be acquired, the proposed method will be used for power system planning and maintenance.

**Key Words** : Component-based load model, Composition rate, Harmonics, Load model

### 1. 서 론

최근 신·재생 에너지를 이용한 소규모 분산전원이 증가하고 있고 신도시의 개발 등으로 인하여 전력계통의 규모는 점점 대형화 및 복잡화 되는 한편 고품질의 전력에너지 공급에 대한 요구는 점점 높아지고 있으며, 전력산업의 구조개편으로 인해 더욱더 정밀한 계통의 계획 및 운용이 요구되고 있다. 따라서 전력계통의 안정적 운용을 위해서는 계통의 계획, 설계, 운용 및 제어 등이 최상의 상태를 유지하여야 하며, 이를 위해서는 계통의 상태해석이 필수적이다 [1-3].

전력계통 상태해석에 있어서 전통적으로 전력조류계산이나 과도안정도 해석 등에 관한 연구가 많이 진행되어 온 것에 비하여 부하 모델링에 관계된 전력계통 모델링에 관한 연구는 미약한 상태이다 [4]. 전력계통은 일반적으로 다양한 선형 및 비선형 부하들로 구성되어 있어 부하모선의 전압과 주파수에 따른 다양한 형태의 특성을 갖고 있어 부하 모델링이 어렵다 [5].

선형 및 비선형 특성을 갖는 부하로 구성된 전력계통은 기본파 외에 다양한 부하에서 발생하는 고조파 전류가 혼재되어 있어 해석의 난해성을 갖고 있다. 실제적인 전력계통의 해석에서, 특히 비선형 부하의 증가는 전원 측에 많은 고조파 전류가 흐르게 되는 양상을 보인다. 이는 결국 모선 전압에 왜형을 발생시키고 전력계통 시스템 전체에 불안정성을 야기 시킨다. 이로 인해 정상상태의 고조파 문제 분석이 필요하게 되었으며 기본파 전압, 고조파 전압, 비선형 기

기의 상태 등을 모두 고려하여 계산해야 하는 어려움이 존재한다. 또한, 고조파에 의해 전압과 주파수의 변동을 초래하며 그로 인하여 전력계통 해석에 중요한 성능 지표로 고려되는 부하의 동특성을 모델링하는데 어려움을 겪고 있다 [6-8]. 그러나 기존의 고조파에 관한 연구는 고조파 장해에 관한 연구가 대부분이고 전원에 고조파 성분이 있을 경우 부하의 응답특성에 관한 연구는 극히 드문 실정이다.

전력계통의 분석에 있어서 고조파의 존재로 야기되는 문제 중에 가장 영향력이 큰 것은 전력의 왜곡이다. 전력의 왜곡은 계통의 무효전력 해석에 어려움을 증가 시킨다. 전력계통에서 무효전력은 기존의 선형 시스템에서의 무효전력의 경우와 같이 동일한 주파수의 전압과 전류의 위상차에 의해 발생하는 무효전력 이외에도 서로 다른 주파수의 전압과 전류에 의해 발생하는 왜곡전력들이 포함되어 있고, 하나의 무효전력 값으로 표현하는 과정에서 값들이 비선형 연산자인 제곱과 제곱근 연산으로 결합된다. 따라서 개별부하들을 모선에서의 단일 부하로 합성하는 경우에 각 개별부하의 무효전력 값을 대수적으로 합하는 것은 마치 벡터 값을 스칼라 값으로 취급하는 것과 같은 오류가 발생한다. 이것은 왜곡전력에 의해 각 개별부하에서 측정된 무효전력의 크기만큼 전원 측 무효전력에 반영되지 않는 현상으로 나타나게 된다 [9]. 비선형부하에 의해 전원전압이 왜곡되어 고조파가 포함된 전압이 인가되는 경우에는 그 차이가 더욱 커진다.

따라서 본 연구에서는 전압이나 전류에 고조파가 포함된 상태에서도 보다 정밀한 부하모선의 모델을 구축하기 위한 기법을 제안한다. 먼저 부하의 비선형성을 잘 표현할 수 있도록 신경회로망을 이용하여 정밀한 개별부하모델을 구축하고, 기존의 각 개별부하에서 측정된 개별부하의 구성비를 이용한 전체 부하의 합성방법의 문제점을 해결하기 위하여 최소사승법을 이용하여 영향력 계수를 추정하고 추정된 영향력 계수를 이용하여 전체 부하를 합성하는 기법을 제안하고, 사례연구를 통해 본 연구의 타당성을 입증하였다.

\* 정 회 원 : 한국교통대학교 전기공학과 겸임교수

† 교신저자, 정회원 : 충북대학교 전기공학과 교수

E-mail : sungkim@chungbuk.ac.kr

접수일자 : 2013년 1월 10일

최종완료 : 2013년 4월 12일

## 2. 제안된 정태부하 모델링

### 2.1 개요

본 연구의 절차는 다음과 같다. 먼저, 대표적인 부하를 선정하여 개별부하모델링을 위한 자료를 취득하기 위해 개별부하 특성실험을 수행하였다. 개별부하 특성실험은 계통의 정적인 해석을 위한 개별부하 정태 특성실험을 실시하였다. 특히 부하에 대한 고조파의 영향을 보기 위하여 고조파가 포함된 전원을 이용한 실험 역시 수행하였다. 아울러 집단부하의 특성실험도 개별부하 특성실험과 동일한 조건에서 실시하였다. 개별부하 특성실험을 통해 측정된 자료를 근거로 신경회로망을 학습시켜 개별부하모델링을 수행하였다. 학습된 개별부하 모델과 집단부하 실험 자료를 이용하여 영향력 계수를 추정하고, 각 개별부하모델과 영향력 계수를 이용하여 모션 모델을 구축하였다.

### 2.2 신경회로망 기반의 개별부하 모델링

지금까지 계통해석에 있어서 부하모델은 ZIP 모델, 유도전동기 모델, 복합 모델 등의 수학적 모델링 기법을 이용하여왔다. 그러나 다양한 부하들이 가지고 있는 비선형 특성을 수학적으로 표현하는 것은 모델의 차수나 파라미터들을 추정하는데 어려움이 있다[5,10]. 파라미터 추정의 문제점들을 보완하기 위해 최근에는 수학적 모델링 기법 외에 비선형문제를 취급하는데 있어 탁월한 능력을 보이는 인공지능을 이용한 부하모델링 기법에 많은 관심이 고조되고 있다. 본 연구에서는 그림 1과 같이 신경회로망을 구축하였다.

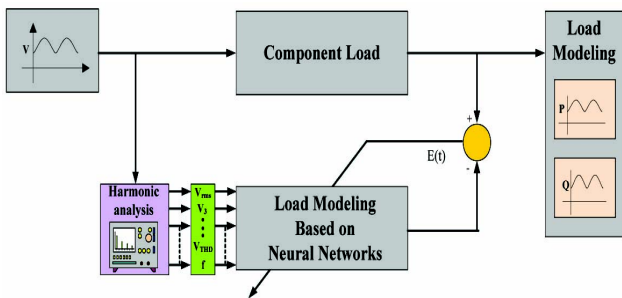


그림 1 신경회로망을 이용한 부하모델의 구축  
Fig. 1 Construction of load model using MLP

그림 1의 개별부하는 본 연구에서 선정된 부하이므로, 부하 특성실험에 의해 얻어진 입·출력 자료, 즉 개별부하에 입력되는 것과 동일한 변수들로 구성하여 신경회로망에 입력시켜 얻은 출력과 실험에서 얻은 부하의 응답을 비교하여 신경회로망을 학습 시켰다.

부하의 정태특성을 모델링하기 위한 정태부하모델의 입·출력 패턴은 식(1), (2)와 같이 구성하였다.

$$X(t) = [V_{rms}(t), V_3(t), V_5(t), V_7(t), V_9(t), V_{THD}(t), f(t)] \quad (1)$$

$$\hat{Y}(t) = [I(t)] \quad (2)$$

단,  $X(t)$  : 입력패턴,  $V$  : 전압,  $f$  : 주파수,  
 $t$  : 계산 시점,  $\hat{Y}(t)$  : 출력패턴,  
 $I(t)$  : 유효전력/무효전력

정태부하모델의 입력패턴은 입력전원의 고조파 성분을 반영하기 위하여 전압의 실효값뿐만 아니라 9고조파까지의 각 홀수 고조파 성분에 대한 자료와 전원 전압의 THD(total harmonic distortion) 성분 그리고 주파수 성분에 대한 자료도 이용하였고, 출력은 입력과 동일시점의 유효 또는 무효전력으로 하였다. 본 연구에서는 Levenberg-Marquardt 학습방법(LMBP)을 이용하여 신경회로망을 학습 시켰다. LMBP 알고리즘은 다층형 신경회로망의 학습방법 중 가장 빠른 방법으로 알려져 있다[11]. LMBP 학습은 많은 저장 공간을 필요로 하는 알고리즘이므로 파라미터의 수가 많아지면 비실용적일 수 있으나, 본 연구에서는 7개의 입력을 이용하는 적은 수의 파라미터만을 사용하므로 파라미터 개수에 기인하는 비실용적인 문제는 없다.

### 2.3 제안된 부하합성 기법

비선형 부하나 전원전압이 왜곡되는 경우의 무효전력은 기존의 선형부하에서의 무효전력의 경우와 같이 동일한 주파수의 전압과 전류의 위상차에 의해 발생하는 무효전력 이외에도 서로 다른 주파수의 전압과 전류에 의해 발생하는 왜곡전력들이 포함되어 있다. 각 개별부하에서 측정된 무효전력 값을 기준으로 부하구성비를 설정하여 합하는 경우에 이 왜곡전력에 의한 무효전력 값들에 의한 오류가 발생하게 된다. 전원전압에 고조파가 포함된 전압이 인가되는 경우에는 그 차이가 더욱 커지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 각 개별부하의 무효전력이 전체 무효전력에 미치는 영향력을 영향력 계수(impact coefficient)라 정의하고 기존의 부하구성비에 의한 부하합성방법 대신 영향력 계수를 이용한 부하합성 방법을 제안한다.

미시적 접근방법을 이용한 부하모델링의 첫 번째 단계는 개별부하들에 대한 실험을 통해 자료를 획득하는 것이다. 이렇게 획득된 자료를 바탕으로 각 개별부하에 대한 모델을 구축하고 특정 시점의 부하 모션의 구성비가 주어지면, 이를 바탕으로 영향력 계수를 추정한다.

$m$ 개의 부하로 구성된 집단부하의 경우 전압의 왜곡이 없다고 가정하면 각 개별부하들로부터 추정되는 모션의 무효전력은 식 (3)과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{Q}_{ti} = \alpha_1 Q_{1i} + \alpha_2 Q_{2i} + \alpha_3 Q_{3i} + \dots + \alpha_m Q_{mi} \quad (3)$$

단,  $\hat{Q}_{ti}$  :  $i$  시점의 무효전력 합성값  
 $\alpha_m$  :  $m$ 번째 부하의 영향력 계수  
 $Q_{mi}$  :  $i$  시점의  $m$ 번째 부하의 무효전력

각 개별부하의 무효전력의 추정 값과 모션에서 측정된 값의 차이는 식 (4)와 같다.

$$e_i = \hat{Q}_{ti} - Q_{ti} \quad (4)$$

이 오차가 최소가 되도록 하는 계수  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$  을 최소자승법에 의해 구하면 식(5)와 같이 구해진다.

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n Q_{1i}^2 & \sum_{i=1}^n Q_{1i} Q_{2i} & \dots & \sum_{i=1}^n Q_{1i} Q_{mi} \\ \sum_{i=1}^n Q_{2i} Q_{1i} & \sum_{i=1}^n Q_{2i}^2 & \dots & \sum_{i=1}^n Q_{2i} Q_{mi} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n Q_{mi} Q_{1i} & \sum_{i=1}^n Q_{mi} Q_{2i} & \dots & \sum_{i=1}^n Q_{mi}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n Q_{1i} Q_{ti} \\ \sum_{i=1}^n Q_{2i} Q_{ti} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n Q_{mi} Q_{ti} \end{bmatrix} \quad (5)$$

본 연구에서는 전원 전압이 고조파에 의해 왜곡되는 경우까지도 고려하였으므로, 전원 전압에 고조파가 존재하여 전원 전압이 왜곡되는 경우 전압 왜곡에 의한 영향을 전압의 THD를 이용하여 식 (3)의 계수 값을 보정해주면 식 (6)과 같이 표시할 수 있다.

$$\widehat{Q}_{ti} = (\alpha_1 + \beta_1 V_{THD})Q_{1i} + (\alpha_2 + \beta_2 V_{THD})Q_{2i} + \dots + (\alpha_m + \beta_m V_{THD})Q_{mi} \quad (6)$$

식 (6)에서  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ 의 계수는 전압의 왜곡이 없는 상태에서 식 (5)에서 이미 구해진 계수이므로  $\alpha$ 값들을 기지값으로 놓고 최소자승법의 과정을 반복함으로  $\beta_1, \dots, \beta_m$ 의 값들을 얻을 수 있다. 이러한 절차를 통해 구해진 영향력 계수는 각 개별부하의 모델들과 식 (6)을 이용하여 부하모션의 모델로 합성하는데 이용하게 된다.

### 3. 사례 연구

#### 3.1 실험개요

정태특성실험은 부하에 인가되는 전압을 서서히 변화시키며 측정하는 것으로 계통의 미소한 변화에 대한 부하의 응답을 정태특성이라 한다. 부하에 대한 고조파의 영향 역시 정적인 상태에서 나타나는 특성이므로 정태특성실험에서는 정현파 전원에 의한 특성뿐만 아니라 고조파가 함유된 전원을 사용한 정태특성실험 역시 실시하였다.

부하실험을 통해 취득된 자료는 각 개별부하에 대한 모델링을 수행한 후 부하합성을 통해 부하모션의 모델을 구축하는데 이용하게 된다. 집단부하실험에서 수집된 자료는 부하합성을 검증하는 자료로 사용하게 된다.

고조파의 분석을 위하여 데이터를 500,000 [s/s]의 비율로 샘플링하여 푸리에 변환을 통해 인가 전원의 고조파를 분석한 후 10 [개/sec]의 비율로 저장하였다. 부하에 인가되는 전원의 파형, 전압과 주파수 변환을 위해 고조파 전원인가장치를 사용하였고, 데이터 취득과 고조파 분석을 위해 DT9834 A/D변환모듈과 DEWESoft 6.5 프로그램을 이용하였다.

계통의 고조파 유무를 가정하여 입력파형은 고조파가 없는 정현파와 기본파 이외의 고조파가 포함된 비정현파를 설정된 전압과 주파수를 고려하여 인가하였다. 일반적으로 전력계통에서 홀수파의 저차 고조파를 제외한 짝수 고조파는

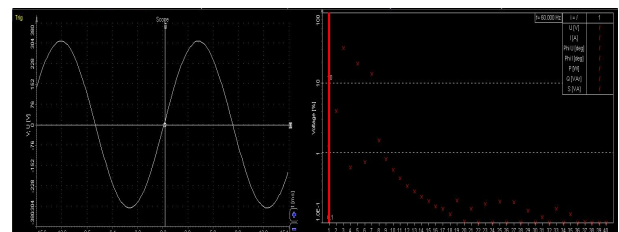
거의 존재하지 않는다. 짝수 고조파는 양의 반주기 파형과 음의 반주기 파형이 대칭이면 발생하지 않고 고조파를 발생하는 부하라 하여도 대부분 전압의 극성에 대해서는 대칭으로 동작하기 때문에 실제의 전력계통에서 짝수 고조파 전류가 문제가 되는 경우는 매우 드물다. 따라서 본 연구에서는 고조파에 의한 영향을 분석하기 위하여, 기본파 외에 홀수 고조파들을 이용하였다.

본 연구에서는 전원 전압의 파형을 표 1에 나타낸 것처럼 정현파(mode 1) 이외에 정현파 + 3고조파(mode 2), 정현파 + 3고조파 + 5고조파(mode 3), 정현파 + 3고조파 + 5고조파 + 7고조파(mode 4), 정현파 + 3고조파 + 5고조파 + 7고조파 + 9고조파(mode 5)가 포함된 경우까지 고려하여 총 5가지 경우를 상정하고 실험을 실시하였다. 그림 2에서는 실험 시 측정된 전원전압의 시간영역에서의 파형과 주파수 영역에서의 FFT 분석결과를 나타내었다. 실험에 사용한 전압과 주파수의 범위는 관련 문헌[12] 등을 토대로, 표 1과 그림 2에서 나타낸 것과 같은 파형을 유지하며 58 [Hz], 60 [Hz], 62 [Hz]의 주파수로 실험값 180 [V]에서부터 230 [V]까지 1 [V/sec]의 속도로 전압을 서서히 변화시키며 실험을 하였다.

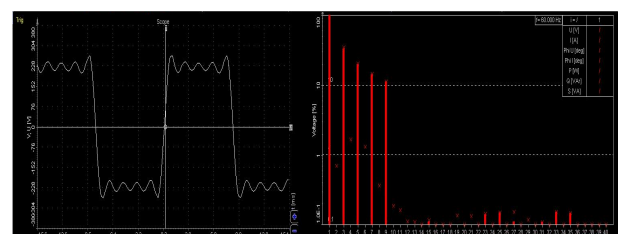
표 1 전원의 설정

Table 1 Power source setup

	인가 전원 파형
mode 1	기본파
mode 2	기본파+3고조파
mode 3	기본파+3고조파+5고조파
mode 4	기본파+3고조파+5고조파+7고조파
mode 5	기본파+3고조파+5고조파+7고조파+9고조파



(a) mode 1 (fundamental)



(b) mode 5 (fundamental+3rd+5th+7th+9th harmonics)

그림 2 정태특성실험에서 사용한 전원

Fig. 2 Power source using static characteristic experiment

미시적 접근법에 의하여 부하를 모델링하는 경우 모델링의 정도는 앞서 설명한 바와 같이 개별부하의 모델링과 부

하구성비가 매우 중요하다. 그러나 부하 모선에 연결된 모든 부하에 대하여 실험 및 모델링을 한다는 것은 현실적으로 불가능하기 때문에 대표적인 개별부하를 선정해서 부하 모델을 구축한다. 본 연구에서는 대표적인 주거용 부하 중 선형부하와 비선형 부하가 혼재하도록 개별부하를 선정하여 비선형 부하가 혼재된 계통에서 비선형 부하의 영향을 평가할 수 있도록 하였으며 또한, 실험실에서의 실험 과정을 고려하여 최종적으로 표 2와 같이 선풍기(electric fan), 텔레비전(T.V.), 삼파장 램프(compact fluorescent lamp; C.F.L.), 형광등(fluorescent lamp; F.L.), 인버터 스탠드(desk lamp)의 5가지로 선정하였다.

표 2 대표부하 선정

Table 2 Selected typical load

항목	정격전압 [V]	정격 유효전력 [W]
선풍기	220	148
텔레비전	220	210
삼파장 램프	220	66
형광등	220	148
인버터 스탠드	220	74

3.2 개별부하 모델링 결과

앞 절에서 설명된 특성실험으로부터 구축된 자료를 바탕으로 2장에서 설명된 LMBP 신경회로망을 이용하여 각 개별부하의 정태특성을 모델링 하였다. 개별부하 정태특성 실험을 통해 취득된 정현파 전원을 이용한 실험 결과와 고조파가 포함된 전원을 이용한 실험결과를 통합하여 전체 전압과 주파수의 경우가 골고루 포함될 수 있도록 학습용 자료와 검증용 자료로 나누고 학습용 자료를 이용하여 신경회로망을 학습시켰다. 학습자료는 신경회로망의 출력함수의 특성을 고려하여, 정격값의 두 배로 정규화 하였다. 학습된 신경회로망에 학습에 사용하지 않은 검증용 자료를 입력하여 모델링의 정도를 확인한 결과를 그림 3에 나타내었다.

$$AER = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_{mi} - P_{ci}}{P_{mi}} \right| \quad (7)$$

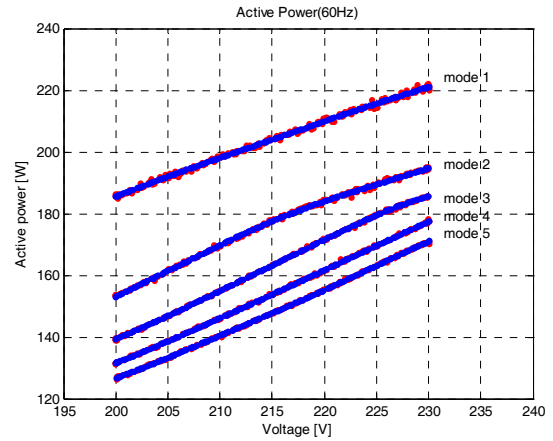
$$SSE = \sum_{i=1}^n (P_{mi} - P_{ci})^2 \quad (8)$$

단,  $P_{mi}$  :  $i$  번째 측정값(참값)  
 $P_{ci}$  :  $i$  번째 계산값(모델의 출력값)

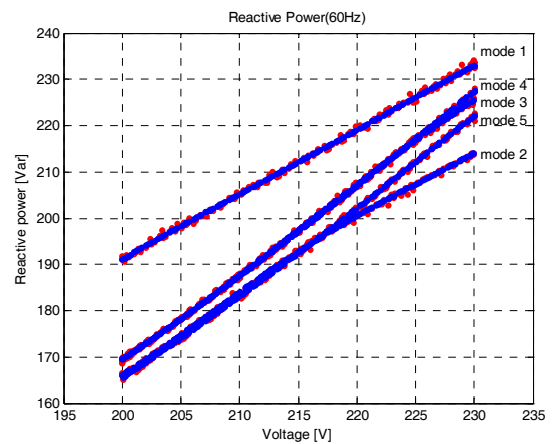
표 3 정태부하모델링 오차(유효전력)

Table 3 Error of static modeling(active power)

Load	Training data		Testing data	
	SSE	ARE	SSE	ARE
Electric fan	0.0103	0.1464	0.0103	0.1472
T.V.	0.0095	0.1478	0.0096	0.1499
C.F.L.	0.0255	0.3370	0.0256	0.3381
F.L.	0.0067	0.0912	0.0067	0.0902
Desk lamp	0.0205	0.2064	0.0208	0.2098



(a) active power



(b) reactive power

그림 3 T.V.부하에 대한 모델링 결과 (60 [Hz])

Fig. 3 Modeling result of the T.V. (60 [Hz])

표 4 정태부하모델링 오차(무효전력)

Table 4 Error of static modeling(reactive power)

Load	Training data		Testing data	
	SSE	ARE	SSE	ARE
Electric fan	0.0072	0.1028	0.0072	0.1019
T.V.	0.0084	0.1186	0.0086	0.1210
C.F.L.	0.0044	0.0458	0.0044	0.0455
F.L.	0.0717	0.9537	0.0704	0.9477
Desk lamp	0.0055	0.0466	0.0056	0.0474

그림 3은 T.V. 부하의 모델링 결과 중 60 [Hz] 자료에 대한 결과를 나타내고 있으며, T.V. 부하의 경우 인가 전원의 왜곡정도에 따라 부하의 응답에 차이가 있음을 알 수 있다. T.V. 부하의 유효전력에 대한 평균 모델링 오차는 약 0.15 [%], 무효전력에 대한 평균 모델링 오차는 약 0.12 [%]로 모두 양호한 모델링 결과를 얻었다. 모델링 오차는 실험의 측정값을 참값으로 해서 신경회로망 모델의 출력값과의 오

차를 식 (7)의 평균 오차(average error ratio; AER)와 식 (8)의 오차제곱합(sum squared error; SSE)으로 나타내었다. 전체 개별부하에 대한 모델링 오차를 표 3과 표 4에 정리하였다.

### 3.3 부하합성 결과

개별부하 합성에 의한 모션부하모델링 결과를 검증하기 위한 자료를 획득하기 위하여 집단부하에 대한 특성실험을 실시하였다. 집단부하의 특성실험 역시 개별부하에 대한 특성실험과 동일한 방법으로 진행하였다.

제안된 비선형 부하를 고려한 영향력 계수 추정 기법의 성능을 평가하기 위해 선형특성을 가지는 부하와 비선형 특성을 가지는 부하가 혼합되도록 표 5와 같이 집단부하를 구성하였다. Group 1은 선형부하로 분류할 수 있는 선풍기 부하와 비선형 부하로 구분할 수 있는 T.V.와 삼파장램프로 구성하여, 다른 사례에 비해 각 부하의 무효전력의 크기가 비슷하도록 하였다. Group 2는 선형부하의 비율이 비선형 부하의 비율보다 크도록 선풍기, 형광등, 삼파장램프로 구성하였으며, group 3에서는 비선형부하의 비율이 선형부하에 비해 크도록 부하를 구성하였다. 표 5와 같이 구성된 부하에 개별부하 정태특성실험에서와 동일한 방법으로 실험을 진행하였다.

**표 5** 집단부하의 구성  
**Table 5** Group load setup

Group	Item	Fan	T.V.	C.F.L.	Total
	1	P [W]	148	210	66
Q [Var]		173	215	120	508
Group 2	Item	Fan	F.L.	C.F.L.	Total
	P [W]	148	148	66	362
	Q [Var]	173	28	120	321
Group 3	Item	F.L.	Desk lamp	T.V.	Total
	P [W]	148	74	210	432
	Q [Var]	28	164	215	407

유효전력의 경우는 기존의 부하구성비를 이용한 방법을 사용하여 부하 합성을 하여도 문제가 없다. 따라서 본 연구에서는 유효전력에 대한 합성에 기존의 부하구성비를 이용한 방법을 사용하여 합성하였다. 합성 결과에 대한 성능평가 지표로 전체적인 오차를 평가하기 위한 평균오차율과 합성기법에 따른 부하모션 모델의 최대 오차를 비교하기 위해 최대오차율을 사용하여 계산한 결과를 표 6에 정리하였다. 유효전력은 3가지 그룹에서 모두 평균오차 1 [%] 이내, 최대오차 2 [%] 이내로 양호하게 합성되었음을 알 수 있다.

**표 6** 유효전력 합성 오차

**Table 6** Aggregation error of active power

		Group 1	Group2	Group 3
Average error ratio	58[Hz]	0.9479	0.5474	0.4201
	60[Hz]	0.884	0.5705	0.3892
	62[Hz]	0.9014	0.557	0.4208
	Total	0.9111	0.5583	0.4100
Maximum error ratio	58[Hz]	1.9481	1.4249	1.2816
	60[Hz]	1.8889	1.4891	1.2036
	62[Hz]	1.9094	1.3941	1.1921
	Total	1.9481	1.4891	1.2816

한편, 무효전력의 경우에는 본 연구에서 제안한 영향력계수 추정 기법을 이용하여 영향력 계수의 추정결과를 표 7에 나타내었다. 표 7의 계수 중  $\alpha$ 값들은 전원 전압에 고조파가 없는 경우( $V_{THD}$ 가 0인 경우)에 대한 각 부하의 영향력을 나타낸다. 전원 전압이 왜곡되는 정도에 따라 각 개별 부하가 전체 부하에 대해 갖는 영향력은 변화하게 된다. 식 (6)에서 계수항을  $\gamma$ 라고 놓으면  $\gamma_m = \alpha_m + \beta_m V_{THD}$ 가 되고 이  $\gamma$ 값이 전원 전압이 왜곡된 경우 변화된 부하의 영향력을 나타낸다. 그림 4는 group 1에 대해 추정된 계수에 전압 파형에 고조파가 포함된 정도에 따라 계수 항 전체 크기( $\gamma$ )의 변화, 즉 전원 전압에 고조파가 포함되는 경우 각 부하가 전체 부하에 미치는 영향력의 변화를 나타내었다. 그림 4에서는 group 1을 구성하는 부하 중 계수  $\beta$ 가 양수인 선풍기와 삼파장램프 부하의 영향력은 고조파가 증가할 때 같이 증가하는 경향을 보이고 있으나, 계수  $\beta$ 가 음수인 T.V.부하의 영향력은 고조파가 증가할 때 감소하는 경향을 보이고 있다. 계수  $\beta$ 가 음수라는 의미는 전원의 고조파가 증가할 때 계수 항 전체의 크기 즉 부하에 대한 영향력이 작아진다는 것을 의미하고 그림 4와 표 7의 결과는 이를 잘 보여주고 있다.

**표 7** 영향력계수 추정 결과

**Table 7** Estimation results of impact coefficients

	Group 1	Group 2	Group 3
$\alpha_1$	0.4235	0.5582	0.1138
$\alpha_2$	0.4176	0.1016	0.3572
$\alpha_3$	0.1584	0.3433	0.5278
$\beta_1$	0.2647	-0.3566	-0.2276
$\beta_2$	-0.4203	-0.2033	0.0613
$\beta_3$	0.3565	0.6811	0.2663

Group 1에 정현파 전원을 인가한 정상상태에서 기존의 구성비 방법과 제안된 방법의 계수  $\alpha$ 값을 비교하면, 삼파장램프의 경우 부하 단독의 무효전력은 120 [Var]로 전체 무효전력에 대한 각 개별부하의 무효전력 비율로 보면 23.6 [%]였으나 제안된 영향력계수 추정 기법에 의해 영향력을 추정한 결과 전체 무효전력에 미치는 영향은 15.84 [%]로 낮아진 반면 선풍기의 경우는 기존의 구성비는 34 [%]였으나 제안된 영향력 계수는 42.35 [%]로 높아졌다.

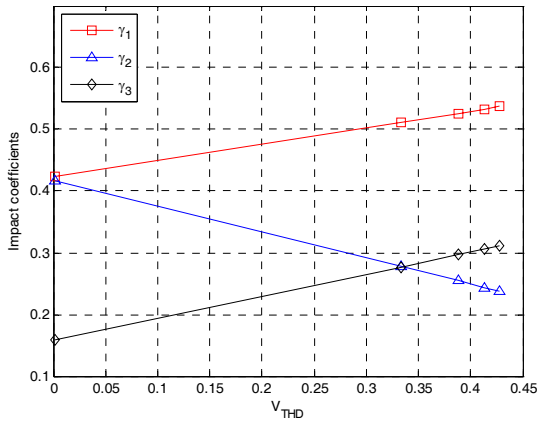


그림 4  $V_{THD}$  변화에 따른 영향력의 변화 (group 1)  
 Fig. 4 Impact variation for  $V_{THD}$  variation(group 1)

표 8 무효전력 합성 오차(평균오차)

Table 8 Aggregation error of reactive power(average error)

평균오차		Group 1	Group 2	Group 3
부하구성비를 이용한 방법	58[Hz]	7.5957	9.2146	2.2331
	60[Hz]	7.673	9.1444	2.2936
	62[Hz]	7.8298	9.0586	2.3199
제안된 방법	58[Hz]	0.7003	1.0203	0.3737
	60[Hz]	0.4578	1.0349	0.4033
	62[Hz]	0.5286	1.1372	0.3947

표 9 무효전력 합성 오차(최대오차)

Table 9 Aggregation error of reactive power(maximum error)

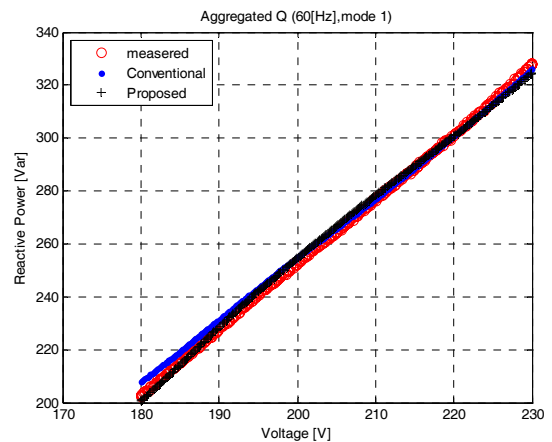
최대오차		Group 1	Group 2	Group 3
부하구성비를 이용한 방법	58[Hz]	11.494	15.861	4.0132
	60[Hz]	11.653	16.185	4.2687
	62[Hz]	11.681	16.431	4.1918
제안된 방법	58[Hz]	2.9843	3.7504	1.2582
	60[Hz]	2.3201	4.2894	1.0803
	62[Hz]	1.9656	4.6469	1.0404

기존의 부하구성비를 이용하여 합성한 결과와 추정된 영향력계수를 이용하여 부하 합성을 수행한 결과를 표 8과 표 9에 나타냈다. 표 8과 표 9는 성능평가지표로 절대오차를 사용하였고, 전체적인 오차를 평가하기 위한 평균오차율 [%]과 최대 오차를 비교하기 위해 최대오차율 [%]을 사용하였다. Group 1의 경우에 기존의 부하구성비에 의한 합성 결과와 제안된 방법을 비교 하였을 때 각 주파수별로 평균 오차율은 약 7.70 [%]에서 약 0.56 [%]로 감소하였고 최대 오차율은 약 11.68 [%]에서 약 2.98 [%]로 감소하였음을 알 수 있다. Group 2와 group 3의 경우에도 제안된 영향력 계수를 이용할 경우 더 정밀한 합성이 가능함을 알 수 있다.

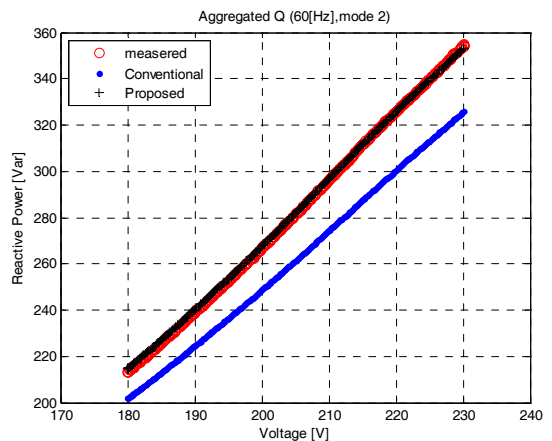
그림 5에는 group 1에 대한 기존의 구성비에 의한 합성 방법과 제안된 방법을 이용한 결과를 나타낸다. 그림에서

보이는 바와 같이 정현과 전원에 대한 무효전력은 주파수와 관계없이 두 방법 모두 비교적 정확히 추정하고 있다. 60 [Hz]의 정현과 전원을 인가한 경우인 그림 5(a)를 보면 비선형 부하의 영향이 구성비와는 다르게 작용하기 때문에 기존 방법을 이용한 경우 저전압 부분에서 실측값과 추정값이 차이가 나고 있으나 제안된 방법을 이용한 경우에는 전압의 전 구간에서 걸쳐 적절하게 추정하고 있는 것을 알 수 있다.

전원전압에 고조파가 포함된 그림 5(b)의 경우에는 기존의 각 개별부하의 출력과 부하구성비를 이용한 합성값이 실측값과 큰 차이를 보이고 있는 반면, 제안된 방법을 이용한 경우에는 전체범위에 걸쳐 적절하게 추정하고 있는 것을 알 수 있다. 표 8, 표 9, 및 그림 5의 결과를 통해 제안된 영향력 계수를 추정하여 무효전력을 합성하는 것이 효과적임을 알 수 있다.



(a) 60 [Hz], mode 1



(b) 60 [Hz], mode 2

그림 5 무효전력 합성 결과(group 1)

Fig. 5 Aggregation result of reactive power(group 1)

#### 4. 결 론

비선형 부하나 전원전압이 왜곡되는 경우의 무효전력은 기존의 선형부하에서의 무효전력의 경우와 같이 동일한 주파수의 전압과 전류의 위상차에 의해 발생하는 무효전력 이

외에도 서로 다른 주파수의 전압과 전류에 의해 발생하는 왜곡전력들이 포함되어 있다. 각 개별부하에서 측정된 무효 전력 값을 기준으로 부하구성비를 설정하여 합하는 경우에 이 왜곡전력에 의한 무효전력 값들에 의한 오류가 발생하게 되므로 이를 해결하기 위한 영향력계수를 도입하였다.

본 연구의 결과는 다음과 같이 정리할 수 있다.

첫째, 개별부하들을 선정하여 각 개별부하에 대한 정태 특성실험을 실시하였다. 특히 정태 특성실험시 전원전압이 고조파에 의해 왜곡된 경우까지 상정하여 고조파 전원을 이용한 특성실험을 실시하였다. 개별부하 특성실험을 통해 얻어진 자료를 이용하여 전압의 고조파까지 고려한 개별부하 모델을 구축하였다.

둘째, 기존의 각 개별부하에서의 부하구성비를 이용하여 모선부하를 구축하는 방법의 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 각 개별부하가 전체 부하에 미치는 영향력을 최소자승법을 이용하여 추정하고, 이 영향력 계수를 이용하여 각 개별부하를 모선 부하로 합성하는 방법을 제안 하였다. 집단부하실험으로 얻어진 3가지 경우에 제안된 부하합성기법을 적용한 결과 평균오차 0.56[%], 1.06[%], 0.39[%]로 매우 우수하게 합성되었음을 알 수 있다.

앞으로, 각 개별부하의 일반적인 특성과 고조파에 대한 특성을 보다 정확히 파악하기 위하여 양호한 실험환경에서의 더 많은 반복실험이 요구되고, 또한 실계통에서의 실험을 통해 실제에 더욱 가까운 부하모델의 개발이 요구된다. 아울러, 완전형 고조파 조류계산 등의 다른 다양한 계통 해석 알고리즘에 적용하기 위한 노력 역시 필요할 것으로 사료된다.

**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] F.J. Meyer and K.Y. Lee, "Improved Dynamic Load Model for Power System Stability Studies," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 9, pp. 3303-3309, 1982

[3] Y. Kataoka, "State Variable Description of Dynamic Load Models in Electrical Power System Analysis," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No. 1, pp. 149-157, 1995

[4] C. Concordia and S. Ihara, "Load Representation in Power System Stability Studies," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 4, pp. 969-977, 1982

[5] A. Keyhani, W. Wu, and G.T. Heydt, "Composite Neural Network Load Models for Power System Stability Analysis," Power Systems Conference and Exposition, Vol. 2, pp. 1159-1163, 2004

[6] M.T. Au and J. V. Milanovic, "Development of Stochastic Aggregate Harmonic Load Model Based on Field Measurements," IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 22, No. 1, pp. 323-330, 2007

[7] H.C. Lin, "Intelligent Neural Network-Based Fast Power System Harmonic Detection," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 54, No. 1, pp. 43-52, 2007

[8] H. Liao, "Power System Harmonic State Estimation and Observability Analysis via Sparsity Maximization," IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 22, No. 1, pp. 15-23, 2007

[9] 이종필, 김성수, "비선형 부하를 고려한 새로운 부하합성 기법," 전기학회논문지, 61P권, 5호, pp. 168~173, 2012

[10] J.Y. Lim, J. H. Kim, J.O. Kim, and C. Singh "Application of Expert System to Load Composition Rate Estimation Algorithm," IEEE Trans. on Power System, Vol. 14, No. 3, pp. 1137~1143, 1999

[11] M.T. Hagan, H.B. Demuth, and M. Beale, Neural Network Design, Thomson Learning, pp. 12-19~12-31, 1996

[12] 지평식, 이종필, 임재윤, 추진부, 김정훈, "개별 부하모델링을 위한 부하의 합리적인 특성실험," 전기학회논문지, 51A권, 2호, pp. 45~52, 2002

저 자 소 개



**이 종 필 (李 鍾 弼)**

1970년 12월 14일생. 1996년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업, 1999년 동 대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사), 2013년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사), 현재 한국교통대학교 전기공학과 겸임교수  
E-mail : jolious@ut.ac.kr



**김 성 수 (金 聖 洙)**

1989년 University of Arkansas Fayetteville 졸업 (석사), 1997년 University of Central Florida 졸업 (박사), 1999 ~ 2001 우석대학교 전기공학과 교수, 2001 ~ 현재 충북대학교 전기공학과 교수  
E-mail : sungkim@chungbuk.ac.kr