

# 가변구성비 추정기법과 이를 이용한 무효전력 축약모델의 오차보정기법 개발

논문

60P-4-5

## Estimation Method of Variable Composition Rate and Error Compensation Method of Aggregative Model for Reactive Power by Variable Composition Rate

이대종\* · 이종필\*\* · 임재윤\*\*\* · 지평식†

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

**Abstract** - Recently, due to the expansion of electric power demands, nonlinear load such as converters and inverters connected to the electric power distribution system, and extensive application of harmonic generation sources with power electric devices, disturbance of the electric power system and its influences on industries have been continuously increasing. In this research, we develop a novel aggregation algorithm by considering the harmonics characteristics for residential loads. Using data sets acquired from various experiments, we analyzed load characteristics according to harmonics and presented the results obtained the proposed method

**Key Words** : Load Model, Harmonics, Residential Load, Composition Rate

### 1. 서 론

전력계통에는 기본과 외에 다양한 부하에서 발생하는 고조파 전류가 혼재되어 있다. 고조파의 발생원인은 크게 두 가지로 구분할 수 있는데, 그 하나는 최근 사용이 늘어난 첨단 제어장치, 전력전자기 등 다양한 반도체 전력변환 설비에 의한 것이며, 다른 하나는 변압기, 회전기 등의 기존 전력기기의 비선형 특성 영역에서의 운전에 의한 것으로 구분할 수 있다. 이러한 비선형 부하의 유형이나 양이 증대하면 전원 측에 많은 고조파 전류가 흐르게 되고 따라서 전압의 왜형이 발생하여 계통내의 다른 설비에까지 악영향을 미친다. 또한, 고조파에 의해 전압과 주파수의 변동은 초래하며 그로 인하여 전력계통 해석에 중요한 성능 지표로 고려되는 부하의 특성을 모델링하는데 어려움을 겪고 있다 [1-3]. 그러나 기존의 고조파에 관한 연구는 고조파 장애에 관한 연구가 주류를 이루고 있고 전원에 고조파 성분이 있을 경우 부하의 응답특성에 관한 연구는 극히 드문 실정이다.

최근 눈부신 산업 발전과 국민생활 수준의 향상으로 인하여 전력계통은 초고압, 대용량화되고 있으며 이러한 전력계통은 우리의 생활에 절대적인 영향을 미치고 있기 때문에 전력의 공급은 충분한 품질을 전제로 하지 않으면 안 된다. 또한, 공급의 신뢰도를 높이기 위해서는 계통의 계획, 설계, 운용 및 제어 등이 최상의 상태를 유지하여야 한다[1]. 이를 위해서는 전력계통에 연결된 개별부하의 특성을 예측하는

개별부하모델링 방법과 다양한 개별부하로 구성된 모선의 집단부하 특성을 예측하는 집단부하 축약모델링 방법의 개발이 선행되어야 한다.

이러한 부하모델링 방법에 관한 연구를 살펴보면, 개별 부하 및 집단부하에 대하여 정태특성 실험을 실시하고 주거용 및 상업용, 산업용 부하에 대한 시간별 부하구성비를 추정하여 부하모델의 효용성을 입증한 방법[2]과 신경회로망 등을 이용한 부하모델링 기법 및 계통 적용 방법에 관한 방법론을 제시한 연구도 수행되었다[3]. 또한, 전력계통 안정도 정밀해석을 위한 부하 역률모델 개발 기초연구[4], 다층 신경회로망을 이용하여 동태부하를 모델링하고 하는 방법[5], 개구 신경회로망을 이용한 하여 부하를 표현하고 전압안정도에 적용한 바 있으며[6], 부하의 정태 및 동태모델의 파라미터를 확률론적 방법으로 표현한 연구도 시도되었다[7]. 이외에도 Keyhani 등은 신경회로망을 이용하여 선형 및 비선형으로 구성된 집단모델에 대한 부하모델을 개발하였으나, 인버터 구동 유도전동기의 부하모델을 개발하는데 한정되어 있다[11]. 또한 신경회로망을 이용하여 과도상태의 동적모델에 제안하고 실증 데이터를 이용하여 타당성을 검증한 연구도 진행되고 있다[9].

전력계통에서 궁극적으로 필요로 하는 부하모델은 계통모선에서의 표현이다. 그러나 하나의 계통 모선에는 여러 부하들이 직접 또는 변압기와 배전선을 통해서 연결되어 있다. 모선에 병렬로 연결된 집단부하의 소비전력은 Tellegen 이론에 의하여 집단부하를 구성하는 개별부하 소비전력의 합과 같으므로 개별부하만 효과적으로 모델링을 한다면 유효전력에 대한 축약모델은 직접적으로 구해질 수 있다. 한편, 무효전력 축약모델은 정격상태에서 구해진 고정된 구성비만을 적용하여 구성되는데, 이럴 경우 정격상태가 아닌 조건하에서 무효전력의 축약모델은 단순하게 개별부하에서 예측된 무효전력의 선형결합에 의해 얻을 수 없는 문제점이 있다.

따라서 본 연구에서는 기존의 고정된 구성비만을 이용한

\* 정 회 원 : 충주대학교 전기공학과 외래교수 · 공박

\*\* 정 회 원 : 충주대학교 전기공학과 겸임교수

\*\*\* 시니어회원 : 대덕대학 전기과 교수 · 공박

† 교신저자, 시니어회원 : 충주대학교 전기공학과 교수 · 공박

E-mail: psji@cjnu.ac.kr

접수일자 : 2011년 8월 10일

최종완료 : 2011년 9월 27일

여 무효전력의 축약모델을 문제점을 해결하기 위하여 전압에 따른 구성비를 가변적으로 예측하는 방법과 이를 이용한 새로운 무효전력의 축약모델을 제안한다. 즉, 무효전력 축약모델의 성능을 개선시키기 위하여 고정된 구성비를 사용하는 기존방식과 달리 전류의 고조파 성분의 특성을 이용하여 구성비를 효과적으로 추정하고, 추정된 구성비와 미리 구축된 개별부하 예측모델과의 선형결합에 의해 축약된 무효전력을 예측하도록 하였다.

## 2. 가변구성비에 의한 무효전력 축약모델의 오차보정기법

본 연구에서는 그림 1에서 보는 바와 같이 부하별로 발생되는 고조파 전류의 특성을 이용한 개선된 무효전력 축약모델을 개발하였다. 제안방법은 기존방식인 고정 구성비를 사용하는 대신에 전류의 고조파 성분의 특성을 이용하여 구성비를 추정하고, 개별부하모델에 의해 예측된 무효전력과 추정된 구성비의 선형결합에 의해 최종적으로 무효전력의 축약모델을 개발하였다.

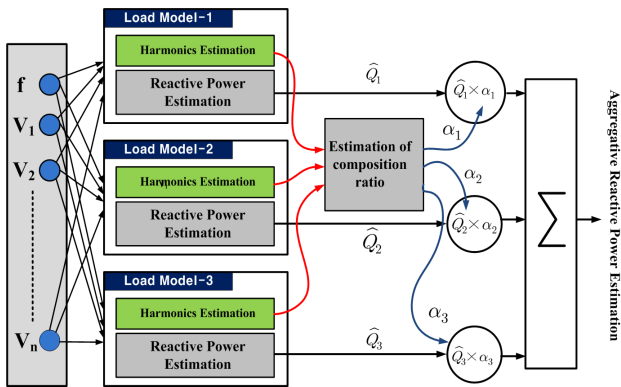


그림 1 제안된 무효전력 축약 방법  
Fig. 1 A proposed aggregative reactive power estimation method

### 2.1 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용한 개별부하의 무효전력 예측

개별부하에 대한 무효전력을 예측하기 위하여 본 논문에서는 그림 2와 같이 뉴로-퍼지 추론시스템(ANFIS : Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)을 이용한 모델링 방법을 적용하였다[10]. 뉴로-퍼지 시스템의 입력으로는 주파수, 전압의 실효값, 3고조파, 5고조파, 7고조파, 9고조파, 전압 THD를 사용하였고 출력은 무효전력을 적용하였다.

그림 2에서는 Jang에 의해 제안된 TSK 뉴로-퍼지 모델인 뉴로-퍼지시스템(ANFIS : Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)을 나타냈다[11]. 뉴로-퍼지 시스템은 언어적 입력과 다항식을 출력으로 가지는 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 퍼지 모델이며, 전방향 학습은 최소자승법과 역방향 학습은 오류 역전파 알고리즘을 이용하여 시스템을 학습한다.

TSK 퍼지 모델의 기본구조는 다음과 같다.

$$R^1: \text{If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \quad \text{then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (1)$$

$$R^2: \text{If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \quad \text{then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

식 (1)에서  $x$ 와  $y$ 는 입력이고,  $A_i, B_i$ 는 언어적 레벨이며  $\{p_i, q_i, r_i\}$ 는 결론부 파라미터이다. 위와 같은 규칙에 대해 뉴로-퍼지 시스템의 구조는 그림 2와 같이 5개의 층으로 이루어진다. ANFIS에 대하여 각 층의 동작특성과 학습절차는 다음과 같다.

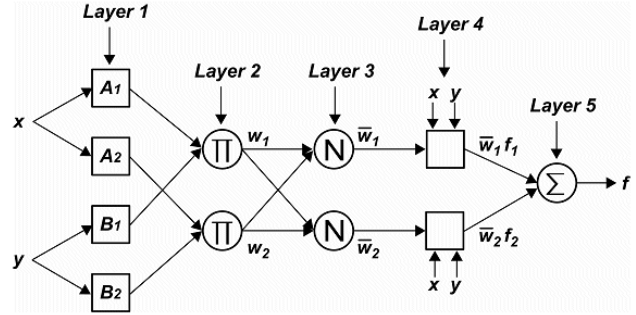


그림 2 ANFIS 구조  
Fig. 2 Structure of ANFIS

[layer 1] 이 층의 모든 노드는 다음과 같은 소속 값을 가진 출력을 가진다.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ for } 1,2 \quad (2)$$

$$O_{2,i} = \mu_{B_i}(y), \text{ for } 3,4$$

여기서,

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - c_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - c_i)\right\}$$

[layer 2] 1층에서 구한 소속 값을 각 규칙의 곱으로 가중치를 나타낸다.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \quad (3)$$

[layer 3] 모든 노드는 다음과 같이 정규화 된 가중치 값으로 출력하게 된다.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (4)$$

[layer 4] 정규화 된 가중치 값과 결론부의 곱으로 출력을 나타낸다.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

[layer 5] 가중 평균법(weighted average method)에 의한 최종 출력을 구한다.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

2.2 전류의 고조파 성분 추정 알고리즘

정확도가 높은 무효전력 측약 모델을 구축하기 위해서는 전압 및 전류의 고조파 성분이 고려되어야 한다. 이를 위해선 우선적으로 주거용 부하별로 고조파 특성을 추정하는 알고리즘 개발이 필수적이다. 따라서 본 연구에서는 논문 [12]에서 제안된 입력전압의 크기 및 입력전압의 고조파 전압원에 따른 전류의 고조파 성분의 추정알고리즘을 적용하였다. 적용된 추정알고리즘은 그림 3에서 보는 바와 같이 처리속도가 우수한 ELM(Extreme Learning Machine)을 이용하여 입력전압에 따른 전류의 기본파, 3, 5, 7, 9차 고조파 성분을 추정한다.

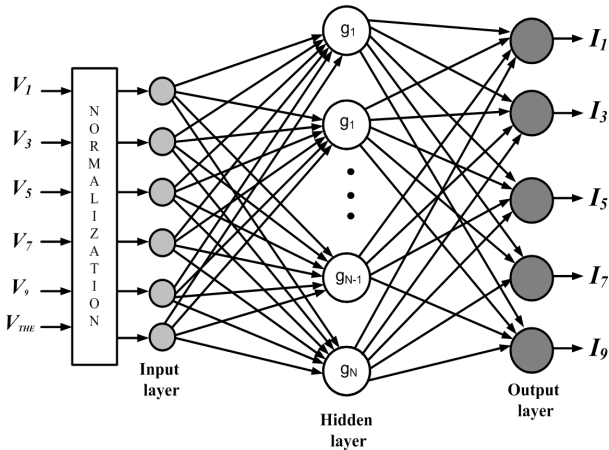


그림 3 ELM을 이용한 전류 고조파 성분 추정 알고리즘  
Fig. 3 A current harmonics estimation method by ELM

ELM의 학습과정을 설명하기 위해  $m$ 개의 데이터  $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, m\}$ 와 한개의 출력노드를 가지고  $N$ 개의 은닉노드들을 가지는 전방향 신경 회로망의 학습을 고려해보자. 여기서, 입력  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$  이고,  $y_i \in R$ 이며,  $N$ 개의 은닉노드들의 활성화 함수  $g(x)$ 에 의한 전방향 신경 회로망의 출력은 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다[13].

$$g(\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{a} = y_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

여기서,  $\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}]^T, j = 1, 2, \dots, N$  은  $j$ 번째 은닉노드와 입력노드들을 연결하는 가중치 벡터로 임의의 값으로 초기화 되며,  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$  는 은닉노드들과 출력노드를 연결하는 가중치 벡터이다.  $\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i$  는  $\mathbf{w}_j$ 와  $\mathbf{x}_i$ 의 내적을 의미한다.

식 (7)은 식 (8)과 같이 간결하게 표현될 수 있다.

$$\mathbf{G}\mathbf{a} = \mathbf{y} \quad (8)$$

여기서  $\mathbf{G}$ 와  $\mathbf{y}$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{G}(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_N, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m) = \begin{bmatrix} g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_1) & \dots & g(\mathbf{w}_N \cdot \mathbf{x}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_m) & \dots & g(\mathbf{w}_N \cdot \mathbf{x}_m) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (10)$$

$\mathbf{G}$ 는 전방향 신경 회로망에서 은닉층의 출력으로  $\mathbf{G}$ 의  $i$ 번째 열은 입력  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m$ 과 관련된  $i$ 번째 은닉노드들의 출력 벡터이다. 최종적으로, 식 (11)과 같이 최소자승법에 의하여 출력 가중치  $\hat{\mathbf{a}}$ 을 구한다.

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{G}^{\dagger} \mathbf{y} \quad (11)$$

여기서  $\mathbf{G}^{\dagger}$ 는 은닉층의 출력  $\mathbf{G}$ 의 모어-페로스의 일반화된 역행렬이다. 만일  $\mathbf{G}^T \mathbf{G}$ 가 비정칙인 경우,  $\mathbf{G}$ 의 모어-페로스의 일반화된 역행렬은 식 (12)와 같이 얻어진다.

$$\mathbf{G}^{\dagger} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \quad (12)$$

최종 예측은 식 (13)과 같이 얻어진다.

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G}\hat{\mathbf{a}} \quad (13)$$

2.3 무효전력 오차 보정기법 개발

그림 4에서는 “선풍기”, “TV”, “삼파장램프” 등 세 개의 개별부하로 구성된 집단부하에 대하여 기존방법인 고정된 구성비를 이용한 무효전력 측약결과를 나타냈다. 그림 4에서 보는 바와 같이 정격전압이하에서는 추정된 무효전력이 측정된 무효전력보다 높게 나타났으며, 이와 반대로 정격전압 이상에서는 추정된 무효전력이 측정된 무효전력보다 낮게 나타났다. 따라서 추정된 무효전력과 측정된 무효전력의 오차가 적게 나타나기 위해서는 기존의 구성비를 사용하는 대신에 추정된 무효전력이 측정된 무효전력을 추정하도록 구성비를 변경할 필요성이 있다. 본 연구에서는 효과적으로 구성비를 찾기 위한 방법으로서 부하별로 지니고 있는 특성인 전류의 고조파 성분의 특성을 이용하였다.

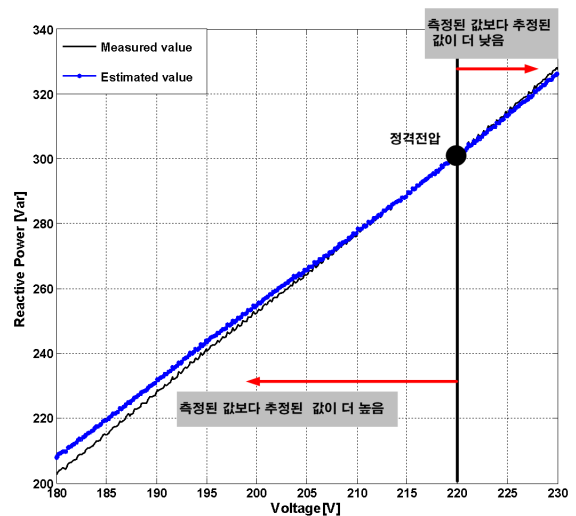


그림 4 고정된 구성비에 의한 무효전력 측약 결과  
Fig. 4 An aggregative result for reactive power by fixed composition rate

본 연구에서 제안한 집단부하를 구성하는 개별부하의 구성비를 추정하는 알고리즘을 설명하면 다음과 같다.

**[단계 1]** 부하별 고조파 성분의 크기를 식 (14)와 같이 정규화 한다.

$$i_{ij}' = \frac{I_{ij}}{I_{Tj}} \quad (14)$$

식 (14)에서  $i_{ij}'$ 는  $i$ 번째 부하의  $j$ 번째 고조파 성분을 의미하며,  $I_{Tj}$ 는 고려 대상 개별부하의 전류성분 중에서  $j$ 번째 고조파 성분의 총합을 의미한다.

**[단계 2]** 정규화된 전류의 고조파 성분을 이용하여 식 (15)와 같이 고려 대상의 개별부하에 대한 고조파 특성값을 추출하였다.

$$H_i = c_1 H_{i1} + c_3 H_{i3} + c_5 H_{i5} + c_{17} H_{i7} + c_9 H_{i9} \quad (15)$$

식 (15)에서  $c_i$ 는 각각의 고조파 성분인 기본파, 3, 5, 7, 9 고조파에 대한 가중치를 의미한다. 본 연구에서는 가중치를 식 (16)에 의해 산출된다.

$$c_i = \frac{I_{Ti}}{\sum_{j=1}^5 I_{T(2j-1)}} \quad (16)$$

**[단계 3]** 식 (16)에서 계산한 고조파 특성값을 정격 220[V]에서 0이 되도록 정규화한 후 식 (17)에 의해 정격에 대한 고조파 특성값의 변화율을 계산한다.

$$\delta_i = \frac{H_i}{\sum_{j=1}^n H_j} \quad (17)$$

**[단계 4]** 최종적으로 추정하고자 하는 구성비  $R$ 는 정격일 때의 기본구성비  $r_i$ 에 식 (17)에서 구한 변화율을 고려한 식 (18)에 의해 구한다. 식 (18)에서  $\alpha$ 는 가중인자이다.

$$R_i = r_i + \alpha \delta_i \quad (18)$$

**[단계 5]** 최종적으로 축약모델  $Q_i$ 는 식 (19)와 같이 추정된 구성비  $R_i$ 와 개별부하모델에서 예측된 무효전력  $\hat{Q}_i$ 의 선형결합에 의해 집단부하의 무효전력을 추정한다.

$$\hat{Q}_i = \sum_{i=1}^n R_i \hat{Q}_i \quad (19)$$

### 3. 실험 및 결과

#### 3.1 실험장치의 구성 및 데이터 취득

제안된 무효전력 축약모델에 대한 성능을 평가하기 위하여 일반적인 주거용부하를 이용하여 축약모델을 구성하였다.

표 1은 본 논문에서 구성한 집단부하의 사례로, 집단부하를 구성하는 각 개별부하의 정격 및 구성비를 표시하였다. 표 1에 나타난 바와 같이 주거용 부하 중에서 세 경우의 축약모델을 고려하였다. 축약모델(1)은 “선풍기”, “TV”, “삼파장 램프”로 구성하였으며, 각각의 구성비는 0.34, 0.42, 0.24로서 고른 구성비를 갖고 있다. 축약모델(2)는 “형광등”, “인버터 스탠드”, “TV”로 구성하였으며, 각각의 구성비는 0.07, 0.40, 0.53으로서 하나의 개별부하의 구성비는 매우 적은 구성비를 갖고 있다. 마지막으로 축약모델(3)은 “히터”, “TV”, “형광등+백열등”으로 구성하였으며, TV를 제외한 나머지 두 개의 개별부하의 구성비는 매우 적은 값을 갖고 있다.

데이터 취득과정을 간략히 설명하면 다음과 같다[13]. 부하에 인가되는 전원의 파형, 전압의 크기 변화를 위해 Programmable Power Supply (SW 1750A, ELGAR)를 사용하였고, 데이터 취득과 분석을 위해 DT9834 A/D변환모듈과 DEWE Soft 6.5 프로그램을 이용하였다. 본 논문에서는 전원전압에 고조파가 존재하는 경우에 대해서도 고려하였으므로, 전원전압의 파형을 “정현파”의 경우 이외에도, “정현파+3고조파”, “정현파+3고조파+5고조파”, “정현파+3고조파+5고조파+7고조파” 등 5가지 경우에 대해 실험을 실시하였다. 전압과 전류의 순시값을 측정하기 위하여 데이터를 10,000[sample/sec]의 비율로 샘플링하여 저장하였다.

**표 1** 축약모델의 구성

**Table 1** A configuration of aggregative model

축약 모델	품 목	선풍기	TV	삼파장 램프
(1)	무효전력	173	215	120
	구성비[%]	0.34	0.42	0.24
축약 모델 (2)	품 목	형광등	스탠드	TV
	무효전력	27	164	215
(3)	무효전력	2	215	21
	구성비[%]	0.008	0.902	0.09

#### 3.2 무효전력 축약 결과

개별부하가 연결된 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 합산함으로써, 모선의 집단부하에 대한 단일부하로 축약할 수 있다. 개별부하 축약의 영향을 분석하기 위하여 개별부하 모델링 결과를 부하의 고정 구성비에 의해 축약하고 그 결과를 집단부하 실험 결과와 비교분석한 것과는 본 논문에서 제안한 무효전력 추정 알고리즘을 이용하여 축약한 결과를 표 2에 나타냈다. 성능지표로는 평균자승오차근(RMSE)과 평균오차율(AER)을 기준으로 하였다.

표 2의 축약모델(1)의 성능평가로부터, 기본과 전원만 인가하였을 때 고정 구성비를 이용하는 기존방법은 평균자승오차근이 6.71, 평균오차율은 0.87[%]로 나타났다. 반면에 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 0.47, 평균오차

표 2 무효전력의 축약결과

Table 2 An aggregative results for reactive power

구 분	오차 투입전압	기존방법		제안방법	
		RMSE(VAR)	AER(%)	RMSE(VAR)	AER(%)
축약모델 (1)	기본과	6.71	0.87	0.47	0.16
	기본과+3고조파	11.51	1.10	0.88	0.30
	기본과+(3,5)고조파	7.39	0.84	1.05	0.27
	기본과+(3,5,7)고조파	4.92	0.67	0.96	0.26
	기본과+(3,5,7,9)고조파	0.18	0.10	0.16	0.10
축약모델 (2)	기본과	6.71	0.87	0.47	0.16
	기본과+3고조파	11.51	1.10	0.88	0.30
	기본과+(3,5)고조파	7.39	0.84	1.05	0.27
	기본과+(3,5,7)고조파	4.92	0.67	0.96	0.26
	기본과+(3,5,7,9)고조파	0.18	0.10	0.16	0.10
축약모델 (3)	기본과	6.71	0.87	0.47	0.16
	기본과+3고조파	11.51	1.10	0.88	0.30
	기본과+(3,5)고조파	7.39	0.84	1.05	0.27
	기본과+(3,5,7)고조파	4.92	0.67	0.96	0.26
	기본과+(3,5,7,9)고조파	0.18	0.10	0.16	0.10

율은 0.16[%]로 오차율이 큰 쪽으로 개선되었다. 또한, 기본과와 3고조파를 갖는 전원을 인가하였을 때 기존방법은 평균자승오차근이 11.51, 평균오차율은 1.10[%]로 나타났다. 반면에 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 0.88, 평균오차율은 0.30[%]로 오차가 개선되었다.

축약모델(2)에 대해서는 고정 구성비를 이용하는 기존방법은 평균자승오차근이 1.18, 평균오차율은 0.27[%]로 나타났으며 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 0.58, 평균오차율은 0.19[%]로 축약된 무효전력 추정 성능이 개선되었다. 기본과와 3고조파를 갖는 전원을 인가하였을 때 기존방법은 평균자승오차근이 2.28, 평균오차율은 0.39[%]로 나타났으며 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 0.25, 평균오차율은 0.13[%]로 오차가 개선되었다. 축약모델(3)에 대해서는 기본과 전원만 인가하였을 때 고정 구성비를 이용하는 기존방법은 평균자승오차근이 3.23, 평균오차율은 0.73[%]로 나타났으며 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 1.68, 평균오차율은 0.55[%]로 축약된 무효전력 추정 성능이 개선되었다. 기본과와 3고조파를 갖는 전원을 인가하였을 때 기존방법은 평균자승오차근이 4.17, 평균오차율은 1.07[%]로 나타났으며 제안된 방법을 적용한 결과 평균자승오차근은 1.66, 평균오차율은 0.65[%]로 오차가 개선되었다.

그림 5에서는 기본과 전원만 인가하였을 때 축약모델(1)에 대한 전압별 구성비를 나타냈으며, 그림 6에서는 기본과 전원만 인가하였을 때 축약모델(1)에 대한 기존방법과 제안방법의 무효전력 추정결과를 나타냈다. 이러한 그림 및 표들로부터 전압별로 가변인 구성비를 추정하고 추정된 구성비를 이용하여 무효전력을 추정하는 것은 효과적임을 확인할 수 있다.

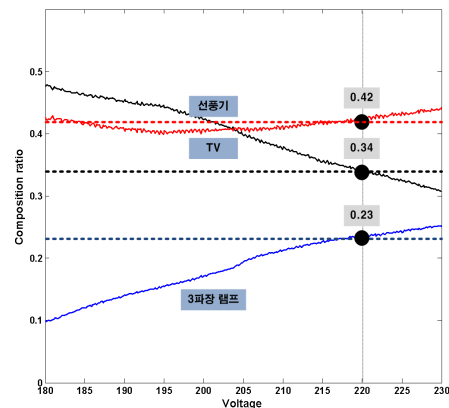
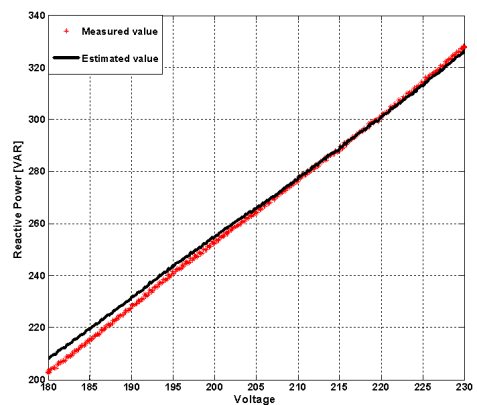
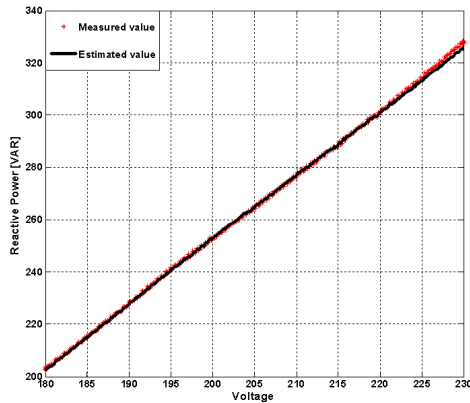


그림 5 전압에 따른 구성비 추정 결과

Fig. 5 Estimation result according to input voltage



(a) 기존방법(고정된 구성비)



(b) 제안방법 (가변 구성비)

그림 6 축약모델 1의 기존방법과 제안방법에 의한 축약 결과

Fig. 6 Aggregation results for model-1 by conventional and proposed methods

#### 4. 결 론

고조파가 존재하는 경우 고조파에 의해 전력의 왜곡이 발생하고 이러한 전력의 왜곡은 고조파가 존재하지 않는 정현파 시스템에서 정의된 무효전력과는 다른 형태의 무효전력에 관한 정의가 필요하다. 기존의 비정현파나 비선형부하에 대한 무효전력 정의는 특정한 개별부하 하나에 대한 연구에 한정되어 있어서 다수의 부하가 병렬로 연결되는 경우 각 개별부하의 무효전력을 합하는 경우 각 개별무효전력의 합과 전원 측의 무효전력에 차가 발생할 수밖에 없는 수학적인 문제가 있다.

본 논문에서는 부하별로 발생하는 고조파 전류의 특성을 이용한 개선된 무효전력 축약모델을 개발하였다. 즉, 무효전력 축약모델의 성능을 개선시키기 위하여 고정된 구성비를 사용하는 기존방식과 달리 전류의 고조파 성분의 특성을 이용하여 구성비를 효과적으로 추정하고, 추정된 구성비와 기구축된 개별부하 예측모델과의 선형결합에 의해 축약된 무효전력을 예측하도록 하였다. 개발된 방법의 타당성을 보이기 위해 다양한 집단부하에 대하여 실험한 결과, 기존의 고정 구성비를 이용하는 방법에 비하여 제안된 방법에 의해 산출된 무효전력의 성능이 우수함을 확인할 수 있었다.

#### 감사의 글

본 연구는 지식경제부의 지원에 의하여 기초전력연구원(2009T100100637) 주관으로 수행된 과제임

#### 참 고 문 헌

[1] 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.  
 [2] 한국전력공사 기술연구원, "전력계통 안정도 해석을 위한 적정부하 모델에 관한 연구" KRC-88S-J02, 1989.

[3] 지평식, "신경회로망에 의한 부하모델링과 계통해석에 관한 연구", 충북대학교 대학원 박사학위 논문, 1998.  
 [4] 이병하, 김정훈, "전력산업구조개편하에서 전력계통 운용과 계획을 위한 부하역률모델 개발에 관한 연구", 기초전력연구원 연구보고서, 2004.  
 [5] 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.  
 [6] 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.  
 [7] 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.  
 [8] 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.  
 [9] 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.  
 [10] 지평식, 이종필, 이대중, 임재윤, "뉴로-퍼지 추론 시스템 기반 주거용 부하의 부하의 모델링 기법", 대한전기학회 논문집, 제60권, 제 1호, pp. 6-12, 2011.  
 [11] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice-Hall, 1997.  
 [12] 지평식, 이종필, 이대중, 임재윤, "ELM을 이용한 주거용 부하의 전류 고조파 성분 추정 기법 개발", 2011년도 대한전기학회 하계학술대회 산업전기위원회 전문워크샵, pp. 30-33, 2011.  
 [13] G. B. Huang, Q. Y. Zhu, and C. K. Siew, "Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks," in Proc. 2004 IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol. 2, pp. 985-990, 2004.

#### 저 자 소 개



#### 이 대 중 (李大鍾)

1969년 2월 25일생. 1995년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1997년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 2002년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 2004년~2005년 캐나다 알버타대학교 박사 후 연구. 현재 충주대학교 전기공학과 외래교수  
 E-mail : leebigbell@gmail.com



**이 종 필 (李 鍾 弼)**

1970년 12월 14일생. 1996년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업, 1999년 동 대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사), 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정, 현재 충주대학교 전기공학과 겸임교수

E-mail : jolious@ddc.ac.kr



**지 평 식 (池 平 植)**

1964년 3월 5일생. 1989년 한밭대 전기공학과 졸, 1994년 충북대 대학원 전기공학과 석사과정 졸업(석사), 1998년 동대학원 박사과정 졸업(박사), 현재 충주대학교 전기공학과 교수

Tel. 043-841-5152

E-mail : psji@cjnu.ac.kr



**임 재 윤 (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, 현재 대덕대학 전기과 교수

E-mail : jyylim@ddc.ac.kr