

고조파를 고려한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법

(Load Modeling Method Based on Radial Basis Function Networks Considering of Harmonic components)

이대종 · 이종필 · 임재윤 · 지평식*

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

요 약

본 연구에서는 고조파를 고려한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법을 개발하였다. 개발된 부하모델은 입력정보로서 기본 주파수와 기본 전압 외에 고조파 성분도 고려하여 전압 및 주파수뿐만 아니라 고조파의 영향에 대해서도 효과적으로 부하를 추정할 수 있도록 구성하였다. 부하모델링을 위해 적용된 방사기저함수 네트워크는 기존에 널리 사용되는 다층 신경망에 비해 구조가 간단하고 수렴속도가 빠른 장점을 지니고 있다. 개발된 부하모델링 기법은 기존에 널리 사용되는 다항식과 다층 신경회로망 및 고조파 성분을 고려하지 않은 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델 기법과 비교함으로써 제안방법의 타당성을 검증하였다.

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 : Load modeling, Harmonics, RBF network

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

* 주저자 : 충주대학교 전기공학과 교수
Tel : 043-841-5152, Fax : 043-841-5140
E-mail : psji@cjnu.ac.kr
접수일자 : 2007년 11월 9일
1차심사 : 2007년 11월 13일
심사완료 : 2007년 11월 27일

다양한 특성을 나타냄으로 기존 방법들을 적용하여 정확한 부하를 모델링 하는 데는 한계가 있다[2]. 특히, 최소자승법에 근거한 대표적인 부하 모델링 기법인 다항식 방법은 선형부하모델에는 효과적인 것으로 나타났으나, 전력변환기기 등이 포함된 비선형 부하모델에는 부정확한 결과식을 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 등을 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 조류계산

이나 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 2차식과 다층 신경회로망 및 고조파 성분을 고려하지 않은 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델 기법과 비교함으로써 제안방법의 타당성을 입증하였다.

2. 부하모델의 구성 및 고조파 메커니즘 해석

산업의 발달과 함께 전력계통에는 첨단 제어장치, 전력전자 기기로 대표되는 다양한 반도체 전력설비와 전력기기인 변압기, 회전기기 등의 비선형 특성을 나타내는 부하설비의 사용이 증가하고 있다. 이러한 비선형 부하들은 고조파를 발생시켜 입력전압의 왜곡뿐만 아니라 연계된 계통내로 고조파 전류가 흘러 들어가 다른 부하설비에까지 악영향을 미친다. 또한, 비선형 부하로부터 발생된 고조파 전류원은 전원 측뿐만 아니라 인접한 부하로 흘러들어가 부하의 유효전력 및 무효전력에 영향을 미친다. 본 연구에서는 그림 1에서 보인 두 가지 모델에 대하여 고조파가 존재하는 환경 하에서도 효과적인 부하모델을 개발하고자 한다. 이를 위해 본 장에서는 그림 1에서 보인 두 가지 모델에 대해서 고조파 메커니즘을 분석하고자 한다.

그림 1에 나타낸 회로를 기본파 성분과 n 차 고조파 성분으로 구분하여 부하에 흐르는 고조파의 영향을 분석하면 다음과 같다. 우선 기본파 성분에 대해서 그림 1에 나타낸 모델 모두 선로 임피던스 Z_1 은 식 (1)과 같이 표현되고, 부하 임피던스는 모델별로 식 (2)와 같이 표현한다. 따라서 기본파 성분만 고려하면 두 가지 모델의 부하에 흐르는 전류 i_1 및 단자전압 V_1 은 식 (3)과 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$Z_1 = R_1 + j\omega L_1 \quad (1)$$

고조파를 고려한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법

$$Z_2 = \begin{cases} R_L + j\omega L_L, & \text{for model 1} \\ \frac{jR_L\omega L_L}{R_L + j\omega L_L}, & \text{for model 2} \end{cases} \quad (2)$$

$$I_1 = \frac{V}{Z_t} \quad Z_t = \frac{(Z_1 \times Z_2)}{Z_1 + Z_2} \quad (3)$$

$$V_1 = I_1 \times Z_2 \quad (4)$$

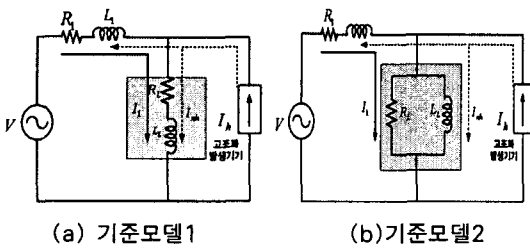


그림 1. 부하구성 요소별 기준 모델
Fig. 1. Reference models per load components

동일한 방법으로 n 차 고조파 성분에 대해서 n 첨자를 사용하여 모델별 임피던스를 계산하고자 한다. 선로 임피던스 Z_1 는 두 가지 기준모델 모두 식 (5)로 표현되며, 부하 임피던스는 모델별로 식 (6)과 같다. 따라서 n 차 고조파 성분에 대하여 고조파 비선형 부하에서 발생된 전류 I_{nh} 라 하면, 두 모델의 부하에 흐르는 전류 i_n 및 단자전압 V_n 을 계산하면 식 (7) 및 식 (8)과 같이 표현된다.

$$Z_{1n} = R_1 + j\omega L_1 \quad (5)$$

$$Z_{2n} = \begin{cases} R_L + j\omega L_L, & \text{for model 1} \\ \frac{jR_L\omega L_L}{R_L + j\omega L_L}, & \text{for model 2} \end{cases} \quad (6)$$

$$I_n = \frac{Z_{2n}}{Z_{1n} + Z_{2n}} \times I_{nh} \quad (7)$$

$$V_n = I_n \times Z_{2n} \quad (8)$$

따라서 기본파와 고조파 성분을 동시에 고려하여 부하에 흐르는 전류 I_L 과 단자전압 V_L 을 계산하면 식 (9)와 식 (10)과 같다.

$$V_L = V_1 + \sum_{n=1}^k V_n \quad (9)$$

$$I_L = I_1 + \sum_{n=1}^k I_n \quad (10)$$

부하에 흐르는 고조파가 포함된 전류 I_L 과 단자전압 V_L 을 이용하여 부하모델에 필수적인 항목인 유효전력과 무효전력을 계산한다. 우선, 유효전력은 각 주기에서 샘플링된 순시치 전압 V_L 과 이에 일치하는 시점에서의 샘플링된 순시치 전류 I_L 을 곱해서 계산함으로써 식 (11)과 같이 구할 수 있고(p 는 한주기의 샘플링된 데이터 개수), 이 결과는 고조파를 포함하는 전력이 되며, 무효전력은 식 (12)에 의해 계산된다. 식 (12)에서 무효전력을 구하기 위한 피상전력은 식 (13)에 의해 구한다.

$$W = \frac{\sum_{n=1}^k V_n \times I_n}{p} \quad (11)$$

$$VAR = \sqrt{(VA^2 - W^2)} \quad (12)$$

$$VA = V_s \times I_s \quad (13)$$

여기서, 실효치 전압 V_s 와 실효치 전류 I_s 는 다음 식과 같다.

$$V_s = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^k V_n^2}{p}}, \quad I_s = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^k I_n^2}{p}} \quad (14)$$

3. 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델링 기법

그림 2에서는 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 2에서 보는 바

와 같이 입력정보로서 입력전압과 기본 주파수 정보 외에 전류의 고조파 성분의 정보를 이용하여 부하의 유효전력과 무효전력을 예측하는 부하모델을 개발하였다. 부하모델링을 위해 사용된 신경회로망으로는 기존에 부하모델링을 위해 사용되는 다층 신경회로망(MLPNN: Multi-Layer Perceptron Neural Network)에 비해 구조가 간단하고 수렴속도가 빠른 방사기저함수 네트워크(RBFN: Radial Basis Function Networks)를 적용하였다.

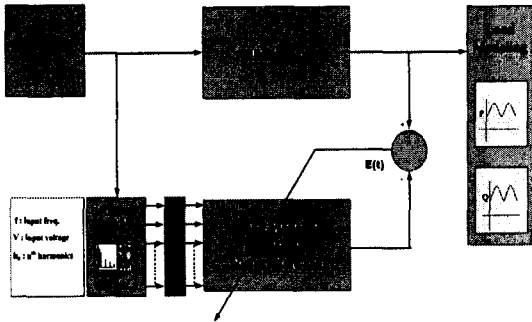


그림 2. RBFN을 이용한 부하모델링 기법
Fig. 2. Load modeling method by RBFN

그림 3에서는 본 연구에서 개발한 고조파 성분을 고려한 방사기저함수 네트워크를 나타냈다. 그림 3에서 보는 바와 같이 방사기저함수는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며 은닉층의 노드 수는 사용자에 의해 결정된다. 은닉층과 출력층 사이에는 서로를 연결해 주는 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_{a1} 와 실효치 전압을 나타내는 v_i 외에 기본파에 대한 제3 고조파와 제5고조파 성분인 h_{B3} 과 h_{B5} 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 제3차와 제5차를 고려하였으며, 나머지 고조파 성분에 대해서는 식 (15)와 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 $x_i = (f_{a1}, v_i, h_{B3}, h_{B5}, h_{i(thd)}) \in X \subset \mathbb{R}^5$ 를 갖는다. 또한, 방사기저함수의 출력값 $y_i \subset \mathbb{R}^1$ 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.

$$h_{i(thd)} = \frac{\sqrt{(i_2^2 + i_3^2 + \dots + i_{11}^2)}}{\sqrt{(i_1^2 + i_3^2 + \dots + i_{11}^2)}} \quad (15)$$

그림 3에서는 방사기저함수 네트워크의 학습과정을 나타냈다. 그림 3에서 보는 바와 같이 i 번째 입력 데이터 x_i 에 대해서 은닉층의 k 번째 노드에서의 출력은 가우시안 함수를 사용하여 식 (16)과 같이 구해진다.

$$\phi_k(x_i) = \exp\left[-\frac{d(x_i, c_k)^2}{\sqrt{2}\sigma_k^2}\right] \quad (16)$$

$$\text{여기서, } d(x_i, c_k) = \left(\sum_{n=1}^5 |x_{in} - c_{kn}|^2\right) \quad (17)$$

식 (16)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 (18)과 같이 각 노드의 가중치함수로 표현된다. 여기서, w_j 는 j 번째 은닉층과 출력층 사이의 가중치값을 나타내고 h 는 은닉층의 노드의 수를 나타낸다.

$$\hat{y}_i = \sum_{j=1}^h (\phi_j(x_i) \cdot w_j) \quad (18)$$

고조파를 고려한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법

최종적으로 실제 출력값 y_i 와 방사기저함수 네트워크에 의해 예측된 출력값 \hat{y}_i 을 이용하여 식 (19)와 같이 오차값을 구할 수 있다. 식 (19)에 나타난 오차값을 이용하여 방사기저함수 네트워크의 파라미터들인 가수시안 함수의 중심값과 폭 (c_k, σ_k) 그리고, 은닉층과 출력층 사이의 가중치인 w_j 를 최급경사법에 의해 오차가 감소하는 방향으로 학습한다[17].

$$E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (19)$$

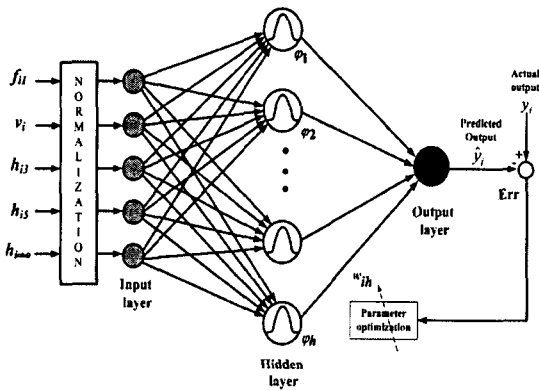
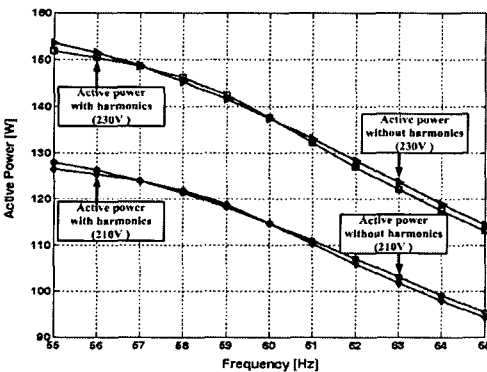


그림 3. 방사기저함수 네트워크의 학습과정
Fig. 3. Learning process of RBFN

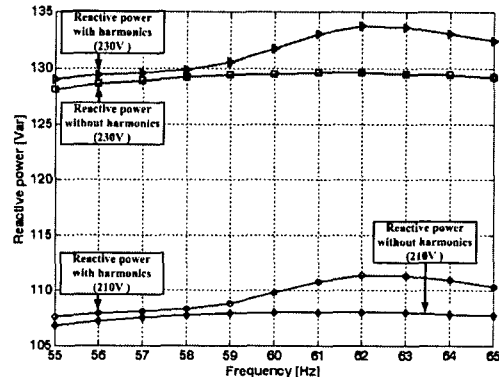
4. 실험 및 결과

비선형부하에서 발생하는 고조파가 존재하는 조건하에서 유효전력과 무효전력을 예측하는 부하모델링 기법의 특성을 분석하기 위하여 그림 1에 나타난 두 가지 기준모델에 대하여 모의실험을 수행하였다. 그림 1에 나타난 파라미터 중에서 선로 임피던스는 모든 모델에 동일하게 $R_L=0.01[\Omega]$, $L_L=0.01[H]$ 을 설정하였다. 부하모델에 대해서는 기준모델 1과 기준모델 2 모두 동일하게 $R_L=200[\Omega]$, $L_L=0.5[H]$ 을 설정하였다. 또한, 비선형 부하에서 발생하는 고조파를 가정하여, 고조파 전류원은 3, 5, 7, 11차수를 고려하였으며, 3차수에는 기본 주파수 성분에 대한 전류의 90[%], 5차수에는 70[%], 7차수에는 50[%], 11차수에는 30[%]를 설정하였다.

본 연구에서는 고조파를 고려한 부하모델을 개발하고자 하며, 개발된 부하모델의 성능을 검증하기 위하여 입력전압과 주파수를 변동시키면서 다양한 데이터를 취득하였다. 즉, 입력전압은 210[V]에서 230[V]까지 2[V]씩 총 11개의 전압변동에 따른 유효전력과 무효전력을 구하였고, 주파수는 55[Hz]에서 1[Hz]씩 증가하여 65[Hz]까지 변동시켜 총 11개의 주파수 변동에 따른 유효전력과 무효전력을 구하였다. 또한 각각의 경우에 대해서 고조파가 존재하는



(a) 유효전력



(b) 무효전력

그림 4. 기준모델 1에 대한 고조파 유무 조건에 따른 유효전력과 무효전력
Fig. 4. Active and reactive powers by harmonics for model 1

경우와 존재하지 않는 경우에 대한 유효전력과 무효 전력을 구하였다. 따라서 취득한 데이터는 총 242개 ((전압변동 11 × 고조파 유·무) × 주파수변동 11) 를 구하였다.

그림 4에서는 전압이 210[V]와 230[V]에 대해서 고조파 유무에 따른 기준모델 1의 유효전력과 무효 전력을 나타냈다. 그림 5에서는 기준모델 2에 대한 유효전력과 무효전력을 나타냈다. 그림 4에서 보는 바와 같이 기준모델 1의 경우 유효전력은 고조파 유·무 조건에 따라 유효전력은 최대 1.8[W]를 나타 내 고조파에 의해 부하의 용량이 크게 변동되지는 않았다. 그러나 그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 기준모델 2에 대해서는 고조파의 유·무에 의해 유효 전력은 최대 20[W]의 차이를 보여 부하가 고조파에

의해 영향이 큰 것으로 나타났다. 기준모델 1과 기준 모델 2에 대한 무효전력의 차이는 최대 4[Var]로 나타나 고조파에 의해 부하의 변동이 크게 나타나지는 않았다.

취득한 데이터 중에서 방사기저함수의 학습을 위해 입력주파수가 56[Hz] 58[Hz], 60[Hz], 62[Hz], 64[Hz]에 해당하는 110개의 학습데이터를 이용하였고, 나머지 132개의 검증데이터를 이용하여 부하모델의 성능을 평가하였다. 본 연구에서 제안된 방법은 기존에 널리 사용되는 2차 다항식, 고조파 성분을 고려하지 않고 기본 주파수와 전압만을 이용한 MLPNN과 RBFN 모델링 방법과 비교하였으며, 성능지표는 식 (20)에서 보는 바와 같이 평균자승오차 근인 RMSE(Root mean square error)을 기준으로 하였다. 식 (20)에서 $y(t)$ 와 $\hat{y}(t)$ 은 목표값과 모델링기법에 의해 출력된 값을 각각 나타내며, n' 은 사용된 데이터의 개수를 의미한다.

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n'} (y(t) - \hat{y}(t))^2}{n'}} \quad (20)$$

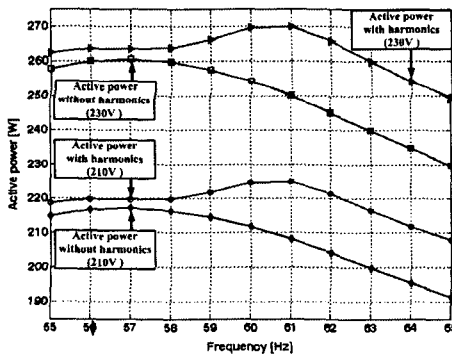
표 1에서는 학습데이터와 검증데이터에 대해서 적용방법에 따른 부하모델링 오차를 나타냈다. 표 1에서 기존 방법으로 사용된 다항식 모델링 기법은 식 (21) 및 식 (22)에 의해 유효전력 $P(t)$ 와 $Q(t)$ 을 추정한다. 이 때 관련된 파라미터들은 최소자승법에 의해 결정된다.

$$\hat{P}(t) = P_0 [p_1 V(t)^2 + p_2 V(t) + p_3] (1 + K_M \Delta f(t)) \quad (21)$$

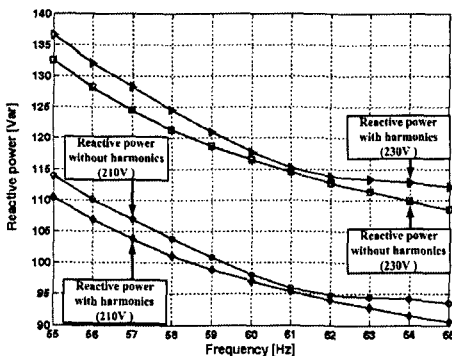
$$\hat{Q}(t) = Q_0 [q_1 V(t)^2 + q_2 V(t) + q_3] (1 + K_M \Delta f(t)) \quad (22)$$

표 1에서 보는 바와 같이 기준모델 1은 학습데이터와 검증데이터 모두 제안된 방법이 기존 방법에 비하여 모델링 오차가 낮게 나타났으나 오차가 기존 방법에 비하여 크게 감소하지는 않았다. 즉, 제안된 방법은 검증데이터에 대하여 대표적인 부하모델링 방법인 2차 다항식과 비교해 볼 때 유효전력은 0.891[W], 무효전력은 0.305[Var] 감소하였다.

그러나 기준모델 2의 유효전력은 기존 방법에 비하여 유효전력의 모델링 오차가 크게 감소한 것으로



(a) 유효전력



(b) 무효전력

그림 5. 기준모델 2에 대한 고조파 유무 조건에 따른 유효전력과 무효전력
Fig. 5. Active and reactive powers by harmonics for model 2

고조파를 고려한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하모델링 기법

나타났다. 즉, 제안된 방법은 검증데이터에 대하여 대표적인 부하모델링 방법인 2차 다항식과 비교해 볼 때 유효전력은 6.156[W], MLPNN에 대해서는 5.069[W], 고조파를 입력항목을 고려하지 않은 RBFN에 대해서는 4.97[W] 부하 모델링 오차가 감소한 것으로 나타났다. 그러나 무효전력에 대해서는 기준모델 1과 동일하게 모델링 오차가 크게 감소하지는 않았다. 그림 6에서는 기준 모델 2에 대한 학습 데이터와 검증데이터에 대한 유효전력의 모델링 오차를 나타냈다. 그림 6에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 모든 학습 및 검증 데이터에 대해서 기존 방법에 비하여 우수한 모델링 결과를 보이고 있다. 기준모델 2는 그림 5 (a)에서 보는 바와 같이 고조파 유·무 조건에 따라 유효전력의 차이가 크게 나타나기 때문에 제안된 방법의 성능이 우수하게 나타난 것으로 분석된다. 따라서 제안된 방법은 고조파에 의해 영향을 많이 받는 부하에 적용할 경우 기존 방법에 비하여 성능이 우수한 모델링 결과를 제공할 것으로 분석된다.

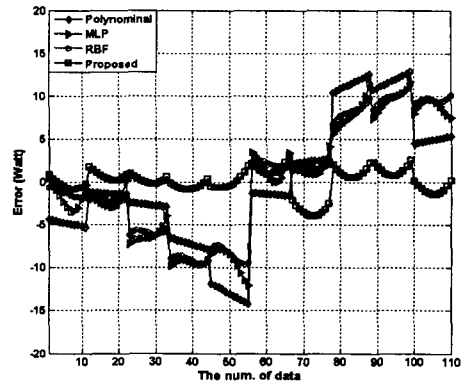
표 1. 부하모델링 기법에 따른 모델링 오차
Table 1. Modeling errors

(a) 학습데이터

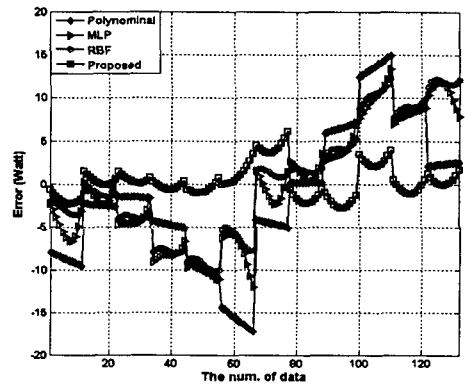
Modeling method	Model 1		Model 2	
	P[W]	Q[Var]	P[W]	Q[Var]
Polynomial	1.339	1.268		1.885
MLPNN	1.176	1.324		1.396
RBFN	0.843	1.264		1.267
Proposed	0.713	0.708		0.674

(b) 검증데이터

Modeling method	Model 1		Model 2	
	P[W]	Q[Var]	P[W]	Q[Var]
Polynomial	1.971	1.299		2.482
MLPNN	1.541	1.348		1.670
RBFN	0.913	1.257		1.478
Proposed	1.080	0.994		0.832



(a) 학습데이터



(b) 검증 데이터

그림 6. 모델 2에서 계산된 유효전력에 대한 부하 모델링 오차

Fig. 6. Load modeling errors for active power calculated in model 2

5. 결 론

본 연구에서는 고조파가 존재하는 환경 하에서도 성능이 우수한 방사기저함수 네트워크 기반의 부하 모델링 기법을 개발하였다. 개발된 부하모델은 입력 정보로서 기본 주파수와 기본 전압 외에 고조파 성분도 고려하여 전압 및 주파수뿐만 아니라 고조파의 영향에 대해서도 효과적으로 부하를 추정할 수 있도록 구성하였다. 개발된 부하모델 기법은 기존에 널리 사용되는 2차 다항식과 다층 신경회로망 및 고조파 성분을 고려하지 않은 방사기저함수 네트워크를 이용한 부하모델 기법과 비교함으로써 제안방법의 타당성을 입증하였다. 모의실험 결과, 고조파에 의해

변동특성이 적은 부하모델인 경우 제안된 방법으로도 급격한 모델링 오차를 나타내지는 않았지만, 고조파에 민감한 부하모델인 경우에는 제안된 방법이 기존 방법에 비하여 모델링 오차가 급격히 감소한 것으로 나타났다. 즉, 2차 다항식과 비교해 볼 때 6.156[W], MLPNN과 RBFN에 대해서는 각각 5.069[W]와 4.97[W] 모델링 오차가 감소한 것으로 나타났다. 따라서 제안된 방법은 고조파에 의해 영향을 많은 받는 부하에 적용할 경우 기존 방법에 비하여 성능이 우수한 모델링 결과를 제공할 것으로 분석된다. 향후 과제로서 실측 부하모델에 제안된 방법을 적용하여 타당성을 검증할 필요성이 요구된다.

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원(R-2007-2-043)주관으로 수행된 과제임.

References

- [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 적정부하 모델에 대한 연구" 한국전력공사 전력연구원 연구보고서, 2000.
- [10] 이병하, 김정훈, "전력산업구조개편하에서 전력계통 운용과 계획을 위한 부하역률모델 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.

◇ 저자소개 ◇

이대중 (李大鍾)

1969년 2월 25일생. 1995년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1997년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 2002년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 2004~2005년 캐나다 알버타대학교 박사후연수. 2006년~현재 충북대학교 BK21충북정보기술사업단 초빙 조교수.

이종필 (李鍾弼)

1970년 12월 14일생. 1996년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1999년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 2003년~현재 동대학원 박사과정.

임재윤 (林載尹)

1961년 8월 4일생. 1984년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1986년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 홍익대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1999~2000년 미국 Texas A&M 대학 방문교수. 2006~2007년 캐나다 Victoria 대학 방문교수. 1991년~현재 대덕대학 전기과 교수.

지평식 (池平植)

1964년 3월 5일생. 1989년 한밭대학교 전기공학과 졸업. 1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 2000~2003년 충주대학교 BK21사업단 계약교수. 2003년~현재 충주대학교 전기공학과 교수.