

부하모델을 위한 신경회로망을 이용한 부하특성 식별

(The Identification of Load Characteristic using Artificial Neural Network for Load Modeling)

임재윤[°] · 김태응[·] · 이종필[·] · 지평식^{**} · 남상천^{***} · 김정훈^{°°}

(Jae-Yoon Lim · Tae-Eung Kim · Jong-Pil Lee · Pyeong-Shik Ji · Sang-Cheon Nam · Jung-Hoon Kim)

요 약

부하특성의 모델링은 부하의 비선형특성 때문에 어려운 문제이다. 이 연구는 부하특성을 표현하기 위하여 비선형 문제를 근사화 할 수 있는 신경회로망을 이용하였다. 대표적인 개별부하를 선정하고 전압과 주파수 변화에 대한 유효, 무효전력의 응답을 실험을 통해 얻었다. 그리고 개별부하특성을 식별하기 위하여 실험자료를 근거로 신경회로망을 구축하고 학습하였다. 학습된 신경회로망은 또다른 전압, 주파수 변화에 대한 개별부하의 특성을 식별하였다. 아울러 제안된 방법의 타당성을 입증하기 위하여 식별된 결과를 제시하였다.

Abstract

The modeling of load characteristics is a difficult problem because of uncertainty of load. This research uses artificial neural networks which can approximate nonlinear problem to represent load characteristics. After the selection of typical load, active and reactive power for the variation of voltage and frequency is obtained from experiments. We constructed and learned ANN based on these data for component load identification. The learned ANN identified load characteristics for other voltage and/or frequency variation. In addition, the results of component load identification are presented to demonstrate the potentiality of the proposed method.

1. 서 론

전력 계통의 해석인 전력 조류계산과 안정도 해석의 정도향상시키기 위해서는 계통의 구성요소인 부

하 모델링이 중요하다[1~3]. 계통의 모선에 연결된 부하들은 다양한 종류로 구성되어 있으며, 부하 모선의 전압과 주파수의 변동에 따라 다양한 특성을 갖고 있으므로, 계통해석에서 용이한 단일부하로 모

[°]정회원 : 충남전문대 전기과 교수

^{°°}정회원 : 홍익대학교 전기 제어공학과 교수

접수일자 : 1997년 12월 3일

*정회원 : 충북대학교 전기공학과 석사과정

**정회원 : 충북대학교 전기공학과 박사과정

***정회원 : 충북대학교 전기전자공학부 교수

모델링하기가 어렵다. 모선의 부하에 대한 모델링의 방법은 모선에서 부하의 응답 특성을 직접 측정하는 방법과 모선에 연결된 개별부하의 모델링과 함께 개별부하의 구성비에 의하여 추측하는 개별부하추약 방법으로 대별 할 수 있다. 모선에서의 직접 측정 방법[4, 5]은 변전소나 급전선에서 측정하여 수학적 부하모델의 파라미터를 추정하거나, 부하의 비선형 특성을 근사화할 수 있는 신경회로망을 이용하여 부하 모델링[6]을 하는 것이다. 그러나 이 방법은 실제계통에서 전압, 주파수 변동실험의 어려움과 수많은 모선으로 인한 많은 측정 실험이 요구되어 현실적으로 불가능하다. 또한 급전선의 부하들의 구성은 계절별, 시간별로 다르므로, 특정한 실험 시점에서 얻어진 부하 특성이 항상 유효하다고 보기 어렵다. 개별부하추약 방법[7]은 개별부하에 대한 전압, 주파수의 특성실험을 통하여 부하특성을 식별하고, 특정한 계절과 시간대에 개별부하의 구성비에 의하여 단일부하로 추측하는 방법이다. 개별부하추약 방법은 개별부하의 정확한 식별이 중요하며, 이때 모델의 차수결정과 설정된 모델의 파라미터들은 특성 실험으로부터 측정된 자료를 근거로 추정해야 하는 번거로움이 있다. 그리고 개별부하들의 철손, 전원의 임피던스 등과 같은 비선형 특성으로 인하여, 전압과 주파수 변동에 대한 개별부하의 유효전력과 무효전력의 동특성 모델링이 어렵다. 또한 대표적인 동특성 부하로 알려진 유도전동기 부하의 모델링을 위해서는 유도전동기의 특성정수를 파악해야 하는데, 국내에서 생산되는 유도전동기의 경우 신뢰할 수 있는 특성정수를 얻기가 쉽지 않다.

본 연구에서는 개별부하추약 방법에 의한 부하 모델링의 방법에서 개별부하에 대한 기존의 수학적 모델 대신 비선형관계를 처리할 수 있는 신경회로망[9, 10]을 이용하여 개별부하를 식별하고자 하였다. 선정된 개별부하에 계통에서 발생할 수 있는 외란과 유사한 전압, 주파수를 인가하여 유효, 무효전력의 응답을 측정하고, 측정된 전압, 주파수 및 유/무효전력을 이용하여 신경회로망을 학습하였다. 그리고 학습된 개별부하의 신경회로망에 다른 상태의 외란에 대한 개별부하의 응답특성을 적용하여 식별 결과와

가능성을 제시하였다.

2. 기존의 수학적 부하모델

부하모델의 수학적 모델은 모선의 부하에 흐르는 전류, 전압, 주파수, 유효전력, 무효전력의 관계를 표현한 것이다. 부하모델은 일반적으로 정태부하와 동태부하 모델로 분류한다[11].

2.1 정태부하모델

정태부하모델의 유효전력과 무효전력은 동일한 시점의 전압의 크기와 주파수의 함수로 표현한 것이다. 정상상태에서 전압과 주파수가 미소한 변동을 한다면, 이때 유효전력과 무효전력은 식 (1)과 같은 테일러 급수 형태로 표현할 수 있고, 다항식과 지수 형태로 다시 정리하면 각각 식 (2)와 식 (3)과 같은 형태의 부하모델을 갖게된다.

$$P(V, F) = P(V^0, F^0) + \frac{\Delta P}{\Delta V} \Delta V + \frac{\Delta P}{\Delta F} \Delta F + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 P}{\partial V^2} \Delta V^2 + \dots \quad (1)$$

$$P(V, F) = a + b\Delta V + c\Delta V^2 + d\Delta V^3 + e\Delta V^4 + f\Delta V\Delta F + g\Delta V^2\Delta F + h\Delta F \quad (2)$$

$$P(V, F) = a_v(1 + \alpha_v\Delta V)^n + a_f(1 + \alpha_f\Delta F)^m \quad (3)$$

여기서, ΔV : 전압편차 ($V - V^0$)

ΔF : 주파수 편차 ($F - F^0$)

$a, b, \dots, h, a_v, \alpha_v, a_f, \alpha_f$: 파라미터

2.2 동태부하모델

대표적인 동태부하는 부하의 대부분을 차지하고 있는 유도전동기이다. 동태부하모델은 대수방정식인 정태부하모델과 달리 시간을 고려하는 미분방정식으로 표현한다. 유도전동기의 동적특성을 표현하는 5차 모델은 d-q축 변환에서 식 (4)~식 (7)의 고정자 전압과 회전자 전압을 나타내는 미분방정식과 식 (8)과 같이 전동기 토오크와 부하 토오크의 관계인 운동 방정식으로 표현한다. 유도전동기의 5차 모델을 위해서는 정확한 특성정수가 요구되며, 많은 계산이

소요되는 단점이 있다.

$$V_{ds} = R_s i_{ds} - w_s \Psi_{qs} + p \Psi_{ds} \quad (4)$$

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + w_s \Psi_{ds} + p \Psi_{qs} \quad (5)$$

$$V_{dr} = R_r i_{dr} - (S \cdot w_s) \Psi_{qr} + p \Psi_{dr} \quad (6)$$

$$V_{qr} = R_r i_{qr} + (S \cdot w_s) \Psi_{dr} + p \Psi_{qr} \quad (7)$$

$$pW_r = \frac{1}{2H} (T_E - T_L) \quad (8)$$

- 여기서, V : 전압
 R : 저항
 i : 전류
 Ψ : 자속쇄교수
 s, r : 고정자와 회전자 축
 w : 각속도
 S : 슬립
 H : 관성 정수
 T_E : 전동기토크
 T : 부하 토크
 p : 미분 연산자

3. 신경회로망에 의한 개별부하 식별

개별부하식별을 위한 신경회로망의 구성은 그림1과 같다. 개별 부하에 가해진 입력은 전압과 주파수이고 출력은 개별부하가 소비한 유효, 무효전력이다. 입력인 전압과 주파수의 변동에 따라 출력인 유효전력과 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 (9), (10)과 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.

$$X(t) = [v(t), v(t-1), \dots, v(t-6), \quad (9)$$

$$f(t), f(t-1), \dots, f(t-6), p(t-1)]$$

$$P(t) = [p(t)] \quad (10)$$

여기서, X(t) : 입력벡터, P(t) : 출력벡터

v : 전압, f : 주파수, t : 계산하려는 시점

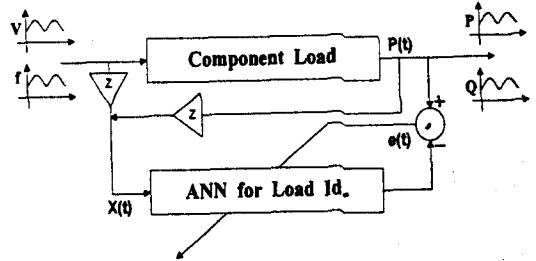


그림 1. 개별부하식별을 위한 신경회로망의 구성
 Fig. 1. The proposed ANN for load identification

사용된 신경회로망은 잘 알려진 다층형 신경회로망을 이용하여 입력층, 중간층, 출력층을 각각 15개, 35개, 1개의 뉴런으로 구성하였다. 각 층 사이의 뉴런들 사이에는 가중치로 연결되어, 각층은 가중치 행렬을 구성하게 된다. 다층형 신경회로망의 학습은 입력벡터가 입력층 뉴런에 입력되면, 입력층 뉴런들은 입력의 창구로써 입력벡터와 동일한 출력을 내고, 입력층 뉴런의 출력은 중간층 뉴런들의 가중치와의 곱을 연산하여 중간층 뉴런에 입력하게 된다. 각 입력층 뉴런으로부터 들어온 중간층의 입력은 모두 합산되어, 식 (11)과 같이 비선형함수에 의하여 출력하게 되며, 비선형함수는 연속 미분 가능한 비선형 함수로 시그모이드 함수를 사용하였다. 또한 중간층 출력은 다시 출력층의 입력이 되어 중간층과 동일한 과정으로 식 (12)같이 출력층뉴런의 계산된 출력과 식 (10)의 출력벡터의 값을 비교하여, 식 (13)과 같은 신경회로망의 오차를 계산하게 된다. 그리고 입력과 출력벡터의 관계를 나타내는 신경회로망의 가중치를 델타 규칙(delta rule)[9]에 의해 조정하여 오차를 최소화하는 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다.

$$O_n = I[W_n X] \quad (11)$$

$$O_o = I[W_o O_n] \quad (12)$$

$$e = \frac{1}{2} [P(t) - O_o]^T [P(t) - O_o] \quad (13)$$

여기서, X : 입력벡터

부하모델을 위한 신경회로망을 이용한 부하특성 식별

- W_h : 중간층 가중치 행렬
- W_o : 출력층 가중치 행렬
- O_h : 중간층 출력
- O_o : 출력층 출력
- Γ : 비선형 함수

4. 사례연구

4.1 개별부하특성실험

개별부하의 특성실험을 위하여 그림 2와 같이 구성하였다. 실험장치는 원동기, 동기발전기, 개별부하, 측정계기로 구성하였다. 원동기는 10마력의 디젤엔진으로 트로틀 밸브에 의해서 엔진의 속도를 변화시킬 수 있으며, 주파수는 57~62(Hz)까지의 변화가 가능하다. 원동기의 축에 연결된 동기발전기는 최대출력이 70(kW)이고, 여자기의 조정에 의하여 전압을 170~240(V)까지 변화가 가능하다. 개별부하실험은 실험실에서의 실험을 고려하여 표1과 같이 주거용에서 사용되는 부하로 한정하였다. 측정계기로서는 자료취득기, 전압계, 전류계, 유·무효전력계, 역률계 등이 이용되었다. 자료취득기는 부하의 전압, 전류, 주파수, 유효, 무효 전력 등의 순시치와 실효치 등을 동시에 측정하고 저장할 수 있는 Teamware사의 Equa장비를 이용하였다. 이것은 샘플링 주파수 7.68(kHz)로 샘플링하고, 자체내장된 프로세서에서 실효치값으로 계산된 후, 20(ms)의 저장간격으로 최대 500 Mbytes까지 저장할 수 있

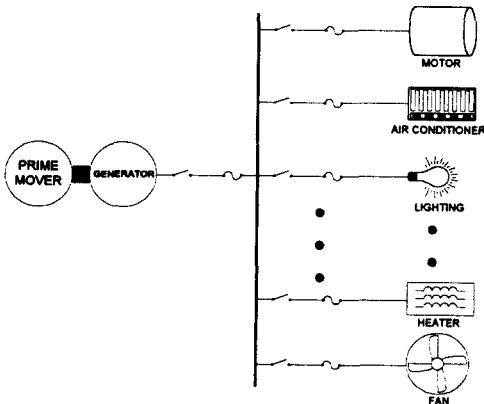


그림 2. 개별부하특성 실험 장치
Fig. 2. Structure of experimentation

고, 또한 RS232나 플로피 디스크를 이용해 컴퓨터와 인터페이스할 수 있다.

4.2 개별부하의 식별

4.2.1 단일 입력 변동시 개별부하식별

입력인 전압과 주파수의 변동에 대해 개별부하의 유효, 무효전력의 응답 특성을 파악하기 위해, 단일 입력에 대한 부하의 응답을 관찰하여 각 부하의 전압과 주파수의 영향을 파악하였다. 그림3은 히터 부하에 입력으로 일정한 주파수를 유지하고 단지 전압만의 변화를 주었을 때, 유효전력의 응답을 나타낸 것으로 전압에 비례함을 알 수 있다. 그리고 히터부하는 저항부하로 무효전력은 무시할 정도로 미소하였다. 이와 같은 실험 결과를 근거로 하여 3장에서 설명된 신경회로망을 학습하였다. 그리고 다시 히터 부하에 변동 전압을 인가하여 부하의 응답인 유효전력을 측정하였다.

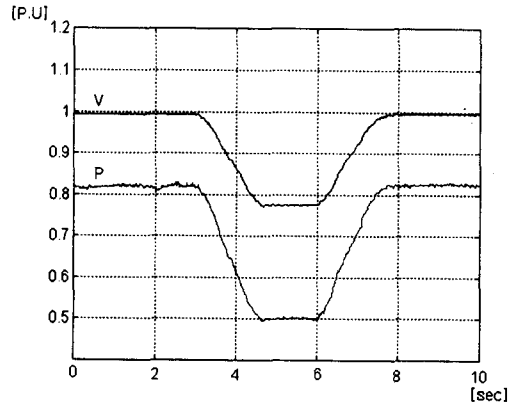


그림 3. 인가된 전압에 대한 히터부하의 유효전력 응답
Fig. 3. Active power response of heater load to voltage variation

그림 4는 인가된 전압과 측정된 유효전력을 나타내며, 아울러 학습된 신경회로망에 의해 식별된 결과를 점선으로 보여주고 있다. 그림 5와 6은 유도전동기 부하에 대한 부하특성실험과 식별의 결과이다. 유도전동기는 0.5마력의 3상 유도전동기로 전부하시의 특성을 파악하고자 직류 분권발전기를 연결하고 직류발전기에는 200(W)의 백열전구를 점등하였다. 유도전동기에 일정한 주파수를 유지하고 변동하는 전압을 인가하였을 때 그림 5와 6과 같은 유효, 무

효전력을 얻을 수 있다. 유효, 무효전력이 히터 부하와 같이 전압 변동에 대해 선형적으로 변화하고, 유효전력이 무효전력 보다 전압 변동에 영향을 크게 받고 있다. 점선으로 표시된 신경회로망의 식별 결과는 양호함을 알 수 있다.

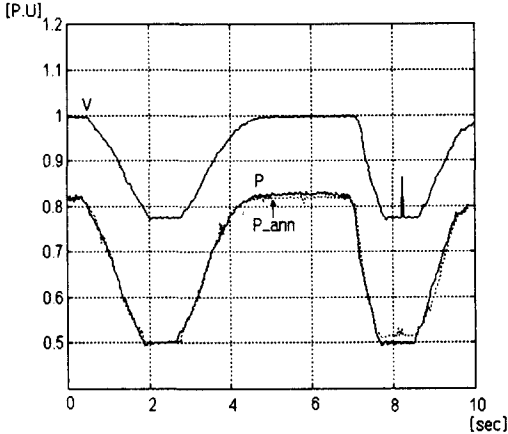


그림 4. 신경회로망에 의한 히터부하의 식별결과 (주파수 일정)
Fig. 4. Identification results of heater load by ANN (f=Const.)

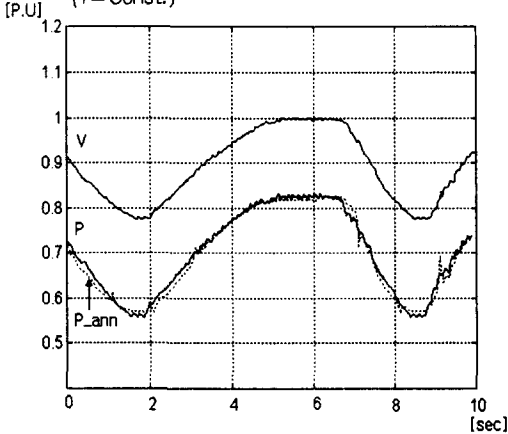


그림 5. 신경회로망에 의한 유도전동기부하의 유효전력 식별 결과(주파수 일정)
Fig. 5. Identification results of induction motor load by ANN(f=Const.)

그리고 그림 7과 8은 정격전압인 220[V]를 유지하고 주파수가 1.0~0.9(P.U) 변동시 유도전동기의 유효, 무효전력의 응답 특성과 신경회로망에 의한 식별 결과를 나타낸다. 유효, 무효전력은 주파수의 변동에 대해 작게나마 선형적으로 변화하며, 신경회로망에 의한 무효전력의 식별은 유효전력 경우보

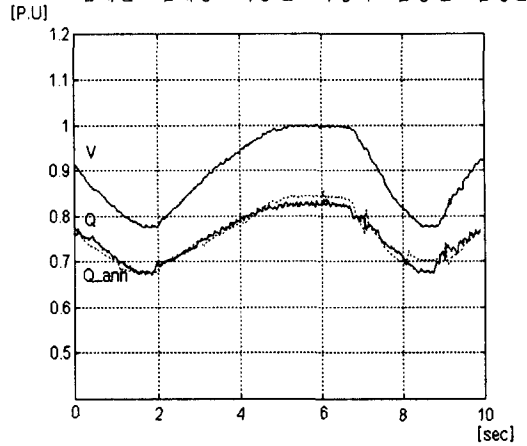


그림 6. 신경회로망에 의한 유도전동기부하의 무효전력 식별 결과(주파수 일정)
Fig. 6. Identification results of induction motor load by ANN(f=Const.)

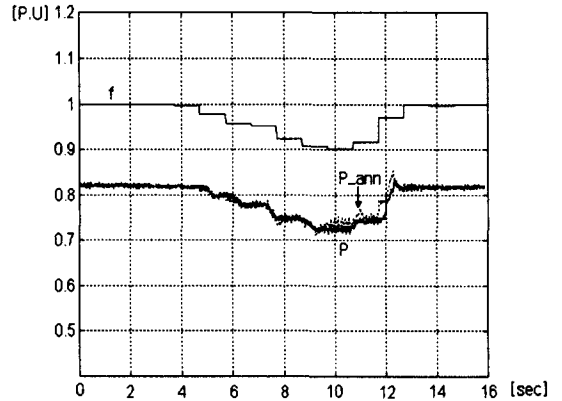


그림 7. 신경회로망에 의한 유도전동기부하의 유효전력 식별 결과(전압 일정)
Fig. 7. Identification results of induction motor load by ANN(V=Const.)

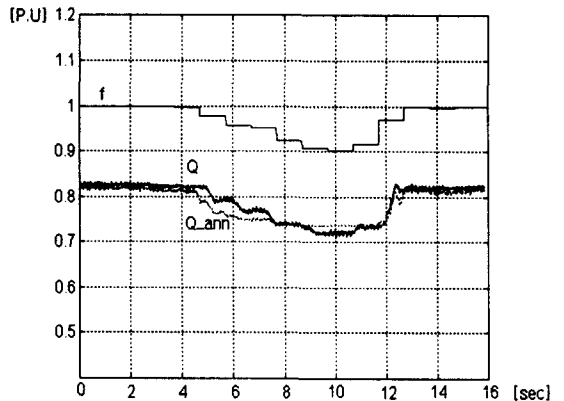


그림 8. 신경회로망에 의한 유도전동기부하의 무효전력 식별 결과(전압 일정)
Fig. 8. Identification results of induction motor load by ANN(V=Const.)

다 다소 식별 정도가 떨어짐을 보이고 있다.

4.2.2 전압과 주파수 변동시 개별부하식별

개별부하의 동특성은 그림 9와 같이 전압과 주파수가 동시에 변화할 때 유효, 무효전력의 응답특성으로부터 파악할 수 있다. 전압의 변동은 1.0~0.7 [P.U]범위에서 변화하고 주파수는 1.0~0.9[P.U] 범위의 변화를 주었다.

그림 10과 11은 그림 9와 같은 전압, 주파수를 유도전동기에 인가하였을 때 유효, 무효전력의 응답 결과를 나타낸 것이다. 유효, 무효전력은 모두 전압의 변동에 대한 영향을 받으며, 특히 그림 11에서 보면 전압이 상승하고 주파수가 감소할 때, 무효전력은 주파수 감소에 따라 상승폭이 감소됨을 보이고

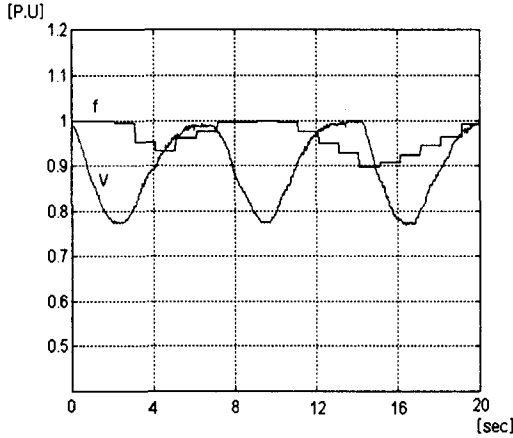


그림 9. 인가된 전압과 주파수 파형
Fig. 9. The variation of voltage and frequency

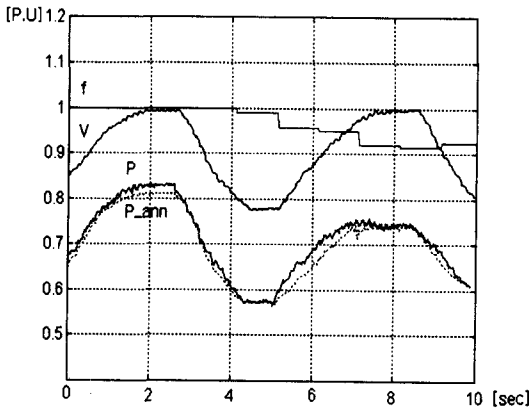


그림 10. 신경회로망에 의한 유도전동기 유효전력 식별 결과
Fig. 10. Identification results of induction motor load by ANN

있다. 유도전동기의 무효전력의 경우 주파수에 대한 감도가 큼을 알 수 있다. 이러한 특성을 신경회로망에 의하여 학습하여 식별한 결과 점선으로 표시된 것과 같이 우수함을 나타내고 있다.

그림 12는 히터부하에 대한 유효전력의 응답특성으로 잡음이 내포된 측정결과를 보여 주고 있다. 히터 부하는 유도전동기의 유효전력과 유사한 응답 특성을 나타내고 있으며, 주파수 보다 전압의 변동에 대한 영향이 큰 것을 알 수 있다. 아울러 신경회로망에 의한 식별결과와 실험 결과와의 일치함을 보여 주고 있다.

그림 13과 14는 에어컨 부하의 실험 결과와 식별 결과를 나타내고 있다. 에어컨 부하의 경우도 전압

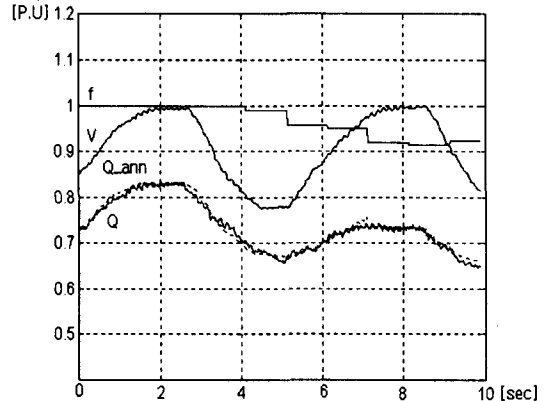


그림 11. 신경회로망에 의한 유도전동기 무효전력 식별 결과
Fig. 11. Identification results of induction motor load by ANN

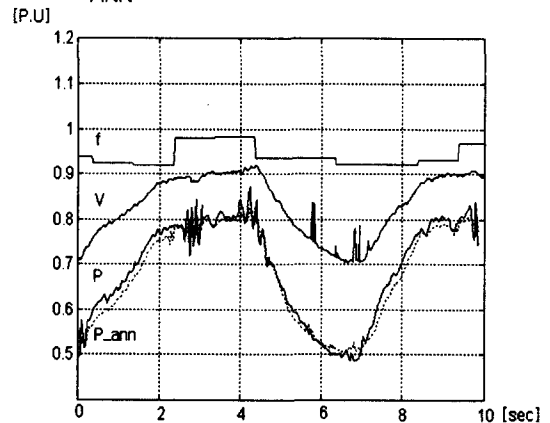


그림 12. 신경회로망에 의한 히터부하의 유효전력 식별 결과
Fig. 12. Identification results of heater load by ANN

의 변화에 좌우되며, 그림14와 같이 무효전력의 경우 전압과 주파수가 동시에 증가시 큰 변동의 결과를 가져옴을 알 수 있다. 이와 같이 입력인 전압과 주파수의 변동에 대한 개별부하의 출력인 유효, 무효전력의 비선형적인 관계를 신경회로망으로 나타낸 결과 점선과 같이 양호함을 알 수 있다. 이외의 개별 부하들에 대한 응답특성의 실험을 통하여, 취득된 자료를 근거로 신경회로망을 학습하고 식별한 결과는 표 1과 같다. 식별 오차는 실험의 측정자료와 신경회로망에 의하여 식별된 결과의 오차를 평균절대 오차로 나타낸 것이다. 전체적으로 신경회로망에 의한 식별 결과의 양호함을 알 수 있다. 그리고 신경회

로망에 의한 유효전력의 최대오차는 T.V, 에어컨, 냉장고 순으로 나타났으며, 전압과 주파수에 대한 기기의 On-Off 동작특성으로 비롯되는 것으로 사료된다.

표 1. 대표적인 개별부하와 신경회로망에 의한 식별 결과

Table. 1. Typical component loads and identification results by ANN

개별부하	정격[W]	역률	식별오차 [%]	
			유효전력	무효전력
히터부하	863	1.00	2.3	×
조명	600	1.00	4.2	×
T.V	43	0.99	7.1	×
밥솥	815	1.00	3.4	×
헤어드라이어	1,127	1.00	2.5	×
에어컨	520	0.86	6.2	2.3
냉장고	78	0.50	5.3	5.6
선풍기	57	0.99	1.6	×
진공청소기	1045	0.98	4.5	6.2
형광등	76	0.36	5.0	3.5
유도전동기	455	0.70	1.9	0.9

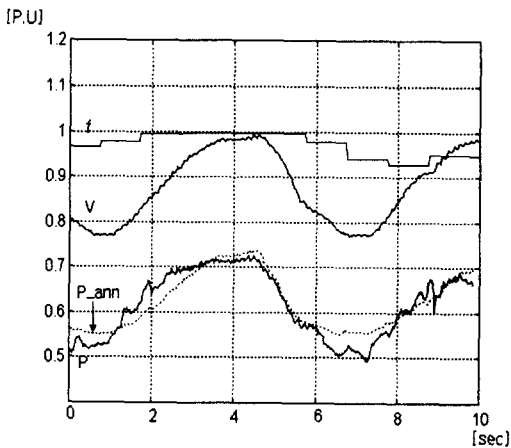


그림 13. 신경회로망에 의한 에어컨 부하의 유효전력 식별결과
Fig. 13. Identification results of air conditioner load by ANN

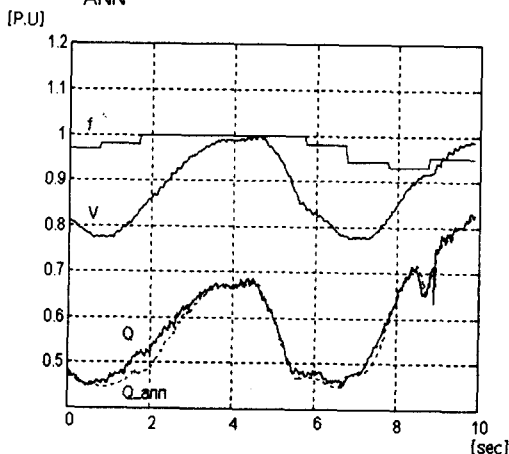


그림 14. 신경회로망에 의한 에어컨 부하의 무효전력 식별결과
Fig. 14. Identification results of air conditioner load by ANN

5. 결 론

본 연구는 주거용 부하인 개별부하의 특성을 파악하고자 전압과 주파수 변화시 유효, 무효전력의 응답특성을 관찰하였고, 아울러 개별부하특성을 수학적 모델이 아닌 신경회로망에 의하여 식별하고자 하였다. 연구 결과를 정리하면 다음과 같다.

- 1) 실험을 통하여 개별부하의 특성을 제시하였다.
- 2) 개별부하의 유효, 무효전력은 전압에 대한 감도가 크다.
- 3) 개별부하의 무효전력은 유효전력보다 주파수에 대해 감도가 크다.
- 4) 신경회로망에 의한 개별부하의 응답 특성인 유효, 무효전력의 식별이 양호하다.

앞으로 개별부하의 특성을 정확히 파악하기 위해서는 양호한 실험환경에서 다양한 실험이 요구되고 다양한 부하의 선정과 실험이 필요하다. 그리고 개별부하특성을 파악과 함께 이를 근거로 한 부하모델링에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

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, May 1993, pp.472~482.
- [2] 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.
- [3] Yoshihiko KATAOKA, "State variable description of dynamic load models in electrical power system analysis", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.10, No.1, Feb. 1995, pp.149~157.
- [4] S. A. Y. Sabir, D. C. Lee, "Dynamic Load Models Derived From Data Acquired During System Transients", IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol.PAS-101, No. 9, September 1982, pp. 3365~3372.
- [5] E. Vaahedi, et al., "Load Model for Large Scale Stability Studies from End-Use Consumption", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. PWRS-2, No.4, Nov. 1987, pp.864~872.
- [6] B.Y.Ku, etc, "Power system dynamic modeling using ANN", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.9, No.4, Nov. 1994, pp1868~1874.
- [7] William W. Price, et al., "Load Modeling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 3, No.1, Feb. 1988, pp.180~187.
- [8] P. Ju, E.Handschin, D.Karlsson, "Nonlinear dynamic load modelling : Model and Parameter Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp.1689~1697.
- [9] Jack M. Zurada, Artificial Neural System, West, 1992, pp.163~235.
- [10] Chin-Teng Lin, C. S. George Lee, "Neural Fuzzy Systems", Prentice Hall, 1996, pp.235~252.
- [11] P. Kundur, Power System Stability and Control, McGraw-Hill, 1993, pp.271~311.

이 논문은 1996년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

◇ 著 者 紹 介 ◇



임재윤(林裁尹)
1961년 8월4일생. 1984년 충북대학 공대 전기공학과 졸업. 1986년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 홍익대 전기공학과 졸업(박사). 현재 충남전문대 전기과 교수.



김태응(金兌應)
1972년 11월 23일생. 현 충북대학교 전기공학과 석사과정.



이종필(李鍾弼)
1970년 12월14일생. 1996년 충북대학 공대 전기공학과 졸업. 현 충북대학교 전기공학과 석사과정.



지평식(池平植)
1964년 3월5일생. 1989년 대전산업대학교 전기공학과 졸업. 1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 동 대학원 전기공학과 박사과정 수료.



남상천(南相千)
1933년 3월5일생. 1957년 한양대학교 전기공학과 졸업. 1977년 영남대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 동 대학원 졸업(공학박사). 1982~1983년 일본 明治大學 客원교수. 현재 충북대 전기공학과 교수.



김정훈(金正勳)
1955년 9월13일생. 1978년 서울 공대 전기공학과 졸업. 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1988~1989 미국 Penn State Univ. 방문교수. 현재 홍익대 공대 전자·전기·제어공학과 교수.