

# 인공신경회로망을 이용한 유도전동기 공간고조파 저감에 관한 연구

배동진<sup>\*0</sup>, 고창섭<sup>\*\*</sup>, 정현교<sup>\*\*\*</sup>, 한송엽<sup>\*\*\*</sup>  
\* 현대중공업(주) 중앙연구소 중전기부  
\*\* 삼성전기(주) 중앙연구소 \*\*\* 서울대학교 전기공학과

A Study of Space Harmonics of Induction Motor  
Using Artificial Neural Network

Dong J. Bae<sup>\*</sup>, Chang S. Koh<sup>\*\*</sup>, Hyun K. Jung<sup>\*\*\*</sup>, Song Y. Hahn<sup>\*\*\*</sup>  
\* Hyundai Heavy Industry Co. Ltd R&D Center, Korea  
\*\* Samsung Electromechanic Co. Ltd R&D Center, Korea  
\*\*\* Dept. of Electrical Eng. Seoul National University, Seoul.151-742, Korea

ABSTRACT - This paper describes new technique to obtain optimum value in calculating space harmonics in the motor design. First, develops general procedure in calculating slot harmonics, MMF harmonics, and synthesis of them. And then, trains Artificial Neural Network by classical method. Once trained ANN, it also computing different input data more quickly.

전동기에서 생기는 공간고조파(space harmonics)라 함은 기본파를 제외한 나머지 모든 왜형파를 말한다. 이는 기존의 계산방법에서 고려하지 않는 권선에 의한 기자력과 공극의 투자율이 일정치 않아 생기는 비투자율 파로 크게 나눌수 있다.

## 2.2 기자력파(Magnetomotive Force Wave)

전동기에서 권선은 정현파의 기자력을 갖도록 설계하고 있으나, 유한슬롯의 구조상 완전한 정현파는 어렵다. 따라서, 실제적으로 권선이 되어 있는 상태를 고조파별로 분석하여 기자력의 분포를 정확히 알아보는게 중요하다.

고정자와 회전자에 형성되는 기자력파는 푸리에 급수로 전개된 식으로 표현된다.

## 1. 서 론

유도전동기 설계에 있어서 시간 및 공간 고조파는 출력특성에 악영향을 미친다. 이는 1차측 기자력의 영향이 2차측의 기자력분포에 영향을 주고, 이 과정에서 슬롯에 의한 영향이 첨가되어, 결과적으로 공극의 기자력분포에 고조파 성분이 포함되어 나타나고 이에 따른 영향이 출력에 나타나는 것이다. 이 때, 고조파성분은 토크특성을 저하시킬뿐만 아니라 부가되는 철손, 동손을 증가시킨다. 특히, 공간고조파는 슬롯에 의한 영향 및 권선에 의한 영향에서 기인한다.

본 연구에서는 유도전동기 설계시 고전적인 방법으로 공간고조파를 구하는 방법을 제시하고 이를 분석하여 슬롯의 조합과 권선방식에 따른 고조파 성분의 정량적고찰을 제시한다. 또, 이 방법에 의한 해석결과를 인공신경회로망에 학습시키고, 학습된 신경회로망을 이용하여 공간고조파 성분의 저감을 위한 최적의 설계방법을 제시한다. 제시된 방법에 의한 설계결과와 종래의 설계방법에 의한 출력결과를 비교 검토한다.

$$F_1 = \sum \sum F_{ik} (ik(\phi - a_1 \frac{Z}{l}) - k\omega t - \phi_{ik}) \quad (1)$$

여기서,

i, k : 정수, p:극쌍수,  $a_1$  : 고정자슬롯의 스퀘크,

l : 철심길이,  $\omega$ :각속도,  $\phi_{ik}$ : 위상

마찬가지로 회전자권선에 생기는 기자력은

$$F_2 = \sum \sum F_{ik} (ik(\phi - a_2 \frac{Z}{l}) - k\omega t - \phi_{ik}) \quad (2)$$

전동기의 합성기자력은

$$F_{1,2} = F_1 + F_2 \quad \text{이 된다.}$$

이를 FOURIER SERIES 로 전개하면,

$$F(\phi) = \sum a_n \cos n\phi \quad \text{가 된다.} \quad (3)$$

## 2. 본 론

### 2.1 공간고조파

여기서,

$$F_{\max} = \frac{4}{\pi} K_n \frac{N_{\text{eff}}}{P} I_n \quad \text{으로 되고}$$

$$a_n = \frac{F_{\max}}{3\pi p_i} \quad (4)$$

### 2.3 비투자율파(Permeance Wave)

유도전동기의 자기회로는 고정자철심, 회전자철심, 공극으로 구성된다. 이 중 공극 내에서 형성되는 비투자율파는 공극의 불균일에서 형성되는 모든 원인에 기인한다. 즉, 회전자슬롯, 고정자슬롯, 회전자 편심, 자기포화현상에 의하여 불균일한 공극이 형성되고 이로 인하여 고조파가 형성되는 것이다. 여기서는 주요한 원인이 되는 슬롯에 의한 고조파에 대하여 기술하기로 한다.

슬롯의 영향은 고정자와 회전자 중 어느 한쪽은 슬롯이 없다고 가정하고 수식을 전개한 다음 이를 합성하기로 한다.

먼저 회전자는 슬롯이 없고, 고정자만 있는 경우에 슬롯 영향을 고찰한다. 이 경우는,

$$\lambda_1(\phi) = \sum \lambda \cos(kZ_1\phi) \quad \text{이된다.} \quad (5)$$

여기서,  $\phi$  : 원주방향의 각도

$Z_1$  : 고정자 슬롯수

$k$  : 정수 이다.

마찬가지로 고정자는 슬롯이 없고 회전자에만 있는 경우의 비투자율파는

$$\lambda_2(\phi) = \sum \lambda \cos(kZ_2\phi - \omega_2 t) \quad \text{이된다.} \quad (6)$$

고정자 슬롯과 회전자 슬롯에 의한 합성기자력은

$$\frac{1}{\lambda} = \frac{1}{\lambda_1} + \frac{1}{\lambda_2} + \frac{1}{\lambda_g} \quad (7)$$

$$\lambda_g = \frac{\mu_0}{g}$$

$g$  : 공극길이

공극에서의 슬롯의 영향은 균일한 공극일 때에 비하여 얼마나 변화되었는가를 알아보아야 한다.

일반적으로 평균 공극길이의 변화는 카터계수에 의해 구한다. 이의 근사적 계산법은 여러가지 수식이 있으나, 고정자와 회전자의 치잇갈림에 따른 변화등이 있으므로 간략화된 식을 사용한다.

$$K_c = \frac{t_d + 8\delta}{(t_d) + 8\delta} \quad (8)$$

$$f_1(a) = \frac{1}{\lambda_1} = a_0 - \sum a_n \cos(\nu Z_1 a) \quad (9)$$

$$a_0 = \frac{1}{K_{\text{subcl}}} \delta$$

$$a_n = \frac{\beta}{\delta} F_1\left(\frac{O}{t_d}\right) \quad (10)$$

$$F_1\left(\frac{O}{t_d}\right) = \frac{1}{\nu} \frac{4}{\pi} \left[ \frac{0.5 + \left(\frac{X}{t_d}\right)^2}{0.78 - 2\left(\frac{X}{t_d}\right)^2} \right] \sin 1.6\pi \frac{XO}{t_d}$$

따라서 (9)식의 전개식을 고정자와 회전자를 서로 합성해 주면 합성기자력이 구해진다.

### 2.4 인공신경회로망(ANN)의 개요

인공신경회로망은 입력과출력의 관계를 다수의 계층요소로 상호연관시켜 이들요소들간에 생물의 신경회로망에서처럼 상호작용이 일어나 결과를 예측할수 있는 구조를 말한다. 이들의 기본구성은

PE (Processinf Element, Neuron, Interconnection, Layer, Weighting Scheme (Correlation), Transfer function, Training (Learning), Input, Output 등으로 이루어져 있다.

생물의 뇌에서 기억, 학습은 과거의 경험을 기억하여 정보처리에 이용한다. 또, 일정기간의 학습에 의해 동작변경하는데 ANN에서의 뉴런(Neuron) 간에 결합가중치(효율, 영향도) 변경하는 것과 같은 작용을 한다.

이들 뉴런에서의 정보교환과정은 다음과 같다.

$$X_j^{t+1} = f(\sum S_{ji} X_i^t + a_j - h)$$

즉, 각 뉴런은 다른 뉴런의 의견을 참고로 의사를 결정하는 것이다.

이 때 학습은 결합효율, 상관도를 결정짓는 작업인데, Hebb의 가설에서는 연결행렬(Interconnection Matrix)의 값은 입력벡터와 출력벡터의 상관치 (Correlation)만큼 변화한다고 정의하고, 입력벡터가 서로 직교하면 바로 연상재현(Associative Recall)된다고도 한다.

Hopfield 연상기억 모델에서는 전달함수의 형태로 Hard limiter, Threshold Logic, Sigmoid 등을 사용하였고 이들을 사용한 계산상의 특징은 한 번의 병렬연산으로 해답이 가능하며 처리가 신속하고 입력에 약간의 오차에도 안정된 동작을 할 수 있다는 것이다.

인공신경회로망의 형태는 여러가지가 있으나 여기서는 Werbos, Parker, Rumelhart, Hinton, Williams 등이 고안한 Backpropagation Network를 사용하였다.

고조파를 주파수별로 분석, 합성하는데 걸리는 시간은 주파수대역이 커지면 기하 급수적으로 오래 걸리는데 이는 실제로 최적의 슬롯조합 등 해석을 여러번 해야하는 경우는 많은 시간이 소요된다.

여기서는 주파수밴드별로 출력변수를 잡고 앞서의 계산결과를 학습을 시켜 병렬처리의 장점을 이용하여 빠른 계산속도를 갖게 하는데 목적이 있다.

## 2.5 사례 연구

위에서 기술한 전개식에 따라 공간고조파를 분석해보았다. 먼저 권선에 의한 고조파가 그림 1에 나타나 있다. 그림 2은 각각 고정자와 슬롯 고조파를 나타내었다. 그림 3는 슬롯고조파(고정자+회전자)를 나타내고, 그림 4는 최종적인 공간고조파를 나타낸 것이다. 이 경우 회전자 슬롯의 오픈이 많아 공간고조파의 값이 크게 나타나고 있음을 알수 있다. 이 결과를 가지고 (900Hz-1000Hz)의 고조파를 줄이는 방향으로 설계를 하려고 먼저 학습데이터를 생성시키고 이를 ANN에 학습시켜 개선된 파형이 그림 5에 나타나 있다. 설계변수를 주로 스쿠와 슬롯 오픈폭으로 잡았기 때문에 스쿠는 클수록 슬롯오픈은 작을수록 고조파성분의 감소추이가 두드러 지고 있다.

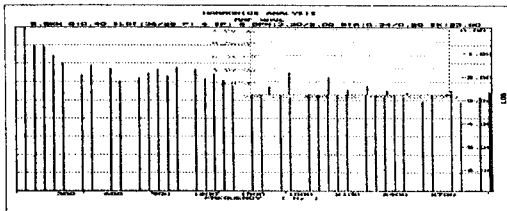


그림 1 권선 MMF 고조파

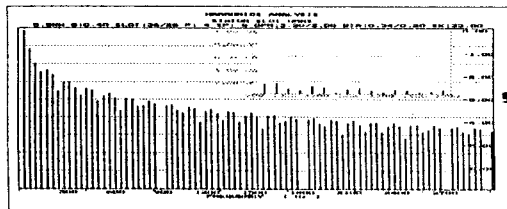


그림 2 고정자 슬롯 고조파

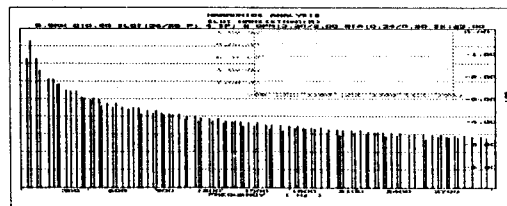


그림 3 슬롯고조파 합성

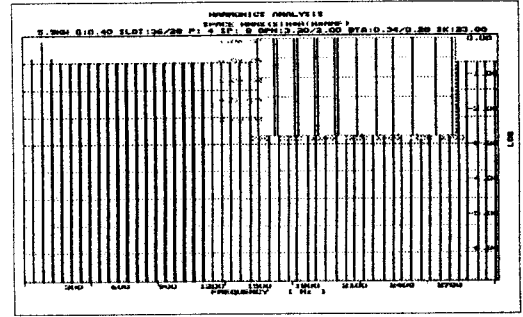


그림 4 공간고조파 분석

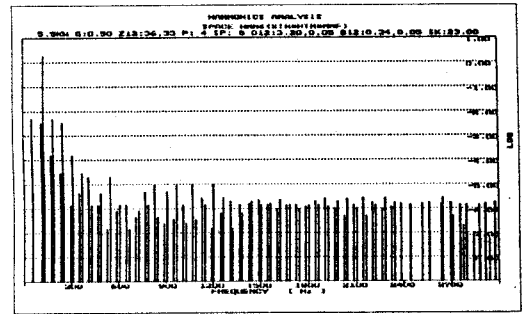


그림 5 개선된 공간고조파 파형

## 3. 결론

본 연구에서는 유도전동기 설계시 고전적인 방법으로 공간고조파를 구하는 방법을 제시하고 이를 분석하여 슬롯의 조합과 권선방식에 따른 고조파 성분의 정량적고찰을 제시하였다. 또, 이 방법에 의한 해석결과를 인공신경회로망에 학습시키고, 학습된 신경회로망을 이용하여 공간고조파 성분의 저감을 위한 설계방법을 제시하였다. 제시된 방법에 의한 설계결과와 종래의 설계방법에 의한 출력결과를 비교 검토하였다.

## 4.참고 문헌

- [1] James A. Freeman, David M. Skapura, Neural networks, Addison-Wesley Co, 1992.
- [2] Kunihiko Fukushima. Cognitron : A self-organizing multilayered neural network. Biological Cybernetics, 20:121-136, 1975
- [3] P. Werbos, Beyond Regression : New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences, Ph.D Thesis, Harvard, Cambridge, MA, August, 1974.