

# 신경회로망을 이용한 집중권 방식 유도기의 식별 모델

## Identification Model of Concentrated Winding Single Phase Induction Motor using Neural Networks

채명기, 차현록, 윤철호, 정태욱

\* 한국생산기술연구원

E-mail: mgchae@kitech.re.kr

### 요 약

모터의 설계를 위해서는 여러가지 방법에 의해서 해석을 먼저 수행하는 것이 필수적이다. 이를 위해서는 시스템에 대한 최적 모델링이 필수적인데 모터의 전자기적인 해석에는 비선형성이 크기 때문에 최적의 모델링이 쉽지 않다.

특히 집중권선 방식을 이용한 유도기는 자속의 집중으로 인해 고조파 발생 등 많은 문제점을 안고 있어서 실제로 유도기 설계시 설계자들이 많은 어려움을 겪고 있으며, 많은 설계자들은 대부분 등가회로를 이용한 방법으로 시뮬레이션하고, 자신의 경험을 바탕으로 시행착오를 거쳐 가면서 설계를 하고 있다. 그러나 그렇게 설계된 제품이 최적의 설계인지도 의문시 되는 경우가 대부분이다.

따라서 본 논문에서는 모터의 최적설계를 위하여 기존 개발한 집중권 방식 유도기를 대상으로 신경회로망을 이용하여 시스템을 모델링하였고, 그 결과를 확인하기 위해 기존 개발한 집중권 유도기의 실측치와 신경회로망을 이용하여 모델링한 방법을 비교, 제시하였다.

**Key Words** : Concentrated winding, Induction Motor, Modeling, Neural, identification

### 1. 서 론

산업이 발달하면서 이제는 어느 부분에서도 모터의 사용은 필수가 되었다. 이에 따라서 BLDC 모터를 비롯하여 많은 고성능 저소음화된 모터들이 많이 개발되고 있다. 그러나 여전히 소형 가전제품을 중심으로 한 분야에서는 성능 대비 가격이 저렴하다는 점에서 단상 유도기가 널리 사용되고 있다.

그러나 최근 중국의 값싼 노동력과 모터의 재료비 상승 폭을 감안해 볼 때 재료비가 획기적으로 절감되는 집중권선 방식의 유도기의 개발은 필수적이라 할 수 있고, 우리는 이전에 발표된 논문들을 통해 그 제품화 가능성을 제시하였다.

그러나 실제로 집중권 방식 유도기의 개발 경험이 많지 않기 때문에 설계자들이 설계를 하면서 기존의 분포권 방식의 경험을 토대로 하여 시행착오를 거쳐 가면서 실험에 의해 설계를 해야 하는 경우가 대부분이다.

집중권 방식을 적용하는 경우 자속의 집중으로 인해 자속파형이 구형파적으로 형성되어 모

터의 skew angle을 고려하여 이를 해결해야 한다. 이러한 현상을 시뮬레이션 해 보기 위해서는 3차원 해석이 필수적인데 이를 수행하기 위해서는 3차원 해석을 위한 어려운 기술이 필요하며, 또한 엄청난 mesh의 양 때문에 시간이 너무 많이 걸려 해석을 포기해야 하는 경우가 다반사이다. 본 저자가 이전에 개발한 집중권 유도기의 경우도 2차원 해석 데이터와 기존 분포권 유도기 개발 경험을 바탕으로 실험적인 방법으로 개발을 할 수 밖에 없었다.

이러한 면을 비추어 볼 때 신경회로망은 제어, 최적화 및 예측 등 다양한 분야에서, 특히 비선형성이 강해서 일반 선형 이론으로는 처리하기 힘든 경우에 적합한 도구로서 증명되어 왔다.

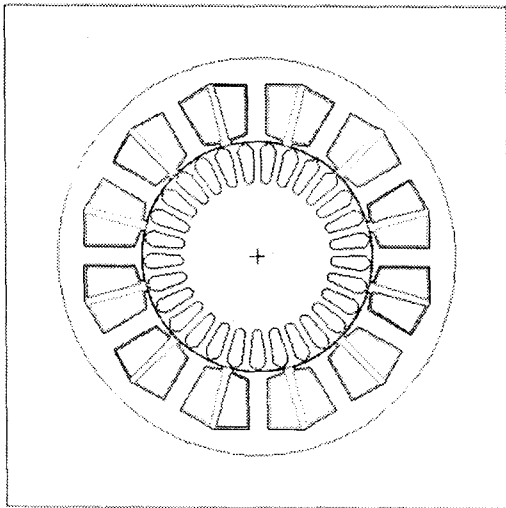
이에 본 논문에서는 에어컨 실내기에 사용되는 fan용 집중권 방식 유도기의 최적 설계를 위해서 신경회로망의 학습 기능을 이용하여 기 개발되어 있는 집중권 방식 유도기를 모델링하였으며, 학습을 통해 모델링된 신경망의 출력과 실제 집중권 유도기의 출력을 비교하였다.

## 2. 집중권 방식 유도기의 기본형상 설계

집중권 유도기의 identification을 위해서 진행한 기본형상의 설계는 아래와 같은 사항을 고려하여 설계하였다.

- 1) 등가회로법에 의해 기존의 분포권 모델의 형상에 기초한 기본형상 설계
- 2) 스테이터 슬롯 및 로터 슬롯수의 변경
- 3) 권선 사양의 변경
- 4) 스테이터 슬롯 및 로터 슬롯의 형상 변경
- 5) Endring의 형상 변경
- 6) Capacitance의 용량 변경

위와 같은 사양을 기준으로 설계한 집중권 유도기의 기본 사양은 아래와 같다.



Stator : 직경 95 $\Phi$ , 내경 55 $\Phi$   
 Slot 넓이 : 185.40mm<sup>2</sup>  
 Slot 개수 : 12개  
 York 두께 : 4.4mm  
 적층 : 25mm  
 Rotor : Slot 개수 29개  
 직경 54.6 $\Phi$   
 Shaft : 직경 8 $\Phi$

그림 1. 집중권 유도기의 기본형상

## 3. 신경회로망을 이용한 identification model

시스템의 identification은 경험적인 데이터에 근거하여 어떤 동적 시스템에 대해서 수학적 모델을 구축하는 것이다. 선형적으로 수학적 모델을 구축하기 힘든 비선형성이 강한 경우 특히 신경망 기반의 identification 모델이

유용하며, 여기서는 신경망의 가중치와 임계치들은 모델의 출력이 실제로 측정된 출력과 유사하도록 조정되는 방식을 사용한다.

일반적인 동적인 모형은 출력이 과거에 종속되는 경우가 많으나 유도기의 경우의 출력은 그 시점에서의 입력에만 종속된다.

본 논문에서는 집중권 유도기의 스테이터 및 로터의 형상 설계는 기존의 방법으로 진행한 상태에서 최적의 파라미터들을 찾아낼 수 있도록 나머지 파라미터들을 기준으로 신경망을 학습하였다.

### 3.1 집중권 유도기의 identification

본 논문에서는 집중권선 방식을 이용한 유도기의 identification을 위해서 2가지의 학습 모델을 선정하였고, 이 모델들을 학습시킨 후 실제 성능시험 결과와 같이 동작을 하는지 결과를 확인하였다.

시험에 사용된 2가지 학습 모델의 사양은 아래와 같다. 여기서 사용된 스테이터와 로터의 기본형상은 기존 개발된 모델의 사양을 그대로 사용하였다.

Identification에 사용된 신경망 모델은 그림 2와 같고 신경망의 입, 출력 및 구조는 아래와 같다.

표 1. 학습에 사용된 모델의 사양

사양	단위	학습모델 #1	학습모델 #2
main 선경	mm	0.2	0.18
main 턴수	turn	720	750
sub 선경	mm	0.18	0.17
sub 턴수	turn	920	750
skew angle	degree	23	30
Endring	mm	4 * 3	4 * 2.5
Capacitor	uF	1.5	2

\* 입력 변수 : 주파수, 전압, 회전수,  
 (총 11개) main 선경, main 턴수,  
 sub 선경, sub 턴수,  
 capacitance 용량,  
 skew angle,  
 endring height,  
 endring width

\* 출력 변수 : 토크, 전류, 역률  
 (총 3개)

\* 은닉층 뉴런의 개수 : 20개

입력층에 사용된 뉴런은 더미(dummy) 뉴런으로 단순히 정규화(normalization)된 네트워크

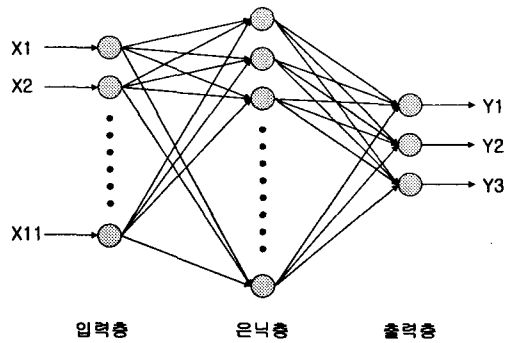


그림 2. 사용된 신경회로망의 구조

의 입력 신호를 네트워크의 은닉층으로 보내주는 역할을 한다. 은닉층과 출력층에 사용된 뉴런은 각각 시그모이드 함수와 선형함수를 활성화 함수로 사용하였다.

학습에 사용된 알고리즘은 일반적인 오류역전파 알고리즘을 사용하였으며, 학습의 속도를 높이면서도 안정성을 갖도록 하기 위해 학습하는 정도에 따라서 학습률이 변하는 학습률 가변형 알고리즘을 사용하였다. 즉, 오차가 감소하는 구간에서는 학습률을 증가시켜서 학습이 더 원활하게 진행되도록 하고, 오차가 증가하는 구간에서는 학습률을 감소시켜서 안정한 학습이 이루어지도록 하였다.

집중권 유도기의 identification을 위한 블록도를 그림 3에 나타내었다.

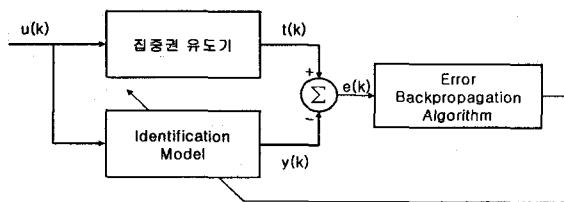


그림 3. Identification을 위한 블록도

사용된 목적함수는 아래와 같고, 최적의 모델링을 위해 한계 오차를 0.0001로 설정하였다.

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{j=1}^m (t_{ij} - y_{ij})^2 \right\}}{n \times m}}$$

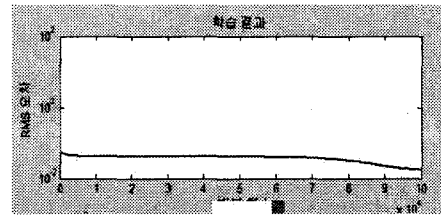
$n$  : 학습패턴 수  
 $m$  : 출력 수

위의 블록도는 간단하게 개념만을 나타내었고, 또한 학습에 사용된 알고리즘은 일반적인 오류역전파(error back-propagation) 알고리즘을 사용하였고, 여기에 학습률을 가변할 수 있도록 하였고, 자세한 알고리즘은 생략하였다.

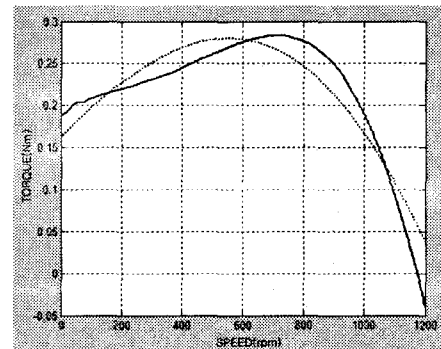
### 3.2 시뮬레이션 결과

위에서 제시한 2가지의 학습 모델을 가지고 10만회 학습한 후와 100만회 학습한 후의 결과를 알아보았다.

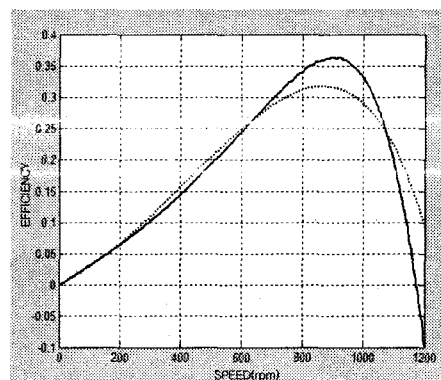
시뮬레이션에서는 학습에 사용되었던 학습모델 #1, #2를 동일한 방법으로 실험하였으며, 결과도 거의 비슷한 결과를 나타내었다. 본 논문에서는 지면의 제약상 학습모델 #1에 대한 결과만을 제시하였다.



(a) 오차 추이



(b) 토크 그래프



(c) 효율 그래프

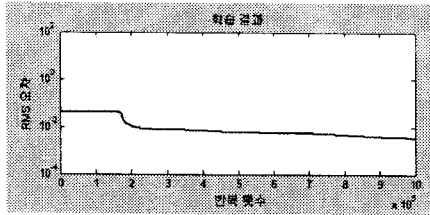
그림 4. 10만회 학습 후 결과

10만회 학습한 경우 최종 RMS 오차가 0.015513 이었고, 충분한 학습이 이루어지지 않아 그림 4의 (b),(c)에서 나타난 것처럼 집중권 유도기를 제대로 모델링하지 못하였다.

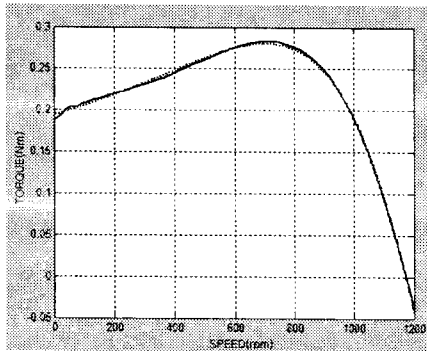
100만회 학습 한 후에는 최종 RMS 오차가 0.002822를 나타내었고, 그림 5의 (b),(c)의 그래프처럼 실제 집중권 유도기의 출력을 거의 똑같이 모사하고 있음을 알 수 있다.

대략 30만회 학습한 이후부터는 거의 유사하게 집중권 유도기를 모델링하고 있음을 확인할 수 있었고, 본 논문에서는 보다 확실한 모델링을 위해서 오차가 최소점에 도달하지 않는 범위 내에서 100만회까지 학습을 실시하여 보았다.

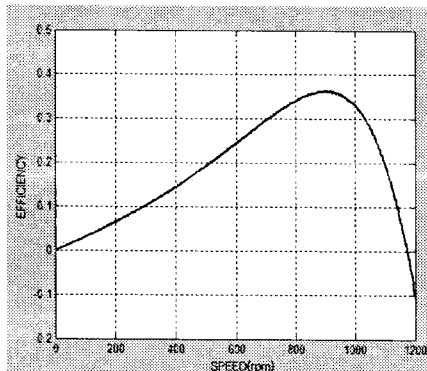
이상의 실험결과에서 보듯이 학습의 반복횟수에 따라서 모델의 identification이 얼마나 잘 되느냐가 결정이 된다.



(a) 오차 추이



(b) 토크 그래프



(c) 효율 그래프

그림 5. 100만회 학습 후 결과

실제로 실시간으로 사용되는 모델이 아니기 때문에 학습시간은 설계에 있어서 크게 중요하지 않지만 학습 데이터가 많아질수록 학습시간은 기하급수적으로 늘어날 것이기 때문에 현실적인 개발주기를 감안한다면 빠른 학습여부 역시도 엔지니어들에게는 중요한 변수가 될 수 있을 것이다.

#### 4. 결 론

대부분의 설계자들이 유도전동기를 설계하면서 등가회로를 이용하여 시스템을 모델링하고 여러 가지 해석 툴들을 사용하여 유한요소법 등을 이용하여 실제 모터의 특성들을 파악하며 설계를 진행해 나간다. 그러나 실제로 등가회로를 이용한 방법이나 해석 툴들을 사용한 유한요소법 등의 이용은 어느 정도의 경향을 파악하는데는 도움이 될 수 있으나 최적의 설계를 위해서는 미흡한 것이 사실이다. 게다가 3차원 해석이 필요한 경우 아직까지는 시간의 제약이 너무 큰 것도 현실이다.

그런 면에서 볼 때 신경회로망을 이용한 집중권 유도기의 모델링 방법은 정확한 학습 데이터만 있다면 본 논문의 시뮬레이션 결과에서 보듯이 실제 측정치와 거의 일치하도록 모델링을 할 수가 있음을 알 수 있었다.

본 논문에서는 2가지의 모델에 대해서만 학습을 하여 모델링 해 보았지만 실제로는 더 많은 모델에 대해서 학습을 시켜서 특정한 모델에 대해서 뿐만 아니라 집중권 유도기를 일반화시키는 모델링이 필요하다. 추후 더 많은 실험을 통해서 일반화된 집중권 유도기의 모델링을 진행하여 그 결과를 제시하고자 한다.

또한 본 논문에서 모든 결과를 제시할 수는 없었으나 일반적인 신경회로망이 가지고 있는 문제점인 망의 구조, 초기 가중치와 학습률 등을 결정하는 문제를 스스로 학습하는 구조가 필요하다.

물론 완벽한 전자기적 해석을 해 내는 데에는 더 많은 노력과 연구가 필요하겠지만 위와 같은 문제점을 해결해 나간다면 크게 노력과 시간을 줄이면서 효과적인 설계를 해 나갈 수 있을 것으로 사료된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] 채명기, 차현록, 윤철호, 정태욱, 김정철, 김형모, "집중권 방식 단상 유도기의 진동 및 소음특성 개선", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 803-804, 2006
- [2] 이재현, 탁한호, 이상배, "신경회로망을 이용한 동적시스템의 상태공간 인식모델", 한국퍼지 및 지능시스템학회지, 제10권, 제5호, pp.442-448, 2000
- [3] J.Wesley Hines, "MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", JOHN WILEY & SONS, INC
- [4] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamic Systems using Neural Networks, "IEEE Trans. Neural Networks, pp.4 (1990)
- [5] C. T. Lin and C. S. George Lee, "Neural fuzzy systems", Prentice Hall, 1996