

비선형 인덕턴스 변화특성을 고려한 SRM의 회전자 위치 추정

백원식*, 김남훈**, 김동희*, 최경호***, 김민희**
 *영남대학교, **영남이공대학, ***경북전문대학

A Rotor Position Estimation of SRM with Nonlinear Inductance Variation

Won-Sik Baik*, Nam-Hun Kim**, Dong-Hee Kim*, Kyeong-Ho Choi***, Min-Huei Kim**
 *Yeungnam University, **Yeungnam College of Sci. & Tech., ***Kyungbuk College

ABSTRACT

This paper presents a simulation results of sensorless control of Switched Reluctance Motor(SRM) using neural network. The basic algorithm of this scheme is based on the flux linkage characteristic according to the phase current and the rotor position. A sufficient simulation data was used for neural network training. Through measurement of the phase flux linkage and phase currents the neural network is able to estimate the rotor position. The simulation result shows some good results, and possibility of this algorithm.

1. 서 론

SRM은 회전자 위치에 따라 적정 고정자 권선을 여자시킴으로써 회전을 발생하기 때문에 회전자 위치 정보가 필수적으로 요구된다. 이러한 회전자 위치검출을 위해서는 엔코더 등의 속도 및 위치검출기가 사용되고 있으며, 최근에는 고정자 전류 및 회전자 위치에 따른 쇄교자속 특성으로부터 회전자 위치정보를 추정하는 기법에 관한 연구가 진행되고 있다^{[1]~[5]}. 본 논문에서는 보다 정밀한 회전자 위치 추정을 위해 신경회로망을 구현하였으며, SRM의 비선형적인 특성을 고려한 시뮬레이션으로부터 얻어진 전류, 쇄교자속 및 회전자 위치각의 데이터를 신경회로망의 학습을 위해 적용하였다. 학습된 신경회로망을 통해 추정된 회전자 위치정보를 적용한 속도응답특성을 통해 센서리스 알고리즘의 실현 가능성을 확인하였다.

2. SRM의 수학적 모델링

SRM은 고정자와 회전자가 모두 돌극형 구조로

이루어져 있고, 고정자에만 집중권으로 권선이 감겨 있으며, 회전자 위치에 따라 적정 고정자 권선을 여자시킴으로써 회전을 발생한다. 시뮬레이션 구성을 위한 수식은 다음과 같이 유도될 수 있다^[1].

SRM에서 기계적 에너지로 변환되는 에너지의 크기는 철심의 자기적인 포화와 프린징 현상을 무시함으로써 용이하게 해석될 수 있으며, 이러한 가정하에서 SRM의 한상의 전압과 입력에너지는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$v = Ri + \frac{d\Psi}{dt} = Ri + \omega_m \frac{d\Psi}{d\theta} \\ = Ri + \omega_m \frac{d(Li)}{d\theta} = Ri + L \frac{di}{dt} + \omega_m i \frac{dL}{d\theta} \quad (1)$$

$$vi = Ri^2 + Li \frac{di}{dt} + \omega_m i^2 \frac{dL}{d\theta} \quad (2)$$

입력의 시점에서의 자계저장에너지의 변화량은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{1}{2} Li^2 \right) = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{dt} + Li \frac{di}{dt} \\ = \frac{1}{2} i^2 \omega_m \frac{dL}{d\theta} + Li \frac{di}{dt} \quad (3)$$

기계적인 에너지로의 전력변환은 입력에너지에서 저항에 의한 손실과 자계저장에너지의 변화량을 제외한 나머지에 해당되므로 식 (2)와 식 (3)으로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p_{mech} = vi - Ri^2 - \frac{d}{dt} \left(\frac{1}{2} Li^2 \right) \\ = \frac{1}{2} i^2 \omega_m \frac{dL}{d\theta} = \omega_m T_e \quad (4)$$

식 (4)로부터 회전력 T_e 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$T_e = p_{mech} / \omega_m = \frac{1}{2} i^2 \frac{dL}{d\theta} \quad (5)$$

이러한 에너지 변환 원리로부터 시뮬레이션을 위한 프

로그를 설계하였다. 프로그램은 DLL 파일을 통해 C-program과의 호환이 가능하고 사용이 편리한 PSIM을 사용하였으며, 그림 1은 설계된 프로그램의 구성도를 나타내고 있다.

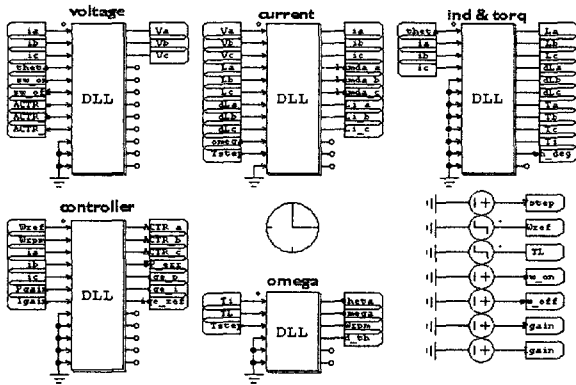


그림 1 SRM 시뮬레이션을 위한 프로그램 구성도

SRM은 돌극형의 고정자 및 회전자 극구조와 고정자 권선이 집중권으로 구성되어 있기 때문에 자기적인 포화 현상으로 인한 비선형적인 특성을 나타낸다^[6]. 본 논문에서는 보다 정확한 시뮬레이션을 위해 전류에 따른 인덕턴스의 비 선형적인 특성이 고려되도록 하였다. 그림 2는 본 논문에서 적용된 3상 6/4극 1마력 SRM의 전류에 따른 인덕턴스의 변화율을 나타내고 있으며, 표 1은 시뮬레이션에 적용된 전동기 설계상수를 나타내고 있다.

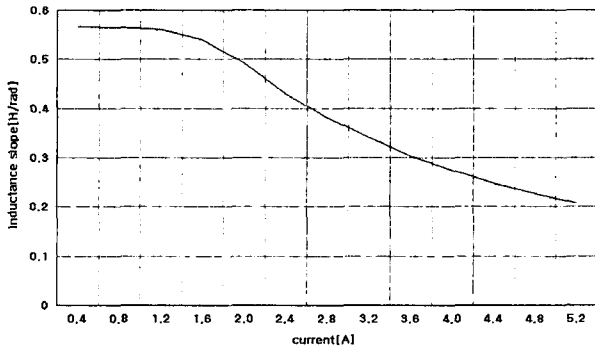


그림 2 전류에 따른 인덕턴스 기울기의 변화

표 1 SRM의 설계상수

Table 1 Design parameters of SRM

상수	3상	정격출력	1[hp]
극수	6/4	정격속도	3000[rpm]
정격전압	300[Vdc]	고정자극호	30[Mdeg]
권선저항	3.828[Ohm]	회전자극호	32[Mdeg]
관성모멘트	0.00026[kg · m ²]	마찰계수	0.0006[Nm · s]

3. 센서리스 알고리즘

3.1 쇄교자속 추정

SRM은 회전자 위치에 따라 인덕턴스가 변하기 때문에 상전류 및 쇄교자속으로부터 회전자 위치의 추정이 가능하다. 쇄교자속은 패러데이 법칙으로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\lambda = \int (v - Ri) dt \quad (6)$$

프로그램 상에서의 보다 정밀한 쇄교자속 추정은 Tustine의 근사법을 적용함으로써 유도될 수 있으며, 다음과 같이 나타낼 수 있다^{[4][5]}.

$$\lambda(k) = \lambda(k-1) + 0.5T(v(k) - Ri(k) + v(k-1) - Ri(k-1)) \quad (7)$$

여기서 λ 는 쇄교자속, v 와 i 는 상전압 및 전류, R 는 상저항, T 는 샘플링 주기를 나타내며, k 는 샘플링 시점을 나타낸다. 그림 3은 전압($v \times 100$ [V]), 전류(i [A]), 인덕턴스($L \times 10^{-1}$ [H]) 및 추정된 쇄교자속($\lambda \times 10^{-1}$ [Vs])을 나타내고 있다.

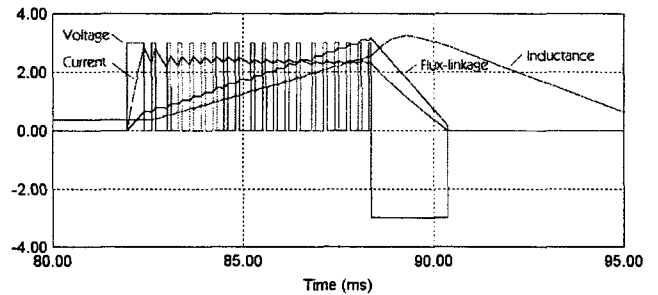


그림 3 전압, 전류, 인덕턴스 및 추정된 쇄교자속

3.2 신경회로망을 이용한 회전자 위치 검출

전류 및 쇄교자속으로부터 보다 정확한 회전자 위치의 추정을 위해 신경회로망을 적용하였다. 신경회로망은 복잡한 문제에 대한 근사해를 신속히 찾아낼 수 있으며, 패턴인식에 대한 능력이 뛰어나며, 단편적인 정보로부터 연관된 전체적인 정보의 유추가 가능하기 때문에 최근 비 선형적인 제어를 위해 적용이 확대되고 있다^{[2][3]}. 본 논문에서는 전류 및 쇄교자속으로 구성된 2개의 입력층과 5개의 은닉층, 그리고 1개의 출력층 뉴런의 역전파 네트워크를 구성하였다. 활성화 함수는 시그모이드 함수를 적용하였으며, 각 뉴런의 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$S = \sum_{k=1}^N X_k W_k + b$$

$$Y = \frac{1}{1 + \exp(-S)} \quad (8)$$

여기서 X_k 는 입력 데이터, W_k 는 연결강도, b 는 바이어스, S 는 입력 가중합, 그리고 Y 는 출력을 나타낸다. 학습을 위한 데이터는 시뮬레이션으로부터 구한 상전류, 쇄교자속 및 회전자 위치각을 이용하였으며, 그림 4는 신경회로망의 구성도를 나타내고 있다. 신경회로망의 학습을 위해서는 Neural Works사의 Professional II/plus Ver. 5.4 프로그램을 사용하였다.

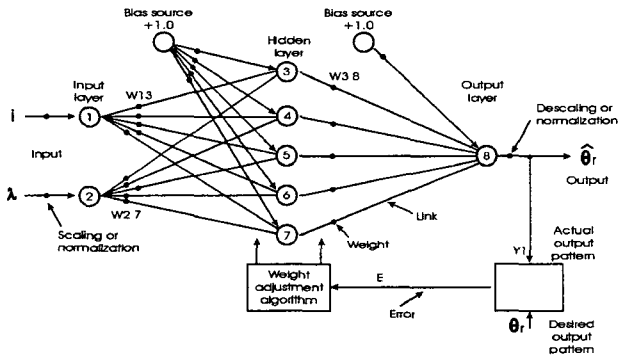


그림 4 회전자 위치 추정을 위한 신경회로망의 구조

그림 5는 학습된 신경회로망을 적용하여 회전자 위치를 추정하기 위한 시뮬레이션 구성도를 나타내고 있고, 그림 6은 쇄교자속 파형과 그 시점에서 추정된 회전자 위치각을 나타내고 있다.

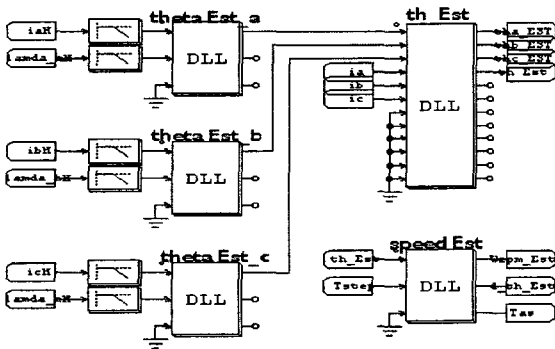
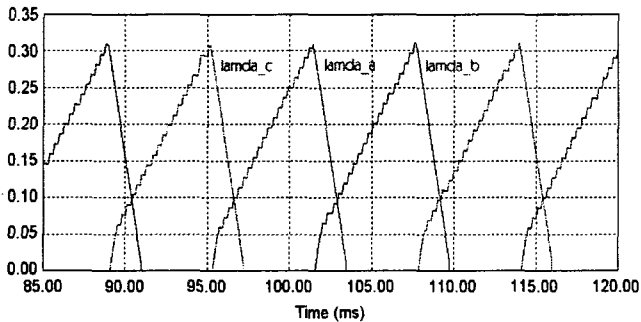
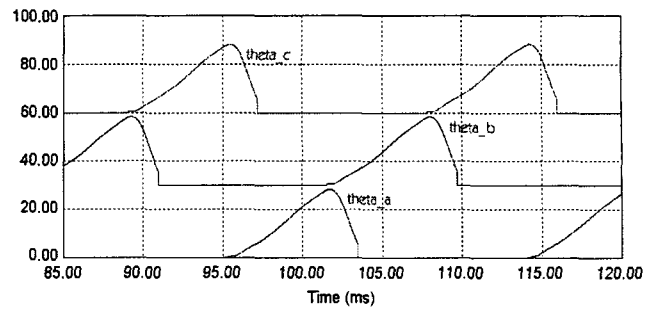


그림 5 회전자 위치 추정을 위한 프로그램 구성도

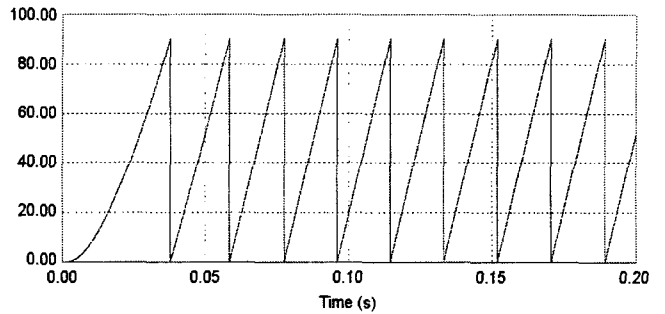


(a) 3상 쇄교자속 파형

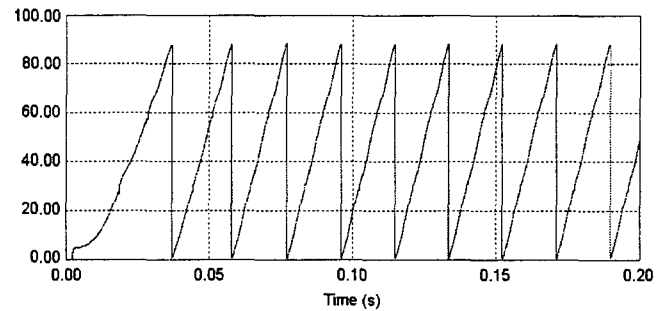


(b) 쇄교자속 및 전류에 따라 추정된 회전자 위치
그림 6 신경회로망을 통해 추정된 회전자 위치

그림 7은 800[rpm], 1.2[Nm]에서의 실제 회전자 위치와 추정된 회전자 위치각을 나타내고 있으며, 비교적 정확히 회전자 위치각을 추정하고 있음을 알 수 있다. 그림 8은 추정된 회전자 위치각을 적용한 경우의 속도, 토크 및 3상 전류파형을 나타내고 있다.

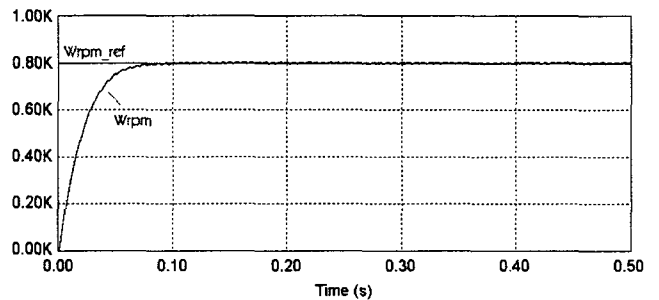


(a) 실제 회전자 위치



(b) 추정된 회전자 위치

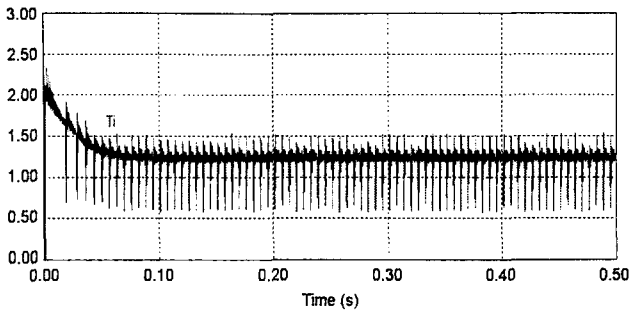
그림 7 추정된 회전자 위치의 비교(800[rpm], 1.2[Nm])



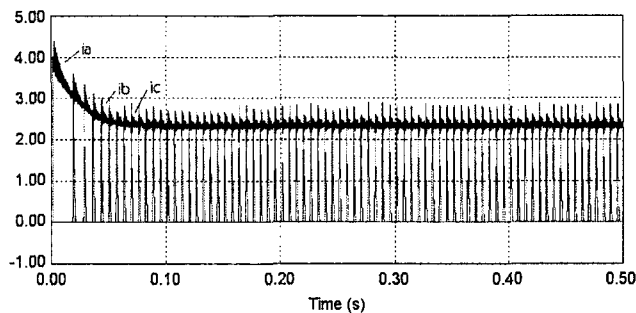
(a) 속도 응답 파형

참고 문헌

- [1] T.J.E Miller, *Switched Reluctance Motor and Their Control*, Oxford University Press, 1993
- [2] Bimal K. Boss, *Modern Power Electronics and AC Drives*, Prentice Hall PTR, 2002
- [3] Peter Vas, *Artificial-Intelligent-Based Electrical Machines and Drives*, Oxford Science Pub., 1999
- [4] Tom T. Hartley, et. al., *Digital Simulation of Dynamic Systems*, Prentice Hall PTR, 1994
- [5] Erkan Mese, David A Torrey, "An Approach for Sensorless Position Estimation for Switched Reluctance Motors Using Artificial Neural Networks", *IEEE Trans. on PE*, Vol. 17, No. 1, pp 66-75, Jan., 2002
- [6] 최경호, 김동희, 노채균, 김민희, "스위치드 리럭턴스 전동기의 인덕턴스 산정에 관한 연구", *전력전자학회 논문지*, 제 6권, 제 4호, pp 333-340, Aug., 2001



(b) 출력 토크 파형



(c) 3상 전류 파형

그림 8 추정된 회전자 위치각을 적용한 경우의 응답특성

4. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 상전류 및 쇄교자속으로부터 SRM의 회전자 위치각을 추정하는 방안에 관해 연구하였다. 인덕턴스의 비선형적인 특성을 고려해서 설계된 시뮬레이션을 통해 구한 상전류, 쇄교자속 및 회전자 위치각을 이용하여 신경회로망을 학습한 후, 추정된 회전자 위치각을 적용한 시뮬레이션 응답특성을 확인하였다. 시뮬레이션 결과로부터 회전자 위치 추정기법의 실용가능성을 확인하였으며, 향후 이러한 센서리스 알고리즘을 실제 시스템에 적용할 예정이다.