

신경회로망기법을 이용한 SRM 드라이브의 토오크리플 저감방안

이성두, 정태욱**, 안진우***, 황영문*

* 부산대학교 . ** LG전자 . *** 경성대학교

Torque Ripple Reduction Method of SRM Drives Using Neural Network Technique

Seong-Du Lee*. Tae-Uk Jung**, Jin-Woo Ahn***, Young-Moon Hwang*

* Pusan National Univ. . ** LG Electronics . *** Kyungsung Univ.

Abstract - The torque of SRM is developed by phase currents and inductance variation. The inductance of torque generation region is nonlinearly varied according to phase current. By this nonlinear characteristics, torque ripple can be generated on the condition of constant current. Otherwise, phase current should be controlled instantaneously in accordance with inductance to reduce torque ripple.

In this paper, the control system with neural network that can reduce torque ripple is suggested. In this control system, instantaneous inductance and optimal current waveform for smallest torque ripple is obtained by neural network. And this required optimal current waveform is regulated by voltage control.

1. 서 론

SRM은 릴럭턴스토오크를 이용하여 회전력을 얻는 전동기로 간단한 이중돌극형 구조에 고정자에 만원선이 감겨있어 견고하며 고속운전, 고효율, 용이한 가변속제어 등의 장점을 가지고 있다. 그러나, 펄스스위칭 기자력에 의해 운전되므로 토오크리플이 다소 큰 단점이 있다. 이것은 SRM이 기본적으로 각 상의 여자구간마다 펄스형태의 토오크가 발생되며 자기회로의 포화로 인해 인덕턴스가 비선형적으로 변화하기 때문이다.

그러므로, 본 연구에서는 전류와 위치각에 따라 비선형적으로 변화하는 인덕턴스를 신경회로망의 학습을 통해 근사화하고 이를 이용해 토오크리플을 저감할 수 있는 최적 전류파형을 구하고자 한다. 이러한 전류파형을 실제 운전상태에서 형성하기 위해서 전압형 인버터의 전압을 가변조정함으로써 인덕턴스변화에 의해 발생되는 토오크리플을 저감시키고자 한다.

2. SRM의 토오크특성

2.1 토오크 발생

SRM의 토오크는 상권선에 인가되는 기자력전류와 인덕턴스의 변화에 의해 발생된다. SRM의 토오크 T 는 회전자의 위치각 θ 와 상전류 i 의 함수로서 식(1)과 같이 쓸 수 있다. 식(1)에서 SRM의 토오크는 상전류의 자승과 위치각에 따른 인덕턴스의 변화율에 비례함을 알 수 있다.

$$T(i, \theta) = \frac{1}{2} i^2 \cdot \frac{dL(i, \theta)}{d\theta} \quad (1)$$

식(1)에서 자기포화를 무시한 경우에는 인덕턴스가 위치각만의 함수로서 일정한 변화율을 가진다. 이 때 토오크발생 구간의 전류가 일정하면 평활한 토오크가 발생된다.

그러나, 실제 운전상태에서 SRM은 포화영역에서 동작하기 때문에 인덕턴스가 비선형적으로 변화하게 된다. 이로인해 발생토오크의 크기와 형상도 전류뿐만 아니라 인덕턴스의 변화특성에 의해 영향을 받게 된다.

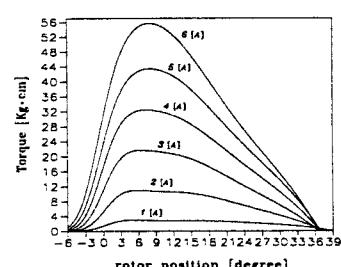


그림 1. 일정전류인가시 토오크

그러므로 평활한 전류를 토오크 발생구간내에 흘려주어도 그림 1과 같이 회전자 위치각에 따라 토오크가 변동하게 된다.

2.2 토오크리풀의 저감

SRM의 전압방정식에 식(1)을 대입해 정리하면

$$V = Ri + \omega L \frac{di}{d\theta} + \omega \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{\partial L(i, \theta)}{\partial \theta}} \quad (2)$$

와 같다. 이 때, 상저항을 무시하고 전류가 일정한 평활전류라고 가정하면

$$V = \omega \cdot \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{\partial L(\theta, i)}{\partial \theta}} \quad (3)$$

와 같이 다시 쓸 수 있다.

식(3)에서와 같이 일정전압 인가시에도 인덕턴스 변화율이 위치각과 상전류에 따라 비선형적으로 변하기 때문에 속도변동과 토오크리풀이 발생되게 된다. 이러한 토오크리풀을 줄이고 속도변동률을 저감시켜 안정화운전을 하기 위해서는 인덕턴스 기울기의 변동에 의한 토오크 변동분을 보상하도록 인가전압을 제어해야한다.

3. 신경회로망에 의한 특성해석

3.1 인덕턴스의 학습

비선형적인 인덕턴스를 수식적으로 표현하기는 어려우므로 비선형 시스템에 적용이 용이한 신경회로망을 활용해 인덕턴스를 추정하고 이를 제어시스템의 정보로 이용하고자 한다. 신경회로망의 학습 데이터는 그림 2와 같이 회전자 위치각과 전류에 대한 인덕턴스로 구성하였다.

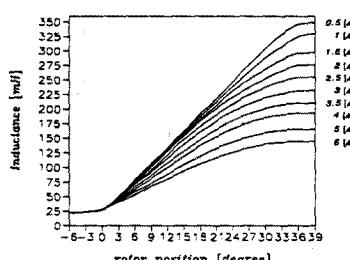


그림 2. 인덕턴스의 측정치

인덕턴스의 학습은 전류와 위치각에 대해서 신경회로망을 통해 학습된 결과와 실제 측정값과의 오차를 최소화하는 방향으로 연결강도를 조절하는 그림 3과 같은 역전파 알고리즘을 이용하여 행하였다.

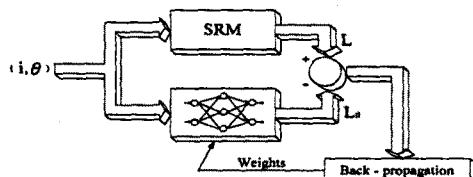


그림 3. 인덕턴스 학습을 위한 알고리즘

여러번의 학습을 통해 얻어진 적정 신경회로망의 구조는 2층의 은닉층에 각 층에 7개씩의 뉴런을 가지도록 구성하였다.

3.2 동작특성 해석

신경회로망에 의해 학습된 인덕턴스와 실측된 인덕턴스의 비교를 그림 4에서 보여주고 있다. 그리고, 실제 운전상태의 측정된 상전류파형과 학습된 인덕턴스값을 이용해 시뮬레이션된 상전류파형을 각각 그림 5에서 보여주고 있다.

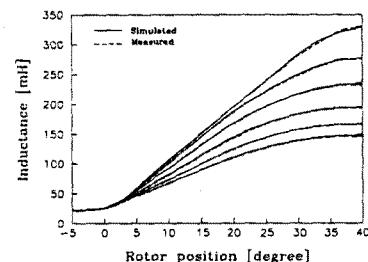


그림 4. 실측치와 학습결과

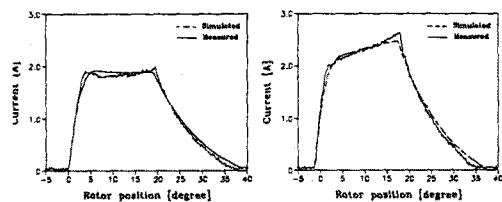


그림 5. 전류파형의 시뮬레이션 결과

위의 그림 4, 5와 같이 인덕턴스의 학습결과가 실제 인덕턴스에 대해 잘 근사화되며 동시에 전류파형 등의 동특성 예측이 가능함을 알 수 있다.

학습된 인덕턴스를 이용해 식(1)에 대해 평활한 토오크를 얻기 위한 상전류는 식(4)와 같다.

$$i(\theta) = \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{\partial \theta}{\partial L(\theta, i)}} \quad (4)$$

식(4)에 평활한 토오크를 위한 각 위치각의 순시전류를 구한 결과는 그림 6과 같다.

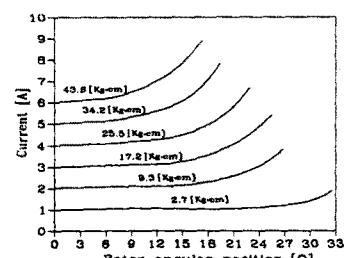


그림 6. 평활토오크를 얻기 위한 전류

그림 6과 같이 평활한 토오크를 얻기 위해서는 회전자와 고정자의 중첩이 이루어짐에 따라 인가전

류가 증가해야 함을 알 수 있다. 즉, 인덕턴스의 포화로 인한 토오크 감소분을 인가기자력으로 보상해야 한다.

그러나, 전류증가는 인덕턴스의 포화를 더 크게 하기 때문에 위치각이 인덕턴스 최대구간에 가까이 갈수록 그 인덕턴스변화율이 거의 0이 되므로 요구되는 상전류가 아주 큰 값이 된다. 그러므로, 어느 이상의 위치각을 넘는 경우에는 상전류에 의한 토오크리풀의 저감이 제한된다. 이러한 위치각 이후에는 한 상의 전류감소에 의해 생기는 토오크와 다음 상 토오크와의 적절한 중첩을 통해 토오크 리풀을 저감시킬 수 있다[2].

4. 실험결과 및 고찰

4.1 제어시스템 구성

본 연구에 적용된 제어시스템은 그림 7과 같다. 스위칭각은 절대위치형 엔코더로부터 출력되는 위치신호를 이용해 일정하게 유지하고, 신경회로망(ANN)과 보상기에서 출력되는 인덕턴스변화율의 보상분에 의해 발생되는 PWM신호로 상권선의 인가전압을 제어하도록 구성하였다.

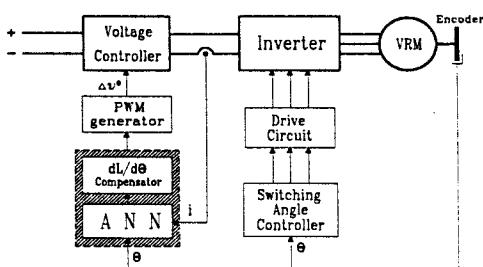


그림 7. 토오크 리풀저감을 위한 제어회로

4.2 실험결과 및 고찰

본 연구에서 제안한 방식과 기존의 일정전압 인가시의 상전류와 전압제어PWM신호는 그림 8과 같다.

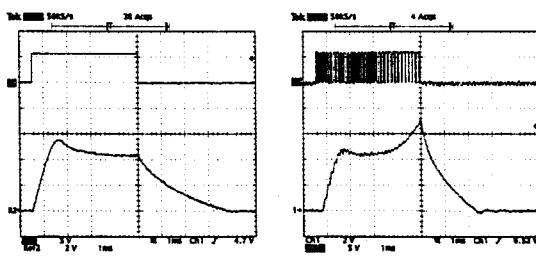


그림 8. 상전류와 전압제어신호
(토오크 : 10kg·cm, 속도 : 800rpm)

그림 9는 그림 8의 전류파형에 의한 토오크파형을 보여주고 있다.

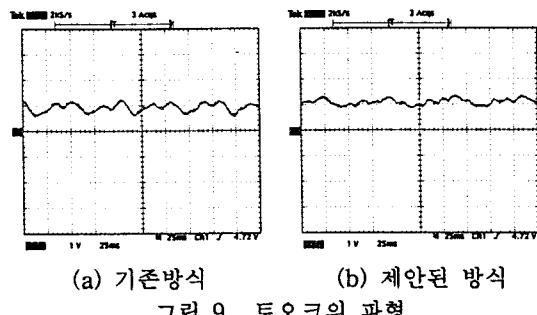


그림 9. 토오크의 파형

그림 9와 같이 제안된 제어방식에 있어서 기존방식에 비해 토오크리풀이 저감됨을 알 수 있다.

그러나, 제안된 방식에서도 남아있는 토오크리풀은 상간의 轉流시 발생하는 토오크리풀이다. 이러한 토오크리풀은 스위치-오프되는 상과 스위치-온되는 다음상과의 적절한 전류증첩에 의해 저감시킬 수 있을 것이다.

5. 결 론

본 연구에서는 토오크리풀 저감제어를 위해 먼저 비선형적인 인덕턴스변화 특성을 신경회로망을 통해 구하였다. 그리고 이를 활용해 평활토오크를 위한 전류파형을 시뮬레이션하였으며, 그 결과 고정자와 회전자가 중첩될수록 상승하는 전류파형임을 알 수 있었다. 이러한 최적의 전류파형을 형성할 수 있도록 직류전압을 가변조정하였으며 이로 인해 토오크리풀이 저감됨을 확인할 수 있었다. 향후에는 상과 상사이의 轉流시 발생하는 토오크리풀을 적절한 상전류증첩을 통해 감소시키고자 한다.

[참 고 문 헌]

- [1] P.C.Kjaer, J.J.Gribble, T.J.E.Miller, "High -Grade Control of Switched Reluctance Machines", Proc. of IAS/IEEE Sandiego, California, pp.92-100, 1996
- [2] Iqbal Husain, M. Ehsani, "Torque Ripple Minimization in Switched Reluctance Motor Drives by PWM Current Control", IEEE Trans on. PE, Vol.11, No.1, Jan 1996
- [3] M.A.El-Sharkawi, A.A.El-Samahy, M.L.El-Sayed, "High Performance Drive of DC Brushless Motor Using Neural Network", IEEE Trans on. EC, Vol.9, No.2, June 1994