

신경회로망을 이용한 SRM의 맥동토크 해석

吳錫奎, 崔泰完

The Analysis of Torque Ripple of SRM Using Artificial Neural Network

Seok-Gyu Oh, Tae-Wan Choi

요 약

SRM의 토크는 상전류의 제곱과 인덕턴스 기울기에 비례한다. 그러나 SRM의 인덕턴스는 자기회로의 포화현상으로 회전자위 치각과 상전류에 따라 비선형적으로 변화하여 순시적으로 원하는 토크를 제어하기 어렵다.

본 논문에서는 비선형 해석에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 인덕턴스를 모델링하는 방법을 도입하여 인덕턴스의 변화를 관측하였다. 그리고 이를 이용하여 맥동토크를 해석하였으며 맥동토크를 저감하는 전압, 전류조건을 시뮬레이션하였다.

ABSTRACT

The torque of SRM depends on phase current and the derivative of inductance. But the inductance of SRM is nonlinearly changed according to rotor position angle and phase current because of saturation in magnetic circuit, and it is difficult to control the desired torque.

This paper proposes inductance modelling method using ANN(Artificial Neural Network) that is used to simulate the inductance which is nonlinearly varied with rotor position and current. The torque ripple is analyzed and input voltage and current condition to reduce torque ripple is simulated by inductance model.

Key Words: SRM, torque ripple, the change of inductance, inductance model, voltage and current condition

1. 서 론

스위치드 릴럭턴스 전동기(Switched Reluctance Motor, SRM)는 고효율, 고속운전, 간단한 전자기적 구조, 그리고 용이한 가변속제어 등의 장점을 가지고 있어 산업전반에 걸쳐 적용범위를 점차 넓혀가고 있으나 전자기적 구조설계의 최적화, 제어장치와의 결합성, 제어방식의 향상, 소음 진동과 맥동토크의 최소화 등 몇 가지 해결해야 할 문제점이 있다. 그 중 최근 들어 정밀제어 및 가정용 전기제품으로의 영역을 넓히는 데에 있어 가장 장애가 되고 있는 것이 맥동토크와 소음 및 진동이다. 따라서 운전특성의 안정화를 위한 맥동토크와 소음 및 진동의 원인 규명과 이를 효과적으로 줄이는 연구가 활발히 진행되고 있다.^(1,2)

SRM 드라이브에서의 토크 발생은 여자전류의 제곱과 가변인덕턴스의 변화율에 비례한다. 따라서 토크발생이 대부분 자기회로의 포화영역에서 이루어지므로 이러한 포화현상으로 인하여 가변인덕턴스가 심한 비선형성을 갖게 되며 이로 인하여 기자력 전류의 파형은 각 운전조건에서 다양하게 변하게 되어 맥동토크 및 속도변동을 가져오게 된다.

맥동토크를 줄이기 위한 방법으로는 전동기의 자기구조를 개선하는 방법과 순시적으로 평활토크를 만들 수 있도록 상전류 파형을 제어하는 방법 등이 있다.

전동기의 자기구조는 SRM의 자기회로에서 고정자와 회전자 극수의 조합, 극호의 각도 및 고정자 권선의 권선수 등에 대한 최적설계를 통하여 개선할 수 있다.⁽³⁾

한편, 상전류 파형은 토크 발생원리상 평활전류가 적정

하다고 되어 있으나 이는 인덕턴스의 변화가 선형화되었다고 보았을 때이며 자기회로의 적정설계에도 불구하고 이러한 인덕턴스 변화의 선형화는 실용상 대단히 어렵다. 최근에 전류 파형을 제어하여 맥동토크를 저감하려는 시도가 있다.^[4] 이 제어방법은 바람직한 전류형상을 정하고 이에 맞도록 상전류를 제어하는 것으로 다양한 운전조건에서는 잘 맞지가 않다. 따라서 순시적으로 변화하는 운전조건에서 순시전류를 평활토크의 형성에 맞게 조정하기 위하여 가변 인덕턴스의 관측이 요구된다.

본 논문에서는 가변인덕턴스의 관측을 위하여 비선형 시스템 해석에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 가변인덕턴스를 모델링하는 방법을 도입하여 인덕턴스의 변화를 관측하였다. 그리고 인덕턴스 모델을 이용하여 각 운전조건에서의 맥동토크를 해석하였으며, 맥동토크를 저감하는 전압, 전류조건을 시뮬레이션하였다.

2. SRM의 맥동토크 해석

SRM의 자기적 구조는 릴럭턴스 토크를 최대로 활용하기 위하여 그림 1에서와 같은 이중 돌극형 구조를 채택하고 있으며 고정자에만 집중권으로 권선이 감겨져 있는 단일여자방식(single exciting method)에 의해 자기회로에서 릴럭턴스를 최소화하려는 방향, 즉 인덕턴스를 최대로 하려는 방향으로 작용하는 릴럭턴스 토크를 활용하는 전동기구조이다.

2.1 SRM의 맥동토크의 원인

SRM은 가변속전동기구조로서 그 실용성이 인정되어 적용분야가 점차 확대되어 가고 있으나 높은 진동 및 소음이 문제가 되어서 이를 개선하기 위한 많은 개발연구가 추진되고 있다. SRM에서의 진동 및 소음의 발생원인 중의 하나가 각 상권선에 전류를 흘려 토크를 발생시킬 때 순시토크의 크기가

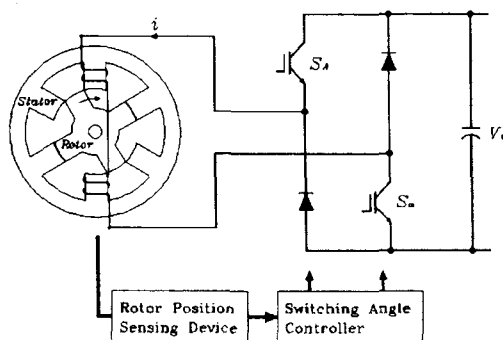


그림 1 6/4극 SRM의 구성도
Fig. 1 Schematic diagram of 6/4 SRM

일정치 않아 발생되는 맥동토크이다.

SRM에서 전자기적인 원인에 의해 발생하는 맥동토크는 다음과 같이 크게 2가지로 분류할 수 있다. (1) 연속적인 펄스전원에 의해 구동되기 때문에 한 상 스위치가 오프되고 그 다음 상 스위치가 온되는 전류(commutation)과정에서 발생하는 맥동토크, (2) 자기포화로 인하여 인덕턴스의 기울기가 비선형적으로 변하여 인덕턴스 상승구간에서 순시적으로 변하여 발생하는 맥동토크 등이 있다.

SRM은 고정자극과 회전자극이 모두 2중 돌극형으로 되어 있고, 고정자만 집중권으로 되어 있어서 각 상권선간의 전류(commutation)가 원활하지 못하다. 그러므로 상간의 전류(commutation)를 원활히 하기 위해서 연속되는 두상을 적절하게 겹치게 함으로써 평활한 토크를 얻을 수 있다.

SRM에서의 인가기자력전류와 토크는 식(1)과 같은 관계를 가지고 있다.

$$\tau(\theta) = \frac{1}{2} i(\theta)^2 \frac{dL(\theta)}{d\theta} \tag{1}$$

만약 여기서 $dL(\theta)/d\theta$ 항이 일정하다면 토크 크기와 형상은 상전류 $i(\theta)$ 에 의해 결정되어질 수 있다. 그러나 고정자극과 회전자극이 초기 중첩상태와 최종 중첩상태에서의 자기적 포화정도가 달라서 한 스트로크(stroke)에서의 릴럭턴스의 변화율이 변화하여 일정한 평활기자력 전류를 갖게 되더라도 맥동토크가 발생하게 된다. 이러한 토크형태를 그림 2에서 보여주고 있다.

그림 2에서 일정전류가 상권선에 흐를때도 불구하고 고정자극과 회전자극들이 중첩이 진행됨에 따라 발생토크는 작아지고 전류가 커질수록 그 변화가 커짐을 알 수 있다. 이는 식(1)에서 $dL(\theta)/d\theta$ 항의 변화에 기인한다.

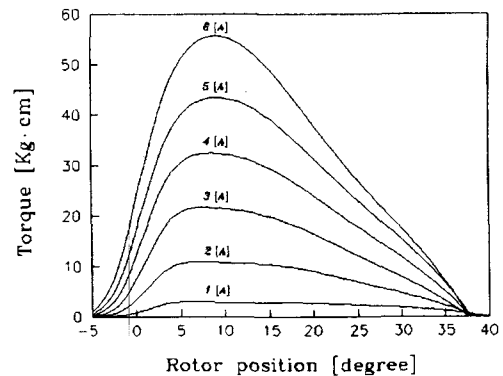


그림 2 상전류와 회전자위치각에 따른 토크 프로파일
Fig. 2 Torque profile according to phase current and rotor position angle

2.2 토오크리플의 억제방안

평활한 토오크를 발생시키기 위해서는 각 상권선에 펄스전류를 원활한 전류(commutation)작용에 의해 연속적으로 가변시켜야 한다. 동시에 각 상에서의 스위칭기자력의 인가도 적절하게 이루어져야 한다. 전압형 인버터를 사용할 경우 스위칭전류는 식(2)에서 주어지는 인가전압에 의해 생성된다.

$$v(\theta) = Ri(\theta) + L(\theta) \frac{di(\theta)}{dt} + i(\theta) \frac{dL(\theta)}{d\theta} \omega \quad (2)$$

여기서 우변 첫째항은 저항전압강하, 둘째항은 리액턴스전압강하, 세 번째항은 속도역기전력을 각각 나타내고 있다.

인가전압, $v(\theta)$ 제어하기 위한 조건을 살펴보면 식(1)과 식(2)에서 정리한 식(3)에서 해석할 수 있다.

$$v(\theta) = [Ri(\theta) + L(\theta) \frac{di(\theta)}{dt}] \cdot \omega + \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{di(\theta)}{dt}} \cdot \omega \quad (3)$$

지금, 이론적으로 가장 안정한 운전을 하는 경우로서는 스위칭전류가 토오크발생구간에서 일정한 평활전류를 갖는 경우이다.

그리고 권선전압강하를 고려하지 않을 경우 식(3)은

$$v(\theta) = \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{di(\theta)}{dt}} \cdot \omega \quad (4)$$

과 같이 되어 인가전압이 속도역기전력에만 의존하는 상태로 되어, 일정한 인가전압일 때는 토오크-속도특성이 수하특성을 갖는 안전한 운전을 하게 된다. 그러나 이때에도 가변릴렉턴스의 변화율 $dL(\theta)/d\theta$ 이 부하전류에 따라 비선형적으로 변화하기 때문에 여전히 맥동토오크를 갖게 된다.

토오크발생구간에서 전류 $i(\theta)$ 를 조정하는 수단으로는 인가전압 $v(\theta)$ 제어 및 초기전류확립을 위한 θ_{ad} 의 제어를 행하는 방법이 있다.⁽⁵⁾ 식(3)을 이용하여 평활토오크를 갖기 위한 상전류 $i(\theta)$ 를 형성시키기 위한 순시전압제어가 이루어져야 한다.

$$\frac{v(\theta)}{\omega} = \left[\frac{Ri(\theta)}{\omega} + L(\theta) \cdot \frac{dL(\theta)}{d\theta} \right] + \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{dL(\theta)}{d\theta}} \quad (5)$$

식(5)의 좌변에서 순시전압 $v(\theta)$ 을 속도역기전력에서의

변환성분 $\sqrt{dL(\theta)/d\theta}$ 및 권선임피던스에서의 변화분을 보상해 주는 순시전압제어를 하게 되면 될 것이다.

여기서 권선의 저항강하는 무시하고, 인덕턴스 최소구간에 인덕턴스 변화율이 거의 일정하므로 첫번째항과 세번째항을 생략할 수 있다. 그래서, 여자기자력의 초기치 전류 $I(\theta)$ 을 생성하기 위한 선행스위칭각(advance angle)은

$$\theta_{ad} = \frac{L_{min} I(\theta_0) \omega}{V} \quad (6)$$

와 같이 된다. 그래서 θ_{ad} 는 초기전류생성의 제어변수로 사용될 수 있다.

3. 가변 인덕턴스 모델링

3.1 신경회로망을 이용한 인덕턴스의 학습

평활한 토오크를 생성하기 위한 상전류제어를 위해서 인덕턴스의 변화를 알아야 하나 비선형적 특성이 강하여 수식으로는 근사화하기가 어렵다. 따라서 비선형시스템에 우수한 성능을 보이고 있는 신경회로망을 이용하여 인덕턴스를 근사화하고 그 출력으로 인덕턴스의 변화를 관측하고자 한다.

신경회로망은 생물학적 뉴런(Neuron)의 가장 기본적인 기능과 유사한 기능을 가진 요소들로 구성되어 있어 뇌와 유사한 많은 특성을 보유하고 있다. 즉, 경험으로부터의 학습, 앞서 주어졌던 예에서 새로운 것을 생성, 오류를 포함한 입력 데이터로부터 기본적인 특성을 추출하는 능력을 가지고 있다. 특히 제어 대상 시스템이 미지의 비선형성을 갖는 경우에도 제어대상의 입출력패턴을 학습시킴으로 시스템식별을 효과적으로 할 수 있어 원하는 제어특성을 얻을 수 있다.^(6,7)

신경회로망의 학습데이터는 회전자위치와 전류에 따른 실

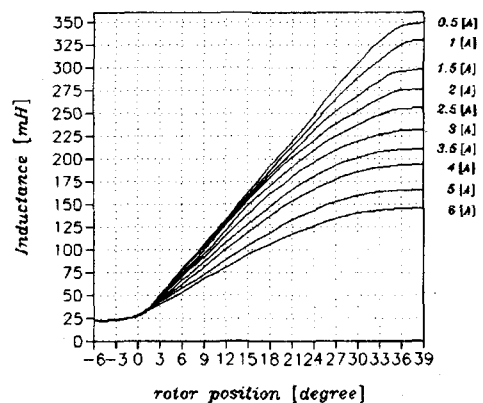


그림 3 회전자위치와 각 전류에 따른 실측한 인덕턴스
Fig. 3 Measured inductance according to rotor position and each currents

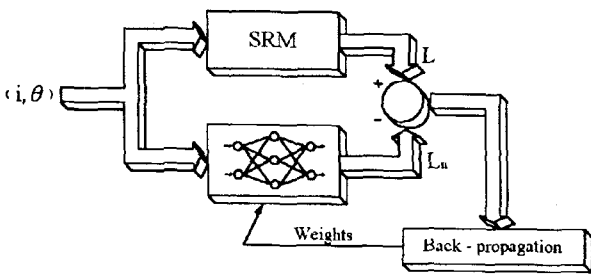


그림 4 인덕턴스 학습을 위한 블록선도
Fig. 4 Block diagram to learn inductance

측한 인덕턴스값에서 추출하였다. 인덕턴스값의 측정에서 회전자위치정보는 1°의 분해능을 가진 절대엔코더와 각도기를 사용하여 보다 정확한 회전자위치를 검출하였고 이 위치에서 전류를 흘려도 움직이지 않게 하기 위하여 다이내모시스템(dynamo system)으로 고정하였다. 그리고 이렇게 고정된 각각의 위치에서 한 상의 권선에 전류를 흘려서 임피던스법으로 인덕턴스를 측정하였다. 그림 3은 회전자위치와 각각의 전류에 따른 실측한 인덕턴스값을 보여주고 있다.

그림 4는 인덕턴스를 학습하는데 사용된 알고리즘을 간단히 보여주고 있다. 신경회로망의 학습데이터는 회전자위치각과 전류를 입력값으로 하고 출력은 인덕턴스값으로 측정된 각각의 회전자위치각과 전류를 포함하도록 하였고 학습방법은 일반적인 역전파 알고리즘을 이용하였고 활성화 함수는 시그모이드함수를 사용하였다.^{6,7)}

3.2. 신경회로망을 이용한 인덕턴스 모델

신경회로망의 학습에 있어서 바람직한 출력을 보여주는 한도내에서 가장 간단하게 하는 것이 필요하다. 즉, 은닉층의 층수와 뉴런의 숫자가 늘어나면 학습시간이 늘어나고 또한 제어시스템을 구성할 때 복잡하고 계산시간이 많이 걸려 바람직하지 않다.

그림 5는 신경회로망의 은닉층과 뉴런의 개수를 다르게 하여 학습하였을 때 리콜된 값을 보여주고 있다.

그림 5(a), (b)에서 인덕턴스 상승하는 시점과 인덕턴스 최대값 부분에서 상당한 오차를 볼 수 있다. 그림 5(c)인 2개의 은닉층과 7개의 뉴런에서 전체적으로 실제 값과 유사하다.

그림 6은 그림 5(c)의 신경회로망을 이용하여 시뮬레이션된 인덕턴스와 측정된 인덕턴스를 전류와 회전자 위치각에 대해 보여주고 있다. 그리고 점선으로 표시된 곡선은 실제 측정된 인덕턴스를 나타내고 있다.

4. 토크 저감을 위한 전류·전압 시뮬레이션

전압형 인버터를 사용하는 SRM 드라이브는 인가전압, 스

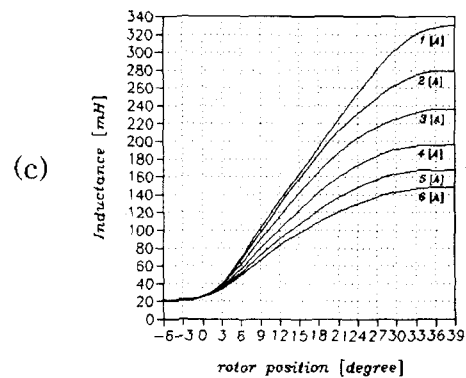
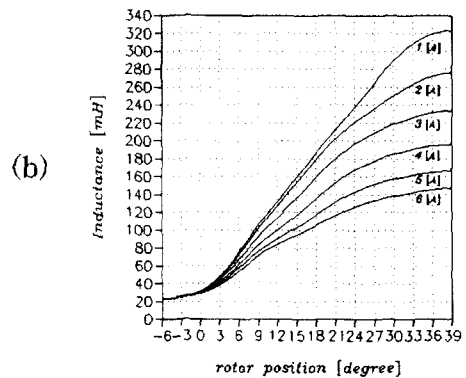
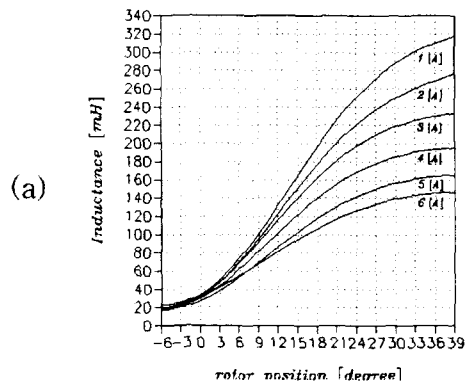


그림 5 각 조건에서 학습했을 때의 리콜된 결과
(a) 1은닉층, 7뉴런 (b) 2은닉층, 4뉴런
(c) 2은닉층, 7뉴런

Fig. 5 Recalled results as learning with each conditions
(a) 1 hidden layer, 7 neurons (b) 2 hidden layer, 4 neurons (c) 2 hidden layers, 7 neurons

위치 온, 오프각에 의해 제어되는 데 SRM의 스위치 온, 오프각은 전류파형의 크기와 형태를 조정하고 동시에 토크 크기와 형태를 변화시켜 맥동토크와 속도변동을 유발시키는 등 운전특성과 깊은 상관관계를 갖는다.

요구되는 운전특성을 가지기 위해서는 다양한 운전조건에서 나타나는 상전류파형을 해석하고 바람직한 전류파형을 형성시키기 위해서 스위칭각과 전압의 제어조건을 도출하여야

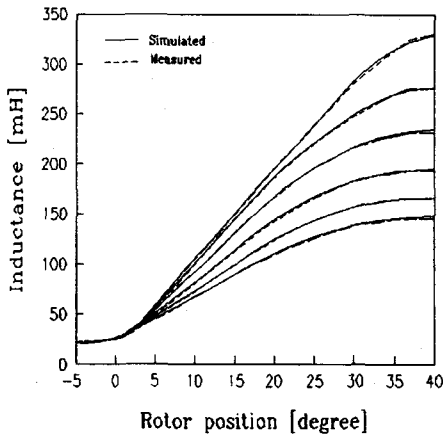


그림 6 신경회로망을 이용하여 구한 인덕턴스
Fig. 6 Simulated inductance using neural network

한다. 따라서 다양한 운전조건에서 상전류파형의 해석을 위한 시뮬레이션이 필요하다.

4.1 신경회로망을 이용한 전류 시뮬레이션

먼저, 인덕턴스 모델을 이용하여 같은 회전자속도, 부하조건 그리고 인가전압의 조건에서 시뮬레이션된 전류파형과 실

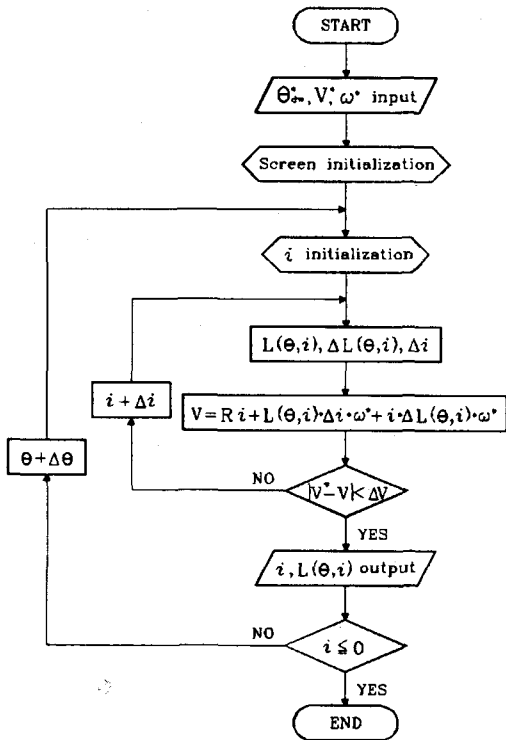
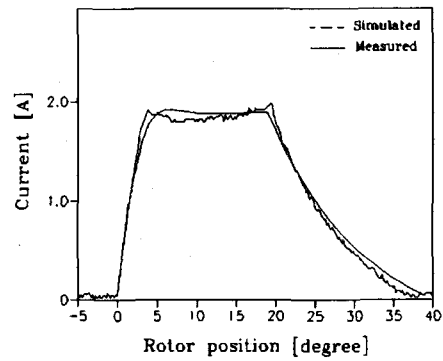


그림 7 시뮬레이션을 위한 프로그램 흐름도
Fig. 7 Program flow chart for simulation

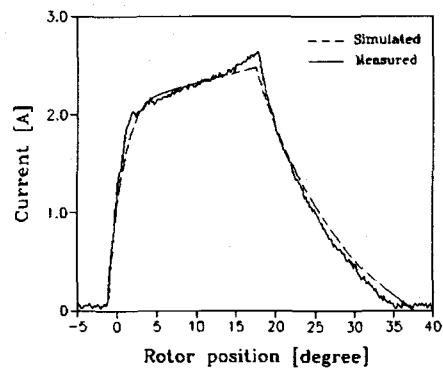
제 운전되는 전류파형과 비교를 통하여 시뮬레이션된 인덕턴스의 타당성을 증명하고 이를 이용하여 스위칭각과 인가전압의 제어를 통한 상전류파형의 시뮬레이션을 하였다.

그림 7은 상전류를 시뮬레이션하기 위한 플로우-차트를 보여주고 있다. 이 때 전류와 인덕턴스가 상호 의존적인 관계이기 때문에 수치해석방법에 의한 전류해를 구하여 상전류를 예측하기가 어렵다. 따라서 본 시뮬레이션은 구동조건에 맞는 전류파형을 구하기 위하여 한 회전자위치각에서 임의의 전류를 정하고 이 전류에 대한 인덕턴스를 인덕턴스 모델에서 구하고 이 전류와 인덕턴스 값을 전압방정식에 대입하여 그 결과가 입력시킨 전압값과 비교하였다. 이때 오차가 클 경우 임의의 전류값을 계속 바꾸어 입력전압과 오차범위 이내로 수렴할 때까지 반복 연산하여 전류파형을 구하였다.

그림 8(a)는 전압 150 [V], 회전자 속도 1,500 [rpm], 도통각 20° 그리고 선행스위칭각이 1° 일 때의 운전조건에서의



(a)



(b)

그림 8 시뮬레이션된 전류파형 (a) 전압 150 (V), 회전자 속도 1,500(rpm), 도통각 20°, 선행스위칭각 1°
(b) 전압 200 (V), 회전자속도 1,500 (rpm), 도통각 20°, 선행스위칭각 1°

Fig. 8 Simulated phase current waveform (a) 150 (V), speed 1,500(rpm), dwell angle 20°, advance angle 1°
(b) 200 (V), speed 1,500 (rpm), dwell angle 20°, advance angle 1°

실측된 상전류와 신경회로망으로 학습시킨 인덕턴스를 이용하여 시뮬레이션된 상전류를 비교하였다.

그림 8(b)는 전압 200 [V], 회전자 속도 1,500 [rpm], 도통각 20° 그리고 선행스위칭각이 1° 일 때의 운전조건에서의 실측된 상전류와 신경회로망으로 학습시킨 인덕턴스를 이용하여 시뮬레이션된 상전류를 보여주고 있다.

그림 8에서 실측된 상전류와 시뮬레이션된 전류파형은 전체적인 파형의 형태는 거의 비슷하나 인덕턴스 상승하기 시작하는 시점에서 약간의 오차를 보여주고 있다. 이것은 측정 데이터의 오차로 인해 학습의 결과도 오차가 생긴 것으로 생각된다.

4.2 평활토크발생을 위한 전류 · 전압 시뮬레이션

적절한 신경회로망을 이용하면 실제 인덕턴스 프로파일과 유사값을 예측할 수 있었다. 이제 학습된 인덕턴스 프로파일을 이용해 그 변화율을 구하고 이로부터 얻을 수 있는 토크특성을 고찰해 본 후 맥동없는 일정토크를 만들기 위한 제어를 하기 위해서는 어떤 상전류가 필요한지를 구하고 전압형 SRM에 있어서 이러한 전류를 만들기 위해 필요한 전압을 계산하도록 한다.

전류와 위치각을 입력으로 하고 인덕턴스를 출력으로 하여 역전과 알고리즘에 사용해 학습된 인덕턴스는 실제의 인덕턴스와 거의 유사한 특성을 가짐을 볼 수 있다. 여기서 토크 발생구간에서 릴럭턴스는 감소하고 인덕턴스 $L(\theta)$ 는 증가하지만, 그림 9와 같이 인덕턴스의 변화율은 두 극이 중첩될수록 점차로 줄어들게 된다. 그래서, SRM의 상전류가 이상적인 평활한 전류라 할지라도 발생하는 순시토크는 평활하지 못하게 됨을 알 수 있다.

이런 비선형적인 인덕턴스 기울기의 변화에서도 리플이 없

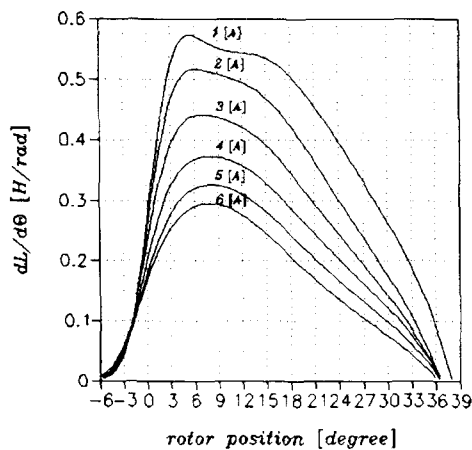


그림 9 신경회로망을 이용해 구한 $dL/d\theta$
Fig. 9 Simulated $dL/d\theta$ using artificial neural network

는 평활토크를 만들기 위해서는 순시토크항에서 전류와 위치각에 따라서 변화하는 인덕턴스 변화율만큼을 보상해 주어야 한다. 순시토크식에서부터 일정토크 $\tau(\theta)$ 을 만들기 위한 전류 $i(\theta)$ 는 토크식으로부터 구할 수 있다.

$$i(\theta) = \sqrt{2\tau(\theta)} \cdot \sqrt{\frac{d\theta}{dL(\theta)}} \tag{7}$$

그리고 식(7)에서 신경회로망으로부터 구한 인덕턴스 변화율값을 대입하면 전류 프로파일은 그림 10과 같이 된다. 여기서 전류값들은 초기확립전류를 표시한 것이다. 그림 11은 그림 10의 전류를 형성하기 위한 인가전압의 변화를 보여주고 있다.

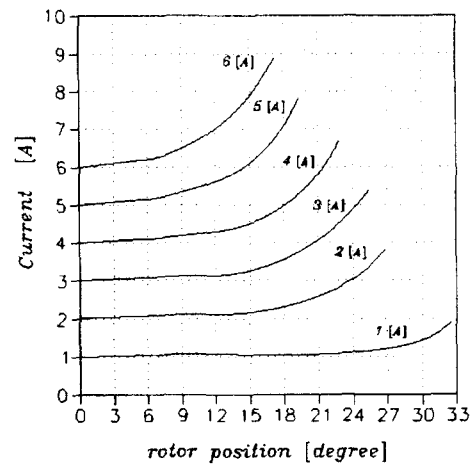


그림 10 평활토크를 발생시키기 위한 인가전류
Fig. 10 Simulated current to generate flat-topped torque

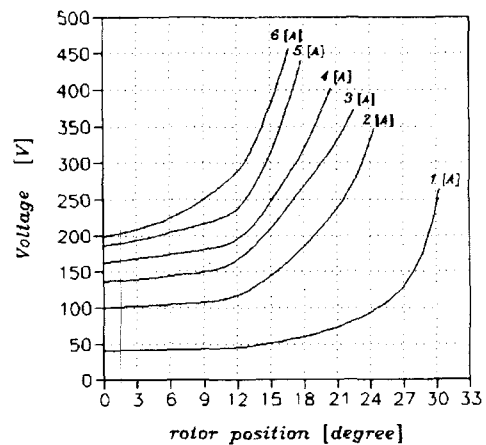


그림 11 일정토크발생을 위한 전압
Fig. 11 Simulated voltage to generate flat-topped torque

그림 10에서 전류는 주로 포화가 많이 발생하는 최대인덕턴스에 가까워질수록 또한 전류의 크기가 커질수록 변화가 많아지는 것을 볼 수 있다. 그러므로 맥동토크를 저감하기 위해서는 전류파형은 평활한 전류보다도 램프(ramp)형의 전류파형이 유리하다. 동시에 토크 발생구간에서의 인가전압 순시치도 램프형 파형이 필요하며, 더욱이 가변인덕턴스에서의 전류의 변화율에 대한 전압강하의 증감 또한 보상해 주는 전압파형 특성이 요구된다.

그러나 전압원 인버터를 사용하는 경우에 토크 발생구간에서 그림 11과 같은 적절한 순시전압제어를 하기는 실제로 대단히 어렵다. 그리고 선행스위칭각과 인가전압의 제어는 유기적인 관계를 갖고 있으므로 이에 적합한 적응제어모델기법에 의한 제어방식을 도입하여 맥동토크를 저감하는 그림 10과 같은 램프형 전류를 형성시키는 것이 바람직할 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 자기포화현상으로 비선형성이 강한 SRM의 인덕턴스를 신경회로망에 의한 인덕턴스 모델기법을 제시하였다. 신경회로망을 이용하여 전류와 위치각에 따라서 비선형적으로 변화하는 인덕턴스를 학습한 후 이를 이용해 SRM의 안정도를 향상시키는 데 걸림돌이 되고 있는 맥동토크를 저감하는 전류/전압파형을 시뮬레이션하였다. 이것은 신경회로망을 통해서 순시토크와 직접적으로 관계되는 인덕턴스를 모니터링(monitoring)함으로써 순시토크를 예측할 뿐만 아니라 맥동토크를 저감할 수 있는 제어를 할 수 있게 되었다.

본 논문에서는 우선 신경회로망으로 학습된 결과를 이용한 시뮬레이션과 해석을 하였다. 앞으로 제안된 전류형상을 만들기 위하여 선행스위칭각과 인가전압의 제어는 유기적인 관계를 갖는 실제 시스템을 구성하여 실험을 통해 이를 검증하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] Derrick E. Cameron, Jeffrey H. Lang, Stephen D. Umans, "The Origin and Reduction of Acoustic Noise in Doubly Salient Variable-Reluctance Motors," IEEE Trans. on IA, Vol. 28, No. 6, pp.1250~1255,1992.
 [2] Chi-Yao Wu, Charles Pollock, "Analysis and Reduction of Vibration and Acoustic Noise in the

Switched Reluctance Drive," IEEE Trans. on IA, Vol. 31, No. 1, pp.91~98, 1995.

[3] Hassan Moghbelli, Gayle E.Adams, and Richard G.Hoft : "Performance of 10-Hp Switched Reluctance Motor and Comparison with Induction Motors," IEEE Trans. on IA, Vol. 27, No. 3, pp.531~538, 1991.
 [4] I.Husain and M. Ehsani, "Torque Ripple Minimization in Switched Reluctance Motor Drives by PWM Current Control," IEEE Trans. on PE, Vol. 11, No. 1, pp.83~88, 1996.
 [5] 오석규, 황영문, "PLL제어에 의한 SRM 드라이브의 유연한 제어방식에 관한 연구," 대한전기학회논문지, 제46권, 제7호, pp1041~1045, 1997
 [6] Toshio Fukuda, Takanori Shibata, "Theory and Applications of Neural Networks for Industrial control systems," IEEE Trans. on IE, Vol.39, No. 6, pp.472~489, 1992.
 [7] Y.Zang, G.P.Chen, O.P.Malik, G.S.Hope, "An Artificial Neural Network based Adaptive Power System Stabilizer," IEEE Trans. on EC, Vol. 8, No. 1, pp.71~77, 1992

< 저 자 소 개 >



오석규(吳錫奎)

1967년 6월 2일생. 1991년 부산대 전기공학과 졸업(학사). 1993년 동 대학원 졸업(석사). 1997년 8월 동 대학원 졸업(공박). 1993~1994년 (주)현대중공업 근무. 1998년~현재 진주산업대 산업자동화공학과 전임강사.



최태완(崔泰完)

1959년 12월 15일생. 1983년 동아대 전자공학과 졸업(학사). 1985년 부산대 전자공학과 졸업(석사). 1996년 동 대학원 졸업(공박). 1984년 12월~1991년 2월 (주)LG전자연구소 팀장. 1991년~1993년 부산대 전자공학과 조교. 1997년~현재 진주산업대 산업자동화공학과 전임강사.