

BLDC 모터의 전류맥동 보상을 위한 전류추정

김일환*, 오대석*, 김명동*, 윤성용**, 박종훈**
 강원대학교 전기전자공학부*, (재)포항지능로봇연구소**

A current estimation for current ripple reduction of BLDC Motor

Il-Hwan Kim*, Tae-Seok Oh*, Myung-Dong Kim*, Sung-Yong Yun**, Jong-Hoon Park**

Department of electrical and electronic engineering Kangwon University*, Pohang Institute of Intelligent Robotics**

Abstract - 사다리꼴 역기전력을 갖는 BLDC 모터 제어에 있어서, 전류 맥동의 문제가 가장 심각하다. BLDC 모터 제어의 많은 연구가 이 전류 맥동 문제를 개선하기 위하여 연구되어지고 있다. 맥동의 저감을 위하여 전류 전환 시간동안에 전류 전환시의 보상 PWM 듀티를 인가하는 방법으로 전류의 감쇠/상승 기울기를 감제 하여 맥동을 줄일 수 있는 방법이 연구되었다. 여기서 전류전환 시간을 측정하기 위해서는 전류 전환시작 시점의 상전류를 아는 것이 매우 중요하다. 상 전류를 측정하는 방법으로는 전류센서를 이용하는 방법이 보편적으로 사용되나 저항을 이용한 전류 검출 방법을 사용하면 스위치의 On/Off에 대하여 이상적인 전류를 측정하게 되는 문제점이 있을 수 있다. 다른 방법으로는 전기 모델을 이용하여 전류를 추정함으로써 전류 검출을 대신할 수 있다. 이러한 전류 추정기는 선형 방정식으로 모델을 구성할 수도 있고, 뉴럴네트워크로 전류모델을 구성할 수도 있다. 선형방정식으로 구하여진 모델은 일반적으로 실제 시스템에 산재되어 있는 비선형 성분들을 모델 내에 포함시킬 수 없다. 본 연구에서는 뉴럴네트워크 모델을 이용하여 안정적이면서 매우 정확한 비선형 모델을 이용하여 비교적 간단한 방법으로 전류를 추정하고 이를 전류 맥동 저감 방법에 적용하여 전류 맥동 보상에 유용함을 보였다.

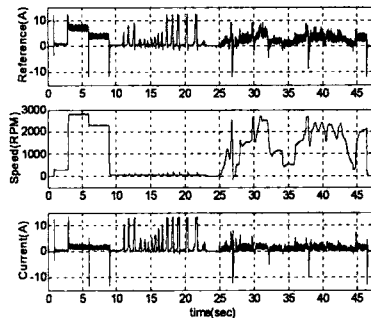
구현된 모델은 1개의 은닉층에 Hyperbolic tangent 함수로 이루어진 4개의 뉴런으로 구성되었으며, 출력층은 saturated linear 함수를 갖는 하나의 뉴런으로 구성되었다.

2.1.2 학습데이터의 구성

전류모델의 학습데이터는 PI 속도제어 결과를 이용하였다. 뉴럴네트워크 모델은 기본적으로 학습된 범위 안에서만 동작하기 때문에 학습데이터는 시스템의 동작영역을 최대한 포함하고 있어야 한다. 그러므로 학습데이터에는 스텝지령에 대한 응답과 외란에 대한 응답, 불규칙하게 연속되는 지령에 대한 입력력 데이터가 포함되었다. 그림 2에서 시작부터 10초까지의 구간이 스텝속도지령에 대한 응답, 10초에서 25초사이의 구간은 외란에 대한 응답, 25초에서 48초까지의 구간은 불규칙하게 변하는 속도지령에 대한 응답구간이다.

1. 서 론

BLDC 전동기는 직류 전동기와 달리 브러시가 없어 보수가 필요 없으며, 회전자의 위치에 동기하여 고정자 권선에 이상적인 구형과 전류를 흘려주면 직류 전동기와 마찬가지로 전류에 비례하는 일정한 토크를 발생하는 장점이 있어 산업용 기계의 속도 및 위치제어에 많이 활용되고 있다. 그러나 고정자 권선의 인덕턴스 성분으로 인하여 이상적인 구형과 전류를 흘려주는 것은 불가능하기 때문에 권선에 흐르는 전류가 전환되는 구간에서 출력 전류에 맥동이 생긴다. 이러한 전류 맥동으로 인한 토크 맥동은 전동기가 회전할 때 진동과 소음의 원인이 되어 BLDC 전동기를 고정밀 제어에 사용하는 것에 큰 문제가 되고 있다[1-2]. 본 논문에서는 뉴럴네트워크를 이용하여 제어기 출력에 대한 출력전류의 매우 정확한 모델을 비교적 간단한 형태로 구현하여 전환구간의 전류리플을 보상하였다. 제안된 방법은 실험을 통하여 그 성능이 향상됨을 확인하였고, 실제 시스템과의 비교실험을 통하여 그 성능이 그리 차이가 나지 않음을 확인하였다.



〈그림 2〉 뉴럴네트워크 전류모델의 학습데이터 구성

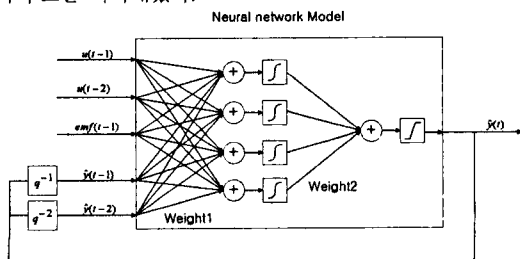
2. 본 론

2.1 전류맥동 보상을 위한 전류모델의 설계

2.1.1 전류모델의 구조

구하고자 하는 전류모델은 인덕턴스에 의한 에너지 저장장치를 가지는 Dynamic System이므로, 이를 효과적으로 모델링하기 위하여 되먹임을 갖는 구조를 선택하였다. 뉴럴네트워크의 출력(전류 추정값)을 되먹임하는 NNOE(Neural Network Output Error model) 구조를 이용하였다[3].

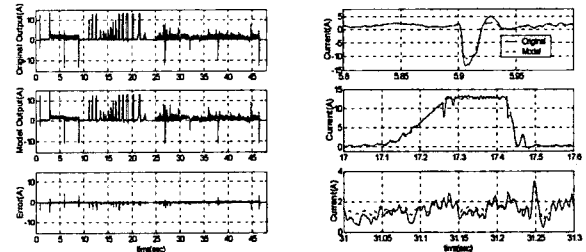
시스템에서 전동기의 출력전류를 조절하는 것은 속도제어기의 출력과 역기전력이다. 그러므로 모델의 입력으로는 속도제어기의 출력값과 역기전력값이 이용될 수 있다. 그림 1에 뉴럴네트워크 전류모델의 세부구조를 나타내었다.



〈그림 1〉 제안된 전류모델의 세부구조

2.2 학습방법 및 결과

뉴럴네트워크의 학습방법으로는 학습능력이 가장 좋다고 알려진 LM(Levenberg Marquadt) 방법을 사용하였다. 그림 3에 학습이 완료된 모델의 출력과 학습에 사용된 출력 데이터를 보였다.

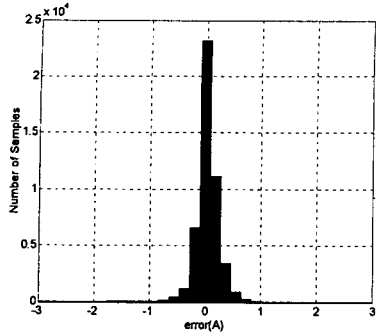


〈그림 3〉 학습된 출력데이터와 학습이 완료된 전류모델의 출력 비교1
 〈그림 4〉 학습된 출력데이터와 학습이 완료된 전류모델의 출력 비교2

모델의 학습 정도를 보다 자세하게 나타내기 위해, 그림 4에 그림 3의 데이터를 자세하게 나타내었다. 그림 5는 모델 출력과 실제 시스템 출력의 차이값에 대한 분포를 히스토그램으로 표시하였다. 대부분의 차이값이 ±0.5A 안에 존재함을 알 수 있다.

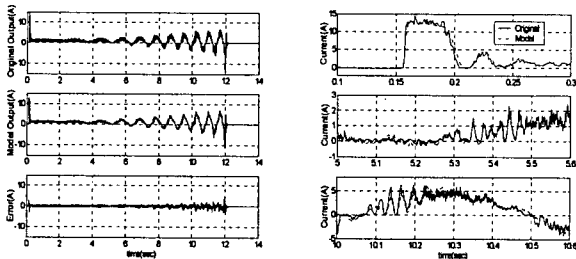
2.3 전류 모델의 검증

학습이 완료된 모델은 학습에 이용되지 않은 입력에 대한 모델의 출력을 실제 시스템의 출력과 비교함으로써 적합성을 검증할 수 있다. 그림 6은 chirp 속도지령에 대한 실제 시스템에서의 출력전류와 뉴럴 네트워크 모델에서의 출력을 보여준다.



〈그림 5〉 학습된 출력 데이터와 모델의 출력 데이터에 대한 히스토그램

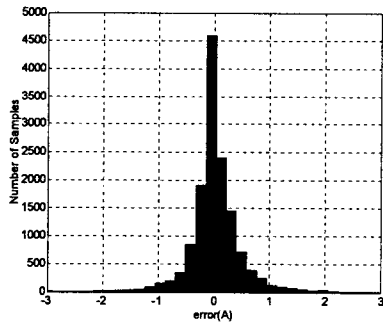
그림 6에서 보인 학습되지 않은 입력에 대한 모델의 출력과 실제 시스템의 출력을 보다 더 자세하게 나타내기 위하여 각 구간별 출력 데이터를 그림 7에 나타내었다. 그림에서 전류 모델의 출력과 실제 시스템의 출력이 학습되지 않은 입력에 대해서도 매우 유사하게 나타남을 알 수 있다.



〈그림 6〉 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템의 출력과 전류모델의 출력1

〈그림 7〉 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템의 출력과 전류모델의 출력2

그림 8에는 모델 출력과 실제 시스템의 출력의 차이값에 대한 분포를 히스토그램으로 표시하였다. 대부분의 차이값이 ±1A안에 존재함을 알 수 있다.



〈그림 8〉 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템과 전류 모델의 출력의 차이값에 대한 히스토그램

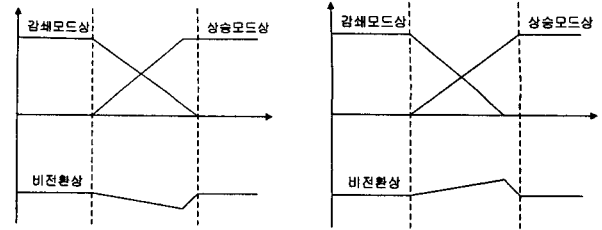
2.4 전류 맥동 보상 방법

BLDC 모터 제어에서 유니폴라 PWM의 스위칭 방식에서 나타나는 전류 맥동은 그림 9와 같다. 저속일 경우 감쇠 모드상의 전환 시간을 계산하고 상승모드상의 전류를 제어하여 전류 맥동을 줄일 수 있고 고속에서는 상승모드상의 전환시간을 계산하여 감쇠 모드상의 전류를 제어하여 전류 맥동을 줄일 수 있다. 저속에서 전류 전환 시간의 계산은 식(1)에서 얻을 수 있다[2].

$$t_f = -\frac{L}{R} \ln \left[\frac{V_s d_b + 2e}{3Ri_p + V_s d_b + 2e} \right] \quad \text{식(1)}$$

고속에서의 전류 전환시간 계산은 식(2)에서 얻을 수 있다[2].

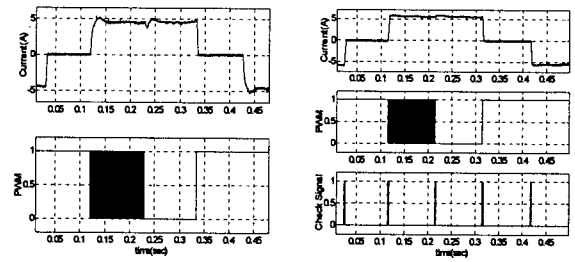
$$t_r = -\frac{L}{R} \ln \left[\frac{2V_s - 2e - 3Ri_p - V_s d_f}{2V_s - 2e - V_s d_f} \right] \quad \text{식(2)}$$



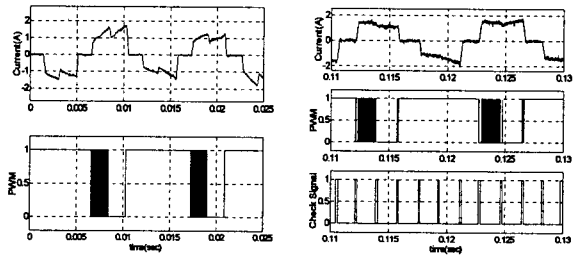
(a) 저속영역의 전류 맥동 (b) 고속영역의 전류 맥동
〈그림 9〉 전환구간에서의 전류 맥동

식(1), 식(2)에서 e 는 역기전력, d_b 는 저속구간의 보상 PWM 듀티, d_f 는 고속에서의 PWM 보상 듀티, i_p 는 앞의 뉴럴네트워크 모델로부터 얻은 전환구간 초기 전류이다. 저속에서는 t_r 시간동안 d_b 의 PWM을 인가하고 고속에서는 t_r 의 시간동안 d_f 의 pwm을 인가하여 상승모드상 전류와 감쇠 모드상 전류의 기울기를 맞춤으로 하여 전류의 맥동을 최소화 할 수 있다.

2.4 전류 맥동 보상 실험 결과



(a) 보상전 (b)보상후
〈그림 10〉 저속에서의 토크 맥동저감



(a) 보상전 (b)보상후
〈그림 11〉 고속에서의 토크 맥동저감

그림 10과 그림 11에서 보듯이 뉴럴 네트워크 모델에서 전류를 추정하고 추정된 전류를 이용하여 전류 전환 구간의 시간을 구하고 그 시간 동안 계산된 PWM을 보상함으로써 저속 및 고속에서 전류 맥동이 감소된 것을 알 수 있다.

3. 결 론

본 논문에서는 BLDC 전동기의 전류제어 성능을 높이기 위해 뉴럴네트워크에 의한 전류 추정치를 이용한 전환구간의 전류맥동 보상 방법을 제안하고 평가하였다. 실험결과에서 제안된 추정방법에 의해서 실제 시스템의 성능과 약간의 차이만이 있는 모델을 구성하여 전류추정을 효과적으로 할 수 있음을 보였고 전류 맥동 저감 방법에 적용하여 유용성을 확인하였다.

〔참 고 문 헌〕

- [1] 권경준, 김상훈, "BLDC 전동기에서 PWM 방식에 따른 토크리플 저감에 관한 연구", 강원대학교 산업기술연구소 논문집, 제24권 A호, 2004.
- [2] Xiangjun Zhang, Boshi Chen, Pingping Zhu, Huaigang Lei, "A new method to minimize the commutation torque ripple in trapezoidal BLDC motor with sensorless drive" Power Electronics and Motion Control Conference, Proceedings. PIEMC 2000. Volume 2, - 611 Aug. 2000
- [3] M. Norgaard, "Neural Network Based System Identification Toolbox Version 2.0", Toolbox for Matlab.