

BLDC 전동기의 전류맥동 보상을 위한 전류추정기 설계

Design of current estimator for reducing of current ripple in BLDC motor

김 명 동* · 오 태 석** · 김 일 환***
(Myung-Dong Kim · Tae-Seok Oh · Il-Hwan Kim)

Abstract - This paper presents a new method on controller design of brushless dc motors. In such drives the current ripples are generated by motor inductance in stator windings and the back EMF. To suppress the current ripples the current controller is generally used. To minimize the size and the cost of the drives it is desirable to control motors without the current controller and the current sensing circuits. To estimate the motor current it is modeled by a neural network that is configured as an output-error dynamic system. The identified model is essentially a one step ahead prediction structure in which past inputs and outputs are used to calculate the current output. Using the model, effective estimator to compensate the effects of disturbance has been designed. The effectiveness of the proposed current estimator is verified through experiments.

Key Words : BLDC motor, current ripple, neural network, estimation

1. 서 론

BLDC 전동기는 직류 전동기와 달리 브러쉬가 없어 보수가 필요없으며, 회전자 위치를 동기하여 고정자 권선에 이상적인 구형파 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 구형파 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. 본 논문에서는 뉴럴네트웍을 이용하여 제어기 출력에 대한 출력전류의 매우 정확한 모델을 비교적 간단한 형태로 구현하여 전환구간의 전류맥동 보상을 위한 추정 시스템을 구성하였다[1]-[3]. 제안된 방법은 실험을 통하여 그 성능이 향상됨을 확인하였고, 실제 시스템과의 비교실험을 통하여 그 성능이 비교적 차이가 나지 않는 효율적인 모델을 구성하였음을 보였다.

구성하고자 하는 전류모델은 인덕턴스에 의한 에너지 저장 장치를 가지는 Dynamic System이므로, 이를 효과적으로 모델링하기 위하여 되먹임을 갖는 구조를 선택하였다. 그러나, 실제 전류의 측정값을 되먹임 할 수 없으므로, 전류 추정값을 되먹임하는 NNOE(Neural Network Output Error Model) 구조를 이용하였다. 그림 1은 NNOE모델의 기본 구조를 나타낸 것이다.

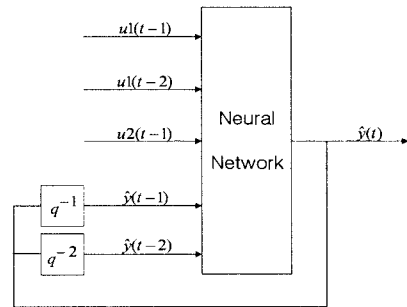


그림 1. NNOE 모델의 구조

2. 본 론

2.1 전류맥동 보상을 위한 전류모델의 설계

2.1.1 전류모델의 구조

시스템에서 전동기의 출력전류를 조절하는 것은 제어기의 출력과 역기전력이다. 그러므로 모델의 입력으로는 제어기의 출력값과 역기전력 값이 이용될 수 있다. 그림 2에 뉴럴네트웍 전류모델의 세부구조를 나타내었다. 구현된 모델은 1개의 은닉층에 Hyperbolic tangent 함수로 이루어진 4개의 뉴런으로 구성되었으며, 출력층은 saturated linear 함수를 갖는 하나의 뉴런으로 구성되었다.

저자 소개

- * 김명동: 江原大學 電氣電子工學部 碩士課程
- ** 오태석: 江原大學 電氣電子工學部 工博
- *** 김일환: 江原大學 電氣電子工學部 教授 · 工博

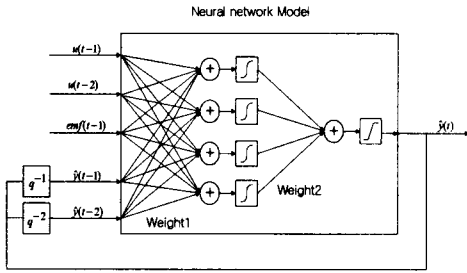


그림 2. 제안된 전류모델의 세부구조

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 입출력 데이터가 포함되었다. 그림 3에서 시작부터 10초까지의 구간이 스텝속도지령에 대한 응답, 10초에서 25초사이의 구간은 외란에 대한 응답, 25초에서 48초까지의 구간은 불규칙하게 변하는 속도지령에 대한 응답구간이다.

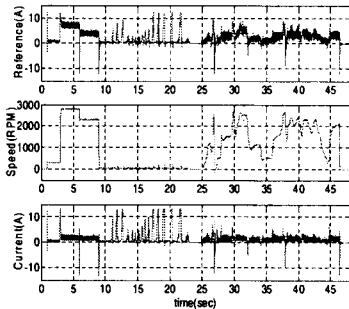


그림 3. 뉴럴네트워크 전류모델의 학습데이터 구성

2.2 학습방법 및 결과

뉴럴네트워크의 학습방법으로는 학습능력이 가장 좋다고 알려진 LM(Levenberg Marquadt) 방법을 사용하였다.

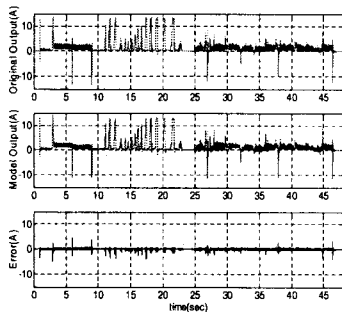


그림 4. 학습된 출력데이터와 학습이 완료된 전류모델의 출력데이터1

그림 4에 학습이 완료된 모델의 출력과 학습에 사용된 출력 데이터, 그리고 그 차이에 대한 결과 그래프를 나타내었다. 그리고, 전류 모델의 학습 정도를 보다 확실하게 나타내기 위해서 그림 5에 그림 4에서 제시한 데이터의 일부 구간을 자세하게 나타내었다.

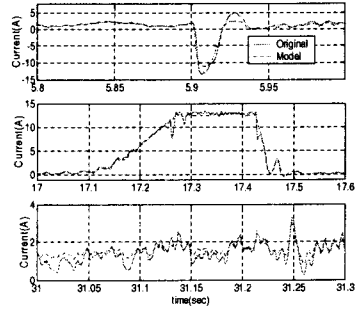


그림 5. 학습된 출력데이터와 학습이 완료된 전류모델의 출력데이터2

그림 6은 구성된 전류모델의 출력과 실제 시스템 출력의 차이값에 대한 분포를 히스토그램으로 표시한 것이다. 히스토그램을 통해서 전류 차이값의 대부분이 $\pm 0.5A$ 의 적은 오차 범위 내에 존재함을 알 수 있다.

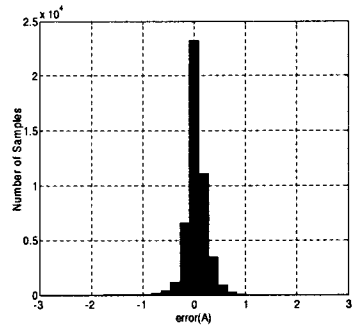


그림 6. 학습된 출력 데이터와 모델의 출력 데이터에 대한 히스토그램

2.3 학습된 전류모델의 검증

학습이 완료된 모델은 학습에 이용되지 않은 입력에 대한 모델의 출력값을 실제 시스템에서의 출력값과 비교함으로써 그 적합성을 검증할 수 있다. 그림 7에서 chirp 속도지령에 대한 실제시스템의 입출력 데이터를 이용하여 모델의 적합성을 분석한 결과를 보였다.

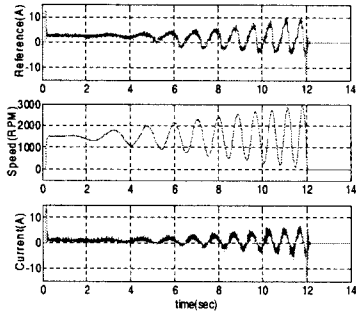


그림 7. 전류모델의 검증을 위한 실제 시스템의 입출력 데이터

그림 7에서 보인 실제 시스템의 입력 데이터에 대한 전류 모델의 출력과 실제 시스템의 출력을 그림 8에 도시하였다. 그리고, 그림 8에서 보인 학습되지 않은 입력에 대한 모델의 출력과 실제 시스템의 출력을 보다 더 자세하게 나타내기 위하여 각 구간별 출력 데이터를 그림 9에 나타내었다. 그림에서 학습되지 않은 입력에 대해서도 실제 시스템의 출력과 전류 모델의 출력이 매우 유사하게 나타남을 알 수 있다.

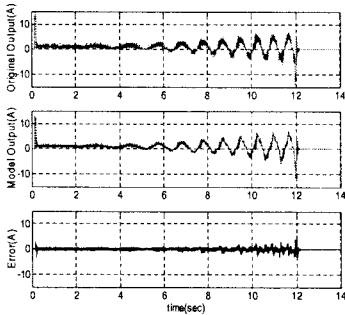


그림 8. 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템의 출력과 전류모델의 출력1

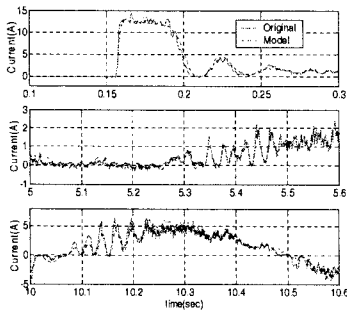


그림 9. 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템의 출력과 전류모델의 출력2

그림 10에는 모델 출력과 실제 시스템의 출력의 차이값에 대한 분포를 히스토그램으로 표시하였다. 대부분의 차이값이 $\pm 1A$ 안에 존재함을 알 수 있다. 이것은 학습된 데이터에 대한 모델의 출력을 분석했을 때의 그림 6과 비교하여 약간의 차이만 있음을 알 수 있다.

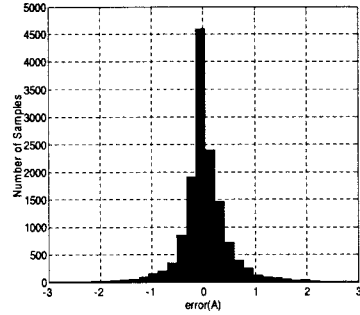


그림 10. 학습되지 않은 데이터에 대한 실제 시스템과 전류 모델의 출력의 차이값에 대한 히스토그램

3. 결 론

본 논문에서는 BLDC 전동기의 전류맥동을 보상하여 전류 제어 성능을 높이기 위해 뉴럴네트워크를 이용하여 전류를 효율적으로 추정할 수 있는 방법을 제안하고 검증하였다. 그림 8, 그림 9, 그림 10에 나타난 실험결과를 통해서 본 논문에서 제안한 추정방법에 의한 전류추정값이 실제 시스템에서 측정된 전류값과 거의 차이가 없음을 볼 수 있다. 따라서, 본 논문에서 제안한 방법으로 전류제어를 효과적으로 할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] 권경준, 김상훈, "BLDC 전동기에서 PWM 방식에 따른 토크리플 저감에 관한 연구", 강원대학교 산업기술연구소 논문집, 제24권 A호, 2004.
- [2] M. Norgaard, O.Ravn, N.K Poulsen, L.K. Hansen, "Neural Networks for Modeling and Control of Dynamic Systems", Springer, 2001.
- [3] M. Norgaard, "Neural Network Based System Identification Toolbox Version 2.0", Toolbox for Matlab.