

신경회로망을 이용한 벡터제어 BLDC 전동기의 속도제어

* 조성근*, 한우용**, 이창구*, 김성중*
*전북대 전자·정보공학부, **전주 공업대 전기과

Speed control of vector-controlled BLDC motor using Neural Network

Sung-Kuen Cho*, Woo-Yong Han**, Chang-Goo Lee*, Sung-Jung Kim*
*ChonBuk univ, **JeonJu technical Collage

Abstract - The equivalent transformation of a brushless DC motor into an separately excited DC motor has been possible with the vector control technique. Vector control is an effective technique for controlling variable speed drives of brushless DC motors. Conventional vector controllers, however, suffer from electrical machine parameter variations because these controllers depend on the parameters. This paper presents the vector control of brushless DC motor using a neural network. In the proposed method, a neural network is employed as on-line estimator of the nonlinear dynamic equations of brushless DC motor. The neural network based vector controller has the advantage of robustness against machine parameter variations as compared with conventional vector controller. The simulation results using Matlab/Simulink verify the usefulness of the proposed method.

이다. 따라서 신경회로망에 의해 추정된 방정식을 사용하여 벡터제어를 구성하였다. 시뮬레이션 결과에 의해 신경회로망에 기반을 둔 벡터제어기가 기존의 벡터제어기에 비해 기기의 파라미터 변화에도 강인함을 나타내는 것을 알수있다.

1. 서 론

2. 신경회로망

그림 1은 다층 전향보상 신경회로망을 나타내고 있다. 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된다.

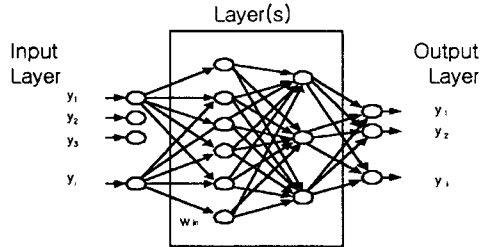


그림 1 다층 전향보상 신경회로망

브러쉬없는 직류 전동기(BLDCM)는 영구자석 동기 전동기(PMSM)과 유사한 구조이면서 직류 전동기와 같이 선형적인 토크 대 전류, 또는 속도 대 전압 특성을 지닌 전동기이다. 따라서 가변속 운전과 제어가 용이하며 동시에 구조적으로 기계적인 정류자와 브러시가 없기 때문에 소음과 분진, 스파크 등이 없어서 사용환경에 제약이 없고 토크 대 관성의 비가 매우 높아 소형으로 높은 출력을 낼 수 있다 또한 회전자에 영구자석을 이용하기 때문에 계자 전류가 필요한 DC 전동기에 비하여 효율과 역률이 높다.

각층에 있는 신경소자들은 다음층의 신경소자들과 각각 다른 결선강도를 가지고 연결되어 있다. i 번째 신경소자의 활성화는 입력들의 합으로써 계산되어질 수 있다.

$$x_i = \sum_j w_{ij} y_j \tag{1}$$

여기서 y_j 는 전 층의 j 번째 신경소자의 출력이고, w_{ij} 는 j 번째 신경소자에서 i 번째 신경소자로의 결선강도 이고, l 은 전 층의 신경소자 개수이다. 이 활성화는 비선형 활성화함수를 통하여 다음층의 신경소자로 전달된다.

$$y_i = h(x_i) \tag{2}$$

이 논문에서 사용된 비선형 활성화함수는 다음의 sigmoid 함수이다.

$$h(x_i) = (1 + e^{-x_i})^{-1} \tag{3}$$

신경회로망은 학습이나 훈련을 통해 결선강도를 조정함으로써 새로운 정보를 추가하거나 변경할 수 있는 적응 특성을 가지고 있다. 일반적으로 학습에는 오차 역전파 알고리즘(BP algorithm)을 사용한다. 역전파 알고리즘은 아래와 같이 나타낼수 있다.

$$w_{ij}[n+1] = w_{ij}[n] + \eta \left(\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}[n]} \right) + \beta \Delta w_{ij}[n] \tag{4}$$

$$\Delta w_{ij}[n] = w_{ij}[n] - w_{ij}[n-1]$$

여기서 η 와 β 는 학습계수와 기억계수이다. 평균제곱오차는 (5)식과 같이 계산되어질 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^m (d_h^p - y_h^p)^2 \tag{5}$$

여기서 d_h^p 는 출력층에서 h 번째 신경소자의 원하는 출력값이고 y_h^p 는 실제 출력이다. m 은 출력층의 신경소자의 개수이다.

반면에 DC 전동기에 비해 제어하기가 어렵고 제어기 구성에 비용이 많이 드는 단점이 있다[1]. 이러한 이유로 여러 가지 제어이론이 연구되어 왔다. 그중 1972년 독일의 F.Blaschke가 처음으로 벡터제어 방법을 제시하였다. 벡터제어 방법은 BLDC 전동기의 고정자 전류를 동기속도로 회전하는 d-q축으로 변환하고 d축을 회전자 자속 페어저(Phasor)와 일치시킴으로써 d축 성분은 자속 성분 전류, q축 성분은 토오크 성분 전류로 상호 분리하여 BLDC 전동기를 DC 모터와 유사한 특성을 갖도록 제어한다. 그러나 기존의 벡터제어기는 파라미터에 의존하기 때문에 파라미터의 변화에 민감하다. 전기 기기의 파라미터는 구동상태나 온도의 변화 그리고 주위 환경에 따라 변화를 일으킨다. 이 때문에 파라미터의 변화에도 좋은 제어 성능을 낼수 있는 강인성이 필요하다.

본 논문에서는 전기기기의 파라미터 변화에도 일정한 제어성능을 유지하기 위하여 신경회로망에 기반을 둔 BLDC 전동기의 벡터제어를 구성하였다[4,5]. 파라미터 변화에도 강인한 벡터제어기를 구성하기 위하여 실 시간 상에서 BLDC 전동기의 비선형 동적방정식을 추정하였다. 신경회로망의 입력은 추정할수 있는 상태변수인 고정자 전류와 회전자 속도이고 출력은 비선형 동적방정식

3. 신경회로망을 이용한 벡터제어

동기축에서 BLDC 전동기의 전압 방정식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} i_d[k] = -\frac{T_s}{L} v_d[k-1] + (1 - \frac{T_s R}{L}) i_d[k-1] \\ \quad + T_s w_r[k-1] i_q[k-1] \\ i_q[k] = -\frac{T_s}{L} v_q[k-1] + (1 - \frac{T_s R}{L}) i_q[k-1] \\ \quad - T_s w_r[k-1] (i_d[k-1] + \frac{\lambda_m}{L}) \end{cases} \quad (6)$$

여기서 v, i, w_r 은 고정자 전압, 고정자 전류, 회전자 속도를 나타낸다. 그리고 R, L, K_e 는 고정자 저항, 고정자 자기인덕턴스, 그리고 영구자석에 의한 쇄교자속을 나타낸다. T_s 는 샘플링 시간이다. (6)식에서 두 번째 항과 세 번째 항의 합은 측정할 수 있는 상태 변수 i_d, i_q, w_r 로 구성된 다. 상태변수의 함수로서 (6)식을 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{cases} i_d[k] = -\frac{T_s}{L} v_d[k-1] + f_d(i_d, i_q, w_r)[k-1] \\ i_q[k] = -\frac{T_s}{L} v_q[k-1] + f_q(i_d, i_q, w_r)[k-1] \end{cases} \quad (7)$$

위식에서 함수 $f_d(\cdot), f_q(\cdot)$ 은 BLDC 전동기의 비선형 동적 방정식을 표현한 것이고 이 함수를 얻을 수만 있다면 우리는 그 함수를 사용하여 벡터 제어를 구성할 수 있다. 이 함수를 얻기 위하여 신경회로망을 이용하여 실시간으로 이 함수를 추정하였다. 그림 2는 BLDC 전동기의 비선형 동적방정식을 표현하기 위한 함수 $f_d(\cdot), f_q(\cdot)$ 을 추정하기 위한 삼중 신경회로망을 나타낸다. 신경회로망의 입력은 측정할 수 있는 상태 변수 i_d, i_q, w_r 이고 출력은 함수 $\hat{f}_d(\cdot), \hat{f}_q(\cdot)$ 이다. 이 논문에서 은닉층의 신경소자의 개수는 시행착오를 거쳐 결정되었다. 또 이 논문에서 역전파 알고리즘을 적용하였다. 그러나 역전파 알고리즘은 신경회로망에 대해 원하는 출력을 직접적으로 얻기 힘들기 때문에 쉽게 적용되어질 수 없다. 이 문제를 극복하기 위해서 신경회로망의 출력을 수정하였다. (7)식에 의해 신경회로망의 출력을 이용하여 고정자 전류 i_d, i_q 를 추정할 수 있다.

$$\begin{cases} \hat{i}_d[k] = -\frac{T_s}{L} v_d[k-1] + \hat{f}_d(i_d, i_q, w_r)[k-1] \\ \hat{i}_q[k] = -\frac{T_s}{L} v_q[k-1] + \hat{f}_q(i_d, i_q, w_r)[k-1] \end{cases} \quad (8)$$

따라서 신경회로망의 출력으로 추정된 전류를 사용하면. 그러므로 역전파 알고리즘은 실제의 고정자 전류 i_d, i_q 를 신경회로망의 원하는 출력으로 사용함으로써 적용되어질 수 있다. 여기서 신경회로망에 의해 추정된 전류를 이용해서 벡터 제어를 구성할 수 있다. (7)식에 추정된 함수 $\hat{f}_d(\cdot), \hat{f}_q(\cdot)$ 를 적용하고 실제 전류를 기준 전류로 대체하면 기준 전압을 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{cases} v_d^*[k] = \frac{L}{T_s} i_d^*[k] - \hat{f}_d(i_d, i_q, w_r)[k-1] \\ v_q^*[k] = \frac{L}{T_s} i_q^*[k] - \hat{f}_q(i_d, i_q, w_r)[k-1] \end{cases} \quad (9)$$

여기서 '*'은 기준값을 나타낸다. 기준 전압식은 고정자 자기 인덕턴스 L_n 을 제외한 어떤 전기기기의 파라미터도 사용하지 않고 계산되어질 수 있다. 다행히도 고정자 자기 인덕턴스는 벡터 제어기에 거의 영향을 주지 않는다. 따라서 신경회로망을 이용한 벡터 제어기는 기기의 파라미터의 변화에 강인함을 가지는 것을 알 수 있다. 그림 3은 BLDC 전동기 속도 제어의 전체 시스템 구성을 나타낸다. 이 시스템에서 속도 제어로 PI 제어기를 사용하였다. 기준 토크를 계산하면 다음과 같다.

$$\tau^* = k_p e_v + k_i \int e_v dt \quad (10)$$

여기서 k_p, k_i 은 비례이득과 적분이득이다. 그리고 $e_v(\omega - w_r)$ 는 속도 에러로 정의된다. 기준 토크

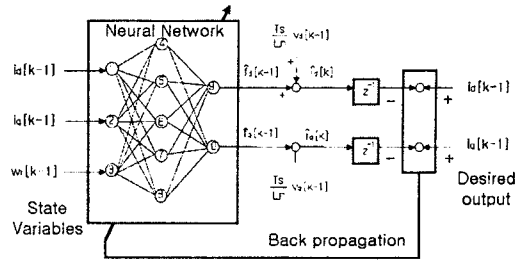


그림 2 제안된 삼중 신경회로망

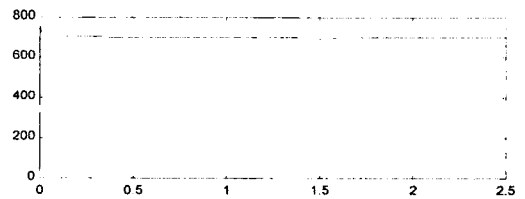
전류 i_d^* 는 기준 토크로부터 결정할 수 있고 기준 전류 i_q^* 는 0으로 고정시킨다. 제어기는 신경회로망에서 추정된 함수와 기준 전류를 사용하여 기준 전압 v_d, v_q 를 계산할 수 있다. 신경회로망은 고정자 전압, 고정자 전류, 회전자 속도를 사용하여 실시간으로 학습한다.

4. 시뮬레이션 결과

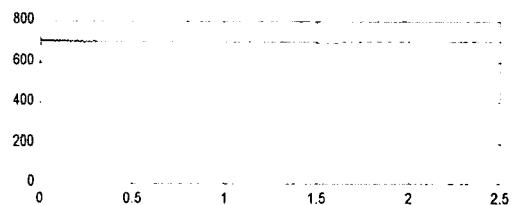
표 1 BLDC 전동기의 정격 및 파라미터

$R_n = 6.2 \Omega$	$T_s = 200 \mu s$
$L_n = 8.4 \text{ mH}$	$k_p = 0.5$
$K_{em} = 0.28 \text{ N.m/A}$	$k_f = 2.5$
$J_n = 1.313e-4 \text{ Kg} \cdot \text{m}^2$	$\eta = 0.4$
$D_n = 0.0005 \text{ N} \cdot \text{ms/rad}$	$\beta = 0.7$

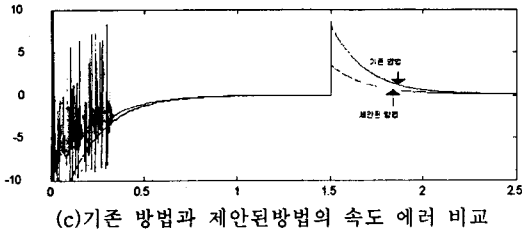
표 1은 시뮬레이션에 사용된 BLDC 전동기의 정격과 파라미터를 제시하였다. 컴퓨터 시뮬레이션은 그림 3처럼 전체 제어 시스템을 구성한 후 시행되었다. PWM 인버터의 스위칭 주파수는 5kHz이다. 기준 속도는 700[rad/s]으로 놓고 수행하였다. 그림 4는 기기의 파라미터가 변화하였을 때의 기존의 벡터제어기와 제안된 벡터제어기의 속도를 비교하였다. 여기서 1.5초가 지난후에 고정자 저항은 50%를 증가시켰고 고정자 인덕턴스와 역기전력상수는 30%를 감소시켰다.



(a) 기존 벡터제어기를 사용했을 때의 속도과형



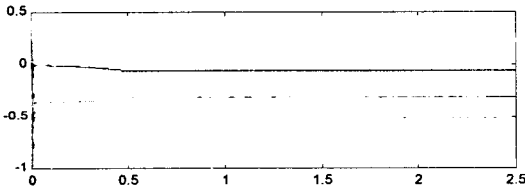
(b) 신경회로망을 이용한 벡터제어기의 속도과형



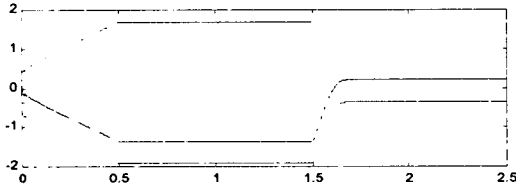
(c) 기존 방법과 제안된방법의 속도 에러 비교

그림 4 파라미터를 변화시켰을 때의 기존 벡터 제어기와 신경회로망을 이용한 벡터 제어기의 파형 비교

그림 4(c)는 각 방법의 속도 에러를 보여준다. 기기의 파라미터가 변화하였을 때 제안된 방법이 기존의 방법보다 훨씬 더 우수함을 볼 수 있다. 결과적으로 신경회로망을 이용한 벡터제어기가 기기의 파라미터의 변화에 강인함을 가진다는 것을 알 수 있다. 그러나 제안된 방법은 0.5초까지는 오실레이션이 일어나는 것을 알 수 있다. 그 원인은 부적절한 신경회로망에 의해 제공된다. 신경회로망의 실시간 학습은 초기상태에는 성취할 수 없다. 이 문제를 해결하기 위해 신경회로망이 실시간 추정기로 사용되기 전에 어느정도의 학습이 이루어져야함을 알 수 있다. 그림 5는 그림 4(b)와 일치하는 신경회로망의 실시간 학습능력을 보여주고 있다. 그림 5(a)와(b)에서 초기상태에서 에러를 감소시키기 위해 빨리 갱신되는 것을 볼 수 있다. 신경회로망에서 원하는 특성은 0.5초가 지난 후에 이루어진다.

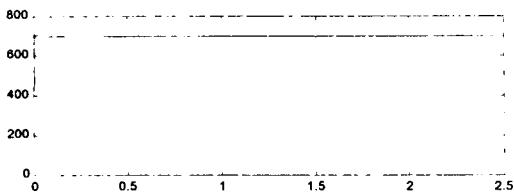


(a) 은닉층과 출력층(9번째 신경소자)의 결선강도



(b) 입력층(2번째 신경소자)과 은닉층의 결선강도

그림 5 실시간 학습 능력(결선강도의 갱신)



(a) 향상된 벡터제어기의 속도 파형

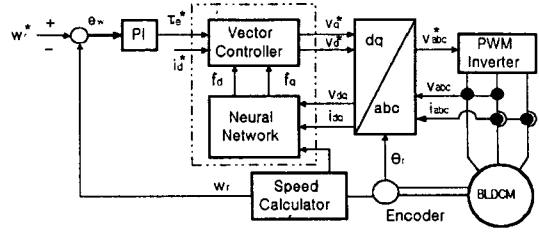
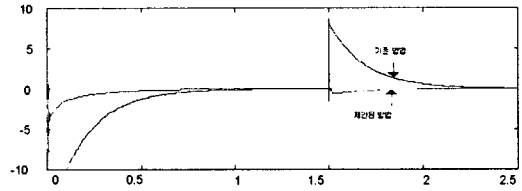


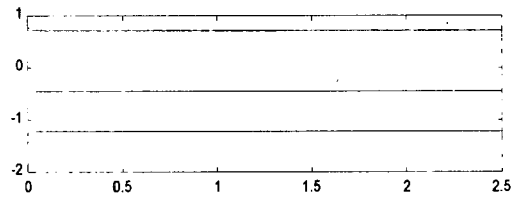
그림 3 전체 제어 시스템



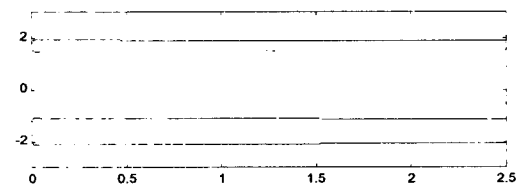
(b) 기존 방법과 향상된 방법의 속도 에러 비교

그림 6 파라미터를 변화시켰을 때의 기존 벡터 제어기와 향상된 신경회로망을 이용한 벡터 제어기의 파형 비교

그림 6은 같은 상태에서 신경회로망을 이용한 향상된 벡터제어기를 보여준다. 그림 4와 비교해보면 오실레이션이 사라진 것을 볼 수 있다. 제안된 방법을 더욱 향상시키기 위해서는 학습된 신경회로망을 사용해야한다는 것을 알 수 있다.



(a) 은닉층과 출력층(9번째 신경소자)의 결선강도



(b) 입력층(2번째 신경소자)과 은닉층의 결선강도

그림 7 학습된 신경회로망의 실시간 학습 능력

그림 7은 초기상태로부터 결선강도가 적절하게 적용되는 것을 볼 수 있다. 따라서 원하는 벡터 제어를 성취할 수 있다.

5. 결론

이 논문에서는 신경회로망을 이용한 BLDC 전동기의 벡터제어기를 제안하였다. 신경회로망은 BLDC 전동기의 비선형 동적방정식을 실시간으로 추정한다. 제안된 신경회로망을 이용한 벡터제어기는 잘 수행되지만 초기상태에는 오실레이션이 일어난다. 이것을 극복하기 위해서

신경회로망을 실시간 추정기로서 사용하기 전에 어느 정도 학습을 시켜야한다. 향상된 신경회로망을 이용한 백터세어기는 기기의 파라메터 변화에도 강인함을 가진다. Matlab/Simulink를 이용한 시뮬레이션 결과가 제안된 방법의 유용함을 입증하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] Paul. C .Krase, Analysis of Electric Machinery," McGrau Hill, 1984.
- [2] Using Simulink, The Math Works, 1990
- [3] Jong Sun Ko, Jae Kyu Hwang, and Myung Joong Youn, " Robust Position Control of BLDC Motor using Integral Propotrional plus Fuzzy Speed Controller," Proc.of IEEE IECON'93, pp. 213 218, 1993
- [4] T.Senjyu, N.Urasaki, K.Uezato " Vector Control of Brushless DC Motors Using Neural Network" Proceedings of the International Conference on Power Electronics & Drive Systems Volume 1 1997 05 26
- [5] M. A. El Sharkawi, A. El samahy, and M. L. El-Sayed, " High Performance Drives of DC Brushless Motors Using Neural Network," IEEE Transactions on Energy Conversions, Vol. 9, No. 2. pp. 317 322. 1994
- [6] H. Ohashi, M. Shigyo, and N. Matsui, " Adaptive Current Control of Brushless Motor with Parameter Identification," The Transactions of The Institute of Electrical Engineers of Japan. vol. 108 D, No. 12, pp.1091-1098, 1988 (in Japanese)