

퍼지-뉴로 SV-PWM을 이용한 IPMSM의 고성능 제어

(High Performance Control of IPMSM using Fuzzy-Neuro SV-PWM)

김도연* · 고재섭 · 최정식 · 정병진 · 정동화

(Do-Yeon Kim* · Jae-Sub · Ko · Jung-Sik Choi · Byung-Jin Jung · Dong-Hwa Jung)

Abstract

This paper is proposed a high performance speed control of the Interior Permanent Magnet Synchronous Motor through the Fuzzy-Neuro SV-PWM. SV-PWM is controlled using Fuzzy-Neuro control. SV-PWM can be maximum used maximum dc link voltage and is excellent control method due to characteristic to reducing harmonic more than others. The hybrid combination of fuzzy control and neural network will produce a powerful representation flexibility and numerical processing capability. Simulation results are presented to show the validity of the proposed algorithm

1. 서론

최근 전력용 반도체소자와 고성능 마이크로프로세서의 발달에 따라 전력전자기술이 진보하였다. 이에 따라 고도의 정밀도를 요구하는 전동기 제어기술이 많은 호응을 얻고 있으며 고 정밀도의 PWM 기술에 관심이 집중되고 있다. 3상 인버터의 SV PWM 기법이 Broeck에 의해 제시되어 최근에는 일반화되고 있다[1]. SV PWM을 제어하기 위하여 일반적으로 PI 제어를 많이 사용하고 있다. 이는 PI 제어가 간단하게 구현할 수 있고 파라미터와 시스템의 응답설정 사이에 존재하는 관계가 명확하기 때문이다.[2] SV PWM 방식은 기본적인 방식이며 새로운 방식과 최적 방식 등 많은 방식 등이 제시되었다[3][4]. 본 논문에서는 IPMSM의 고성능 제어를 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합한 퍼지-뉴로 제어기법을 이용하여 SV PWM 인버터를 제어한다. 또한 속도변화 및 파라미터 변동에 대하여 종래의 PI 제어와 비교하여 그 타당성을 분석한다.

2. IPMSM의 모델링

그림1은 IPMSM의 일반적인 벡터제어 블록도를 나타낸다. 이러한 시스템 구성은 로봇, 항공기 및 전기자동차 등의 드라이브와 같은 고성능 제어 시스템에 응용된다.

i_d^* 와 i_q^* 는 지령 토크 및 자속 성분의 전류를 나타내며 전류제어에 의해 v_a^* , v_b^* , v_c^* 를 얻는다. 이를 SV PWM 인버터에 의해 IPMSM을 제어한다. 회전자의 위치정보 θ_r 는 좌표변환에 이용한다.

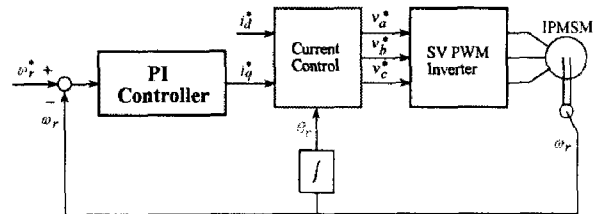


그림 1. 속도제어를 위한 벡터제어 IPMSM의 블록도
Fig. 1. Block diagram of vector control IPMSM for speed control

동작특성을 분석하기 위한 IPMSM의 미분 방정식은 다음과 같다.

$$p i_d = (v_d - R i_d + \omega_r L_q i_q) / L_d \quad (1)$$

$$p i_q = (v_q - R i_q - \omega_r L_d i_d - \omega_r \phi_{af}) / L_q \quad (2)$$

$$p \omega_r = (T_e - T_L - B \omega_r) / J \quad (3)$$

여기서, 발생토크는 다음 식으로 표현된다.

$$T_e = \frac{3}{2} p [\phi_{af} i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \quad (4)$$

3. 퍼지-뉴로 SV-PWM

3.1 SV-PWM

그림 2는 공간전압 벡터도를 나타낸다.

전압에 대한 한 주기 내에서의 적분으로부터 인가시간을 다음과 같이 결정할 수 있다.

$$\int_0^T V^* dt = \int_0^{T_1} V_n dt + \int_{T_1}^{T_1+T_2} V_{n+1} dt + \int_{T_1+T_2}^T V_0 dt \quad (5)$$

$$T_s \cdot V^* = (T_1 \cdot V_n + T_2 \cdot V_{n+1})$$

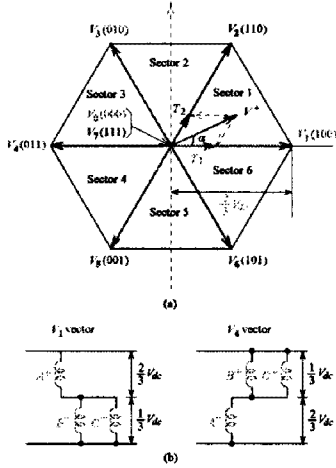


그림 2. 공간전압 벡터
Fig. 2. Vector of space voltage

기준벡터가 벡터 공간상에서 섹터 1에 주어진다고 가정에서 식(5)의 전압을 벡터성분으로 환산하면 다음과 같다.

$$T_s \cdot \mathbf{V}^* = T_1 \mathbf{V}_1 + T_2 \mathbf{V}_2 \quad (6)$$

여기서 \mathbf{V}^* , \mathbf{V}_i 를 복소수로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_1 &= \frac{2}{3} V_{dc} \\ \mathbf{V}_2 &= X + jY = \frac{2}{3} V_{dc} (\cos \frac{\pi}{3} + j \sin \frac{\pi}{3}) \\ \mathbf{V}^* &= |\mathbf{V}^*| (X + jY) = |\mathbf{V}^*| (\cos \alpha + j \sin \alpha) \end{aligned} \quad (7)$$

식(7)을 식(6)에 대입하고 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \begin{bmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{bmatrix} = T_1 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + T_2 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} \begin{bmatrix} \cos \frac{\pi}{3} \\ \sin \frac{\pi}{3} \end{bmatrix} \quad (8)$$

단, $0 \leq \alpha \leq 60^\circ$

따라서 각 유효벡터가 인가되는 시간을 계산하면 다음과 같다.

$$T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \cos \alpha = T_1 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} + T_2 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} \cdot \cos \frac{\pi}{3} \quad (9)$$

$$T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \sin \alpha = T_2 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} \cdot \sin \frac{\pi}{3} \quad (10)$$

$$T_2 = \frac{T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \sin \alpha}{\frac{2}{3} V_{dc} \cdot \sin \frac{\pi}{3}} \quad (11)$$

식(11)을 식(9)에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \cos \alpha = T_1 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} + \frac{T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \cos \frac{\pi}{3} \sin \alpha}{\sin \frac{\pi}{3}} \quad (12)$$

식(12)을 T_1 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} T_1 \cdot \frac{2}{3} V_{dc} &= T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \cos \alpha - \frac{T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \cdot \cos \frac{\pi}{3} \sin \alpha}{\sin \frac{\pi}{3}} \\ &= T_s \cdot |\mathbf{V}^*| \left[\frac{\sin \frac{\pi}{3} \cos \alpha - \cos \frac{\pi}{3} \sin \alpha}{\sin \frac{\pi}{3}} \right] \end{aligned} \quad (13)$$

$$T_1 = T_s \cdot \frac{|\mathbf{V}^*| \cdot \sin(\frac{\pi}{3} - \alpha)}{\frac{2}{3} V_{dc} \cdot \sin \frac{\pi}{3}} \quad (14)$$

$$T_0 = T_s - (T_1 + T_2) \quad (15)$$

식(13)-(15)을 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{cases} T_1 = T_s \cdot \frac{|\mathbf{V}^*| \cdot \sin(\frac{\pi}{3} - \alpha)}{\frac{2}{3} V_{dc} \cdot \sin \frac{\pi}{3}} \\ T_2 = T_s \cdot \frac{|\mathbf{V}^*| \cdot \sin(\alpha)}{\frac{2}{3} V_{dc} \cdot \sin \frac{\pi}{3}} \\ T_0 = T_s - (T_1 + T_2) \end{cases} \quad (16)$$

3.2 퍼지-뉴로 SV-PWM

3.2.1 FNN 제어기의 설계

SV PWM의 기준전압을 제어하기 위하여 동적 특성에서 다양한 전압 추정능력, 부하 변화에 적응하여 조절할 수 있는 양호한 응답특성이 요구된다. 따라서 일반적인 퍼지제어기에서는 이러한 요구에 만족할 수 없기 때문에 본 연구에서는 퍼지제어기와 신경회로망을 상호 혼합하여 FNN 제어기를 구성한다. 그림 3은 SV PWM의 제어를 위하여 FNN 제어기의 구조를 나타낸다.

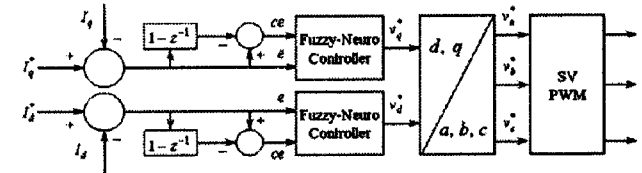


그림 3. FNN 제어기의 구조
Fig. 3. Structure of FNN controller

그림 4는 FNN 제어기의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차 e 와 오차의 변화분 ce 이고 출력 변수는 제어변수 u^* 이다.

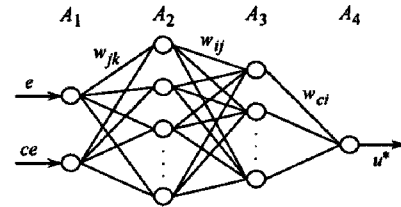


그림 4. FNN 제어기의 구성
Fig. 4. The construction of FNN controller

A. 전반부 구현

그림 4에서 나타난 A_1 층부터 A_3 층 사이의 신경회로망은 퍼지룰에 대한 전반부의 구현을 나타낸다. 전반부의 멤버십 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다. 표 1은 퍼지 제어어의 집합을 나타낸다.

표 1. 퍼지룰 표
Table 1. Fuzzy rule table

$\begin{matrix} e\omega_r \\ ce\omega_r \end{matrix}$	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NL	NL	NL	NL	NL	NM	NS	ZE
NM	NL	NL	NL	NM	NS	ZE	PS
NS	NL	NL	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PL	PL
PM	NS	ZE	PS	PM	PL	PL	PL
PL	ZE	PS	PM	PL	PL	PL	PL

퍼지 룰베이스에서 입력공간은 49개의 부분 공간으로 나눈다. 룰이 동일한 동작일 경우 같은 입력공간으로 클러스터링한다. 그런 다음 새로운 클러스터링과 일치하는 룰은 전문가에 의해 재 설계되고 신경회로망으로 구현한다. 퍼지룰의 수는 클러스터링 방법에 의해 매우 감소시킬 수 있다. 또한 이러한 구현은 비선형 함수를 설계할 수 있으며 신경세포의 시그모이드 특성에 의해 퍼지의 입력공간을 분할한다. A_3 층에서 각 신경세포의 출력은 각 부분 공간에서 퍼지룰의 진리값이다. 퍼지 클러스터링과 학습을 실현하기 위하여 이전 49룰과 같은 효과를 얻는 FNN 제어기는 오차의 함수가 필요하다. FNN 제어기가 입력 데이터를 위한 요구분할의 성취도에 따라서 결정되는 오차함수는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^r (T_i - O_i)^2 \quad (17)$$

$$T_i = \begin{cases} 1, & (x_1, x_2) \in R' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

여기서 r 는 클러스터의 수를 나타내며 T_i 는 어떤 입력 데이터가 요구되는 클러스터에 포함되는지 여부를 결정하는 함수이다. 그리고 O_i 는 A_3 층에서 신경세포의 출력이다.

오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전파 알고리즘에 의해 A_1 층과 A_3 층 사이에 가중치 W_{jk} 와 W_{ij} 를 조절한다. 가중치 조절을 통하여 신경회로망은 클러스터 된 퍼지룰의 전반부를 완전하게 구현할 수 있다.

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \delta_j X_k \quad (19)$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\eta \delta_i O_j \quad (20)$$

여기서

$$\delta_i = (T_i - O_i) f'(U_i) \quad (21)$$

$$\delta_j = f'(U_j) \sum \delta_i W_{ij} \quad (22)$$

O_j 는 A_2 층에서 신경세포의 출력이며 η 는 학습률, $f'()$ 는 시그모이드 함수의 미분이며 U_i 와 U_j 는 각각

A_2 층과 A_3 층에서 각 신경세포에 대한 전체 입력을 나타낸다.

마지막으로 학습과정 동안 진동을 피하고 수렴속도를 개선하기 위하여 다음과 같은 모멘텀(momentum) 항으로 새로운 조절을 가정한다.

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha[W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (23)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} + \alpha[W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)] \quad (24)$$

B. 후반부의 구현

그림 4에서 A_3 층과 A_4 층 사이의 신경회로망은 퍼지룰의 후반부의 구현을 나타낸다. 학습 동안 가중치 W_{ci} 는 다음 오차 함수를 최소화하기 위하여 조절한다.

$$E^* = \frac{1}{2} \sum (U^* - U)^2 \quad (25)$$

여기서 U^* 와 U 는 FNN 제어기의 요구치와 실제치를 나타낸다.

일반적인 델타룰을 사용하여 가중치 W_{ci} 의 변화 ΔW_{ci} 는 오차함수인 식(25)을 최소화할 수 있고 퍼지룰의 후반부를 재 정의하여 다음 식을 결정한다.

$$\Delta W_{ci} = -\eta \frac{\partial E^*}{\partial W_{ci}} = -\eta \delta_c O_i \quad (26)$$

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha[W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (27)$$

여기서 δ_c 는 FNN 제어기의 출력에서 오차신호이다.

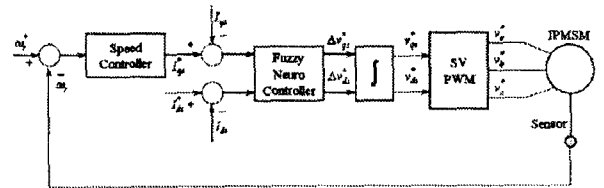


그림 5. 퍼지-뉴로 SV-PWM 제어를 이용한 IPMSM의 제어시스템

Fig. 5. Control system of IPMSM using Fuzzy-Neuro SV-PWM control

4. 시스템의 성능결과

그림 6은 0.2[sec]에 1800[rpm]으로 운전중 0.5[sec]에 -1800[rpm]으로 정·역 운전 운전하였을 때 인공지능 제어와 PI 제어기의 응답특성을 비교한 것이다. 정·역 운전을 하였을 경우에도 인공지능 제어가 PI 제어에 비하여 상승시간이 빠르고 빠르게 정상상태에 도달하는 것을 알 수 있다.

그림 7은 회전자 저항이 2배로 변화하였을 때 응답특성을 보여준다. 회전자 저항이 2배로 변화하였을 경우에도 인공지능 제어가 PI 제어에 비하여 속도오차가 작

게 나타나는 것을 알 수 있다. 그림 8은 관성이 2배로 변화하였을 때 응답특성을 비교한 것으로서 인공지능제어가 PI 제어에 비하여 속도오차 작게 나타나며 양호한 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

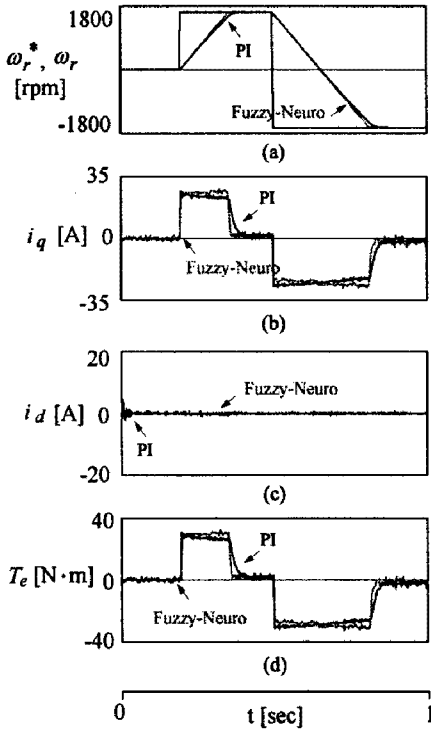


그림 6 정·역 운전에 대한 응답특성 비교
Fig. 6. Comparison of response characteristic with forward and reverse operation

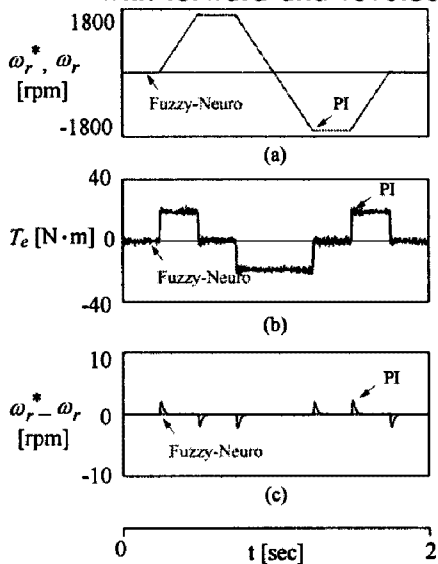


그림 7. 4상한 운전에 대한 응답특성 비교 ($R=2R_n$)
Fig. 7. Comparison of response characteristic with quadrant operation ($R=2R_n$)

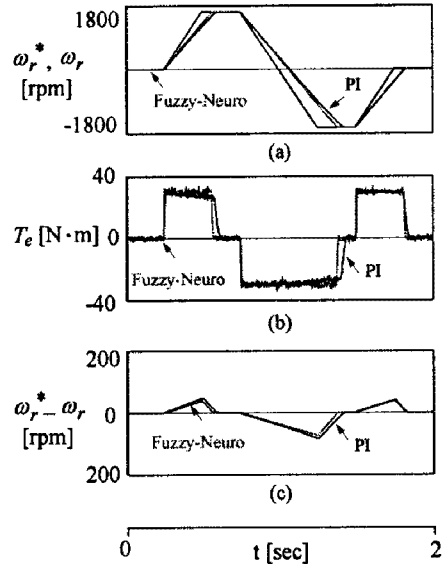


그림 8. 4상한 운전에 대한 응답특성 비교 ($J=2J_n$)
Fig. 8. Comparison of response characteristic with quadrant operation ($J=2J_n$)

5. 결 론

본 논문에서는 IPMSM의 고성능 제어를 위하여 신경회로망 제어를 적용한 SV-PWM 제어를 제시하였다. IPMSM 드라이브의 속도 및 파라미터 변동에 대하여 응답특성을 구하였으며, 신경회로망 제어와 PI 제어를 비교하였다. 종래에는 지령 d, q 축 지령 전압을 PI 제어를 사용하여 구하였으나 본 논문에서는 신경회로망 제어를 이용하여 지령 d, q 축 전압을 구하였다.

신경회로망 제어를 적용한 SV-PWM 제어는 종래의 PI 제어기에 비하여 오버슈트 및 상승시간이 작게 나타났으며, 빠르게 안정화되는 것을 알 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제시한 인공지능 SV-PWM 제어의 타당성을 입증할 수 있었다.

참 고 문 헌

- (1) van der Broeck, Skudelny, Stanke, "Analysis and realization of a pulse width modulator based on voltage space vectors," IEEE Trans, vol. 24, no. 1, pp. 142-150, 1998.
- (2) Z. Ibrahim and E. Levi, "Comparative analysis of fuzzy logic and PI speed control in high performance AC drives using experimental approach," Proc. of IEEE IAS'2000, Rome, Italy, CD-ROM paper 46-3, 2000.
- (3) M. C. Ficarra, et al., "Adaptive predictive speed controller for induction motor drive," IEEE IECON'99, Conf. Rec., vol. 2, pp. 630-635, 1999.
- (4) Y. Li, et al., "Predictive control of torque and flux of induction motor with an improved stator flux estimator," IEEE PESC Conf. Rec., vol. 3, pp. 1464-1469, 2001.