

인공 신경망에 의한 유도전동기의 센서리스 벡터제어

Sensorless Vector Control of Induction Motor by Artificial Neural Network

정병진* · 고재섭 · 최정식 · 김도연 · 박기태 · 최정훈 · 정동화

(Byung-Jin Jung · Jae-Sub Ko · Jung-Sik Choi · Do-Yeon Kim · Ki-Tae Park · Jung-Hoon Choi · Dong-Hwa Chung)

Abstract

The paper is proposed artificial neural network(ANN) sensorless control of induction motor drive with fuzzy learning control-fuzzy neural network(FLC-FNN) controller. The hybrid combination of neural network and fuzzy control will produce a powerful representation flexibility and numerical processing capability. Also, this paper is proposed speed control of induction motor using FLC-FNN and estimation of speed using ANN controller. The back propagation neural network technique is used to provide a real time adaptive estimation of the motor speed. The error between the desired state variable and the actual one is back-propagated to adjust the rotor speed, so that the actual state variable will coincide with the desired one. The proposed control algorithm is applied to induction motor drive system controlled FLC-FNN and ANN controller. Also, this paper is proposed the analysis results to verify the effectiveness of the FLC-FNN and ANN controller.

1. 서론

최근, 간접 벡터제어는 유도전동기의 고성능을 위한 드라이브 시스템에 광범위하게 적용되고 있다. 일반적으로 고성능으로 제어되는 전동기 드라이브는 양호한 동적 속도추정, 우수한 부하 응답, 드라이브와 부하 파라미터의 변동에 대한 강인성을 필요로 한다. 이러한 조건을 충족시키기 위하여 동작조건 및 드라이브 파라미터의 적응성을 사용할 수 있다.

상태변수 제어[1], 최적제어[2] 및 적응제어[3] 등의 현대제어 기법이 종래의 PI 제어기 보다 매우 양호한 성능을 발휘할 수 있는 장점이 인식되어 많이 개발되었다. 적응제어는 부하토크 또는 부하관성과 같은 동작조건이 빠른 변화에도 양호한 속도응답을 얻을 수 있으므로 다른 방법 보다 많이 사용되었다. STC(Self Tuning Control), MRAC(Model Reference Adaptive Control), SMC(Sliding Mode Control) 및 EKF(Extended Kalman Filter) 등의 다양한 적응제어 기법이 제시되었다.[3] 적응제어는 부하토크 및 부하관성과 같은 광범위한 동작변화에도 양호한 속도응답을 얻을 수 있는 우수한 기법으로 평가를 받았다. 그러나 수학적 모델링에 기초하고 계산시간이 많이 소요되는 알고리즘이기 때문에 매우 복잡하다.

산업 프로세서의 적용에는 부하 외란, 파라미터 변화

및 어떤 모델의 불확실성 등에 대하여 고성능과 강인성을 발휘할 수 있는 기법이 필요하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 적응 퍼지제어[4], 파라미터 변동을 고려한 퍼지제어[5], 새로운 퍼지제어[6] 및 적응 FNN(Fuzzy-Neural Network)[7-9] 등의 연구가 되었다. 이러한 연구들은 간접벡터에 의해 전동기의 드라이브 시스템에 적용하여 양호한 성능을 얻을 수 있었다. 그리고 이 연구들은 고속 및 저속의 속도변화, 부하 변동, 관성 변화 및 정·역회전 운전 등 다양한 동작에도 우수한 특성을 얻을 수 있었다. 그러나 속도 및 부하 토크 등 파라미터의 변동에 대하여 종래의 방식 보다 더욱 우수한 결과를 얻을 수 있는 방식이 필요하다.

유도전동기의 드라이브 시스템에서 속도와 위치의 정보를 얻기 위하여 엔코더와 리졸버와 같은 센서를 사용한다. 그러나 이러한 센서는 실제의 적용분야에서 많은 문제점이 도출되며 시스템의 적용분야가 제한된다. 이러한 센서는 값이 비싸고 시스템의 가격을 증가시킨다. 그리고 센서의 정밀도에 영향을 주는 온도, 습도 및 먼지 등 환경적인 요인에 민감하며 시스템의 강인성을 약화시킨다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.[10]-[12]

본 논문에서는 AI(Artificial Intelligent)에 의해 유도전동기 드라이브를 고성능 속도를 제어하고 ANN(Artificial Neural Network)에 의해 유도전동기의 속도를 추정한다. 먼저, PI 제어기에서 나타나는 문제

점을 해결하기 위하여 신경회로망과 퍼지제어를 혼합 적용한 AI 제어를 설계한다. 신경회로망의 고도의 적응제어와 퍼지제어의 강인성 제어의 장점들을 접목한다. 더욱 성능을 개선하기 위하여 학습 메카니즘을 이용하여 AI 제어기의 파라미터를 갱신시킨다. 다음은 ANN을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 본 논문에서 제시한 AI와 ANN 제어기의 제어특성과 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. 시스템 구성 및 모델링

본 논문에서는 공간벡터 PWM 인버터에 의해 구동되는 고성능 유도전동기의 벡터제어 시스템을 고려한다. 이러한 시스템 구성은 로봇, 항공기 및 전기가동차 등의 드라이브와 같은 고성능 제어 시스템에 응용된다.

그림 1은 공간벡터 PWM 인버터에 의하여 구동되는 일반적인 IPMSM 드라이브의 벡터제어 시스템을 나타낸다.

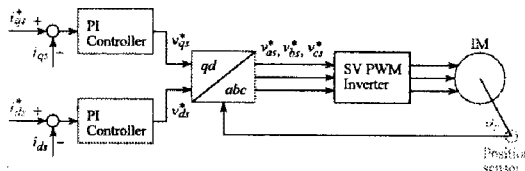


그림 1 유도전동기의 벡터제어 시스템
Fig. 1 Vector control system of induction motor

i_q^* 와 i_d^* 는 지령 토크 및 자속 성분의 전류를 나타내며 실제전류 i_q 와 i_d 와 비교하여 종래의 PI 제어기를 이용하여 제어한다. PI 제어기의 출력은 v_q^* 와 v_d^* 이며 이는 좌표변환에 의해 v_a^*, v_b^*, v_c^* 로 변환하여 공간벡터 PWM 인버터에 의해 유도전동기를 제어한다. 회전자 위치정보 θ 는 좌표변환에 이용한다.

동작특성을 분석하기 위한 유도전동기의 미분 방정식은 다음과 같다.[13]

$$P \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \phi_d \\ \phi_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_r}{\sigma L_r} + \frac{1-\sigma R_r}{\sigma L_r}\right) & \omega_r & \frac{L_m R_r}{\sigma L_r L_r'} & \frac{L_m}{\sigma L_r} \omega_r \\ \omega_r & -\left(\frac{R_r}{\sigma L_r} + \frac{1-\sigma R_r}{\sigma L_r}\right) & -\frac{L_m R_r}{\sigma L_r L_r'} & \frac{L_m R_r}{\sigma L_r L_r'} \\ 0 & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & (\omega_r - \omega_s) \\ 0 & \frac{L_m R_r}{L_r} & -(\omega_r - \omega_s) & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \phi_d \\ \phi_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \sigma L_r & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서, 발생토크는 다음 식으로 표현된다.

$$T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right) (\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}) \quad (2)$$

3. 인공신경망 제어기

AI에 의한 유도전동기의 ANN 센서리스 제어의 드라이브 시스템은 그림 2와 같다. AI는 학습 메카니즘을 이용한 퍼지와 신경회로망으로 구성하며 FNN 제어기라고 한다. FNN 제어기는 드라이브 시스템의 동작을 관측하고 요구되는 지령치로 실제 성능을 비교한다. 학습 메카니즘은 요구되는 시스템 동작으로 거의 일치시키기 위하여 FNN 제어기를 수정한다. FNN의 입력은 속도오차 e 및 속도오차의 변화분 ce 이다. FNN의 출력 Δi_{qs}^* 는 중심 비퍼지화 방법에 의해 계산한다. 이전 출력 $i_{qs}^*(k-1)$ 에 출력 $\Delta i_{qs}^*(k)$ 를 합하여 최종 $i_{qs}^*(k)$ 를 얻고 이를 전동기의 입력으로 한다.

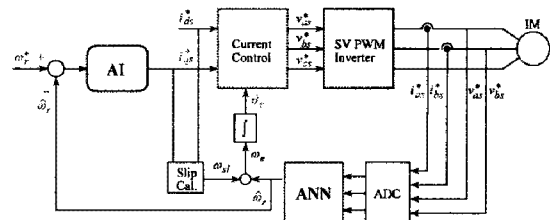


그림 2 시에 의한 유도전동기의 ANN 센서리스 제어기
Fig. 2 ANN sensorless controller of induction motor with AI

그림 3은 학습 메카니즘을 이용한 FNN 제어기의 구조를 나타낸다. 학습 메카니즘의 설계는 시스템 응답의 각 동적 측면이 를 그룹에 의해 주로 영향을 받는다 는 사실에 기초하여 설정한다. 바로 평가되는 설정 물에서 후반부의 변화는 시스템의 상승시간, 오버슈트, 정상상태 및 과도상태의 오차 등에 영향을 준다. 따라서 FNN 제어기에 학습 메카니즘을 적용하여 를 베이스의 규칙을 수정한다. 학습 메카니즘은 퍼지 역모델 및 지식베이스 수정자를 포함한다. 드라이브 시스템의 속도 성능은 기준모델의 속도와 추정속도의 오차에 의해 좌우된다.

$$em(kT) = \omega_m(kT) - \hat{\omega}_r(kT) \quad (3)$$

$$cem(kT) = em(kT) - em(kT - T) \quad (4)$$

여기서 오차 $em(kT)$ 는 각 시간순시에서 얻어지는 필요한 속도성능의 측정 정도이다. 성능이 만족할 경우인 $em(kT) = 0$ 에서 학습 메카니즘은 FNN 제어기에서

수정할 필요가 없다. 그렇지 않으면 학습 메카니즘은 요구되는 속도성능을 얻기 위하여 FNN 제어기의 룰 베이스를 동조시켜 수정을 해야 한다.

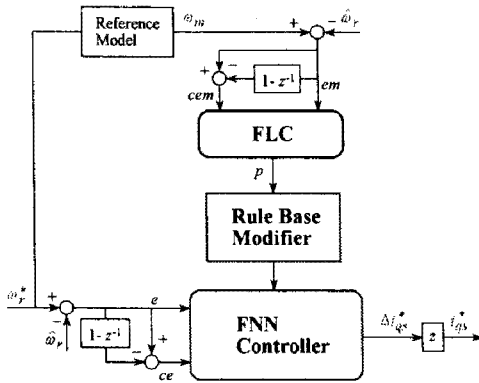


그림 3 AI 제어기
Fig. 3 AI controller

퍼지 역모델은 오차 $em(kT)$ 를 사상하여 프로세서의 입력 $p(kT)$ 를 변화시키며 $em(kT)$ 를 영이 되도록 강제화 시킨다. 역모델의 입력은 식(3) 및 식(4)와 같이 오차와 오차 변화분으로 정의한다. 퍼지의 수행과정은 FNN 제어기에서 사용한 방법과 유사하게 사용한다. 프로세서에서 변화 $p(kT)$ 는 입력오차 $em(kT)$ 에 기초하여 퍼지 역모델에 의해서 발생한다.

지식베이스의 수정자는 $p(kT)$ 에 따라서 FNN 제어기의 지식베이스를 변화시킨다. 이 변화는 FNN 제어기에서 출력의 멤버십 함수의 중앙을 수정하여 구현한다.

$$C_i(kT) = C_i(kT - T) + p(kT) \quad (5)$$

여기서 첨자 i 는 역모델에 의해 동작하는 i 번째 멤버십 함수를 나타낸다. 여기서 각 부분 변화는 각 시간에서 이루어진다. 이 방법에서 FNN 제어기는 요구되는 $i_{qs}^*(kT)$ 를 발생하기 위하여 강제화 시킨다. 이는 기준모델과 같이 동작시키기 위하여 전동기를 강제화 시킨다.

4. ANN에 의한 속도 추정

ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속도는 다음 식과 같다.[8]

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\eta}{T} \{ [\phi_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) \\ &\quad - [\phi_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \} + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 T 는 샘플링 주기를 나타내며 η 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나타낸다. 이 계수가 크면 하중 변화가 크다. 실제 구현을 위하여 학습율은 진동이 유발되지 않는 범위에서 큰 값으로 선정한다. 계수 α 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다.

추정속도를 이용한 회전자 자극의 위치는 다음과 같다.

$$\hat{\theta}_r(k+1) = \hat{\theta}_r(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (7)$$

5. 시스템의 성능결과

그림 5는 0.2[sec]에서 스텝 지령속도를 1800[rpm]으로 운전 중, 0.6[sec]에서 0.8[sec]까지 부하토크를 6 [N·m]로 인가하였을 경우의 PI, FNN 및 FLC-FNN 제어기의 응답특성을 나타낸다. 그림 5는 그림 4의 응답특성을 명확하게 분석하기 위하여 과도상태 부분을 확대하여 나타낸다. 스텝 지령의 변화와 부하인가에 의한 속도추정은 FLC-FNN 제어기가 PI 및 FNN 제어기 보다 양호하다. FLC-FNN 제어기는 PI 및 FNN 제어기 보다 오버슈트가 작고 상승시간이 빠르며 정상상태에 빠르게 도달한다.

그림 6은 그림 4와 같은 조건에서 정격 관성을 2배로 하였을 경우에 나타나는 응답특성을 나타낸다. 정격관성을 2배로 하였을 경우에도 FLC-FNN 제어기의 성능은 PI 및 FNN 제어기 보다 양호하다.

그림 7은 그림 4와 같은 조건에서 회전자 저항을 2배로 하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. FLC-FNN 제어기는 관성 및 회전자 저항 등 파라미터 변동에도 PI 및 FNN 제어기 보다 고성능 및 강인성 성능을 얻을 수 있다.

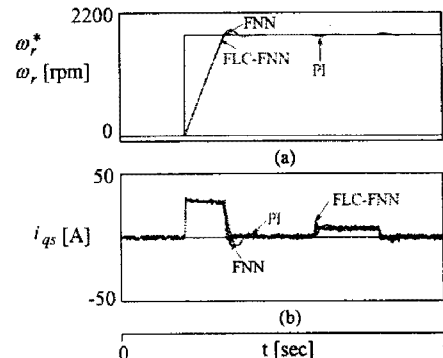


그림 4 PI, FNN 및 FLC-FNN 제어기의 응답특성의 비교
Fig. 4 The comparison of response characteristics with PI, FNN and FLC-FNN controller

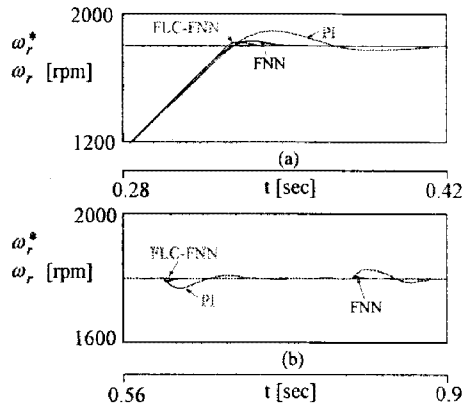


그림 5 초기상태와 부하인가에 대한 제어기의 응답특성의 비교
 Fig. 5 The comparison of response characteristics with starting state and load torque

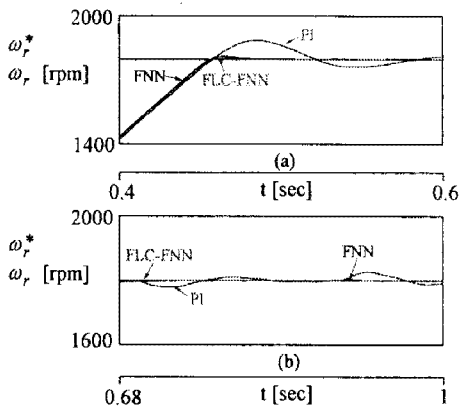


그림 6 관성 2배에 대한 응답특성의 비교 ($J = 2J_n$)
 Fig. 6 The comparison of response characteristics with twice inertia

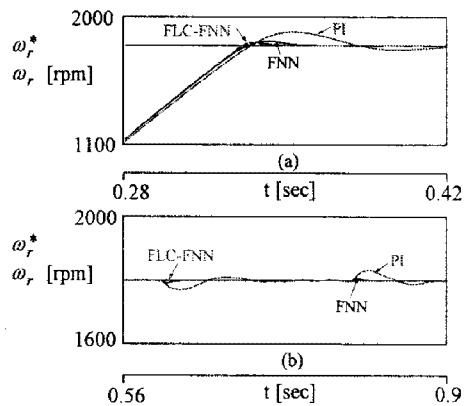


그림 7 저항 2배에 대한 응답특성의 비교 ($R_r = 2R_m$)
 Fig. 7 The comparison of response characteristics with twice resistance

그림 8은 0.2[sec]에 1000[rpm]으로 0.7[sec]에 1500[rpm]으로 1.2[sec]에 500[rpm]으로 1.7[sec]에 1800[rpm]으로 지령속도를 다양하게 변화시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 다양한 지령속도의 변화에도 FLC-FNN 제어기의 성능은 양호하게 나타난다.

그림 9는 속도 지령을 1000[rpm]과 -1000[rpm]으로 정·역회전하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 정·역

회전으로 운전할 경우에도 FLC-FNN 제어기의 성능은 우수하게 나타난다.

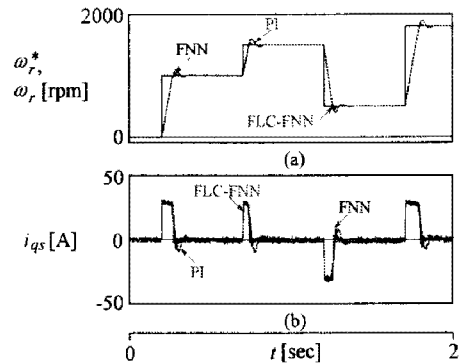


그림 8 속도변화에 대한 응답특성의 비교
 Fig. 8 The comparison of response characteristics with speed change

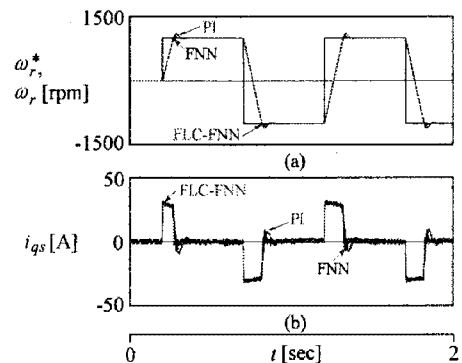


그림 9 정·역회전에 대한 응답특성의 비교
 Fig. 9 The comparison of response characteristics with forward and reverse revolution

그림 10은 4상한 운전을 하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 10(a)는 지령속도와 실제속도, 그림 10(b)는 지령속도와 추정속도, 그림 10(c)는 9축 전류, 그림 10(d)는 지령속도와 추정속도의 오차를 나타낸다. 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있으며 오차의 범위는 0.2[%]내에 존재하고 있다.

그림 11은 그림 10과 같은 조건에서 관성을 2배로 했을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 11(a)는 FNN 제어기의 지령속도와 추정속도, 그림 11(b)는 그림 11(a)의 속도오차를 나타낸다. 그림 11(c)는 FLC-FNN 제어기의 지령속도와 추정속도, 그림 11(d)는 그림 11(c)의 속도오차를 나타낸다. FLC-FNN 제어기의 오차가 FNN 제어기의 오차보다 매우 작게 나타나고 있다. 관성의 변화에서 4상한 운전을 하였을 경우에도 FLC-FNN 제어기의 성능은 FNN 제어기 보다 양호한 성능을 확인하였다.

그림 12는 속도 지령을 0.2[sec]에 100[rpm]과 -100[rpm]으로 저속 정·역회전하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 12(a)는 지령속도와 실제속도, 그림 12(b)는 실제속도와 추정속도를 나타내고 그림 12(c)는

4 축 전류, 그림 12(d)는 실제속도와 추정속도의 속도오차를 나타낸다. ANN을 이용한 속도추정은 저속에서도 양호한 성능을 얻을 수 있었다.

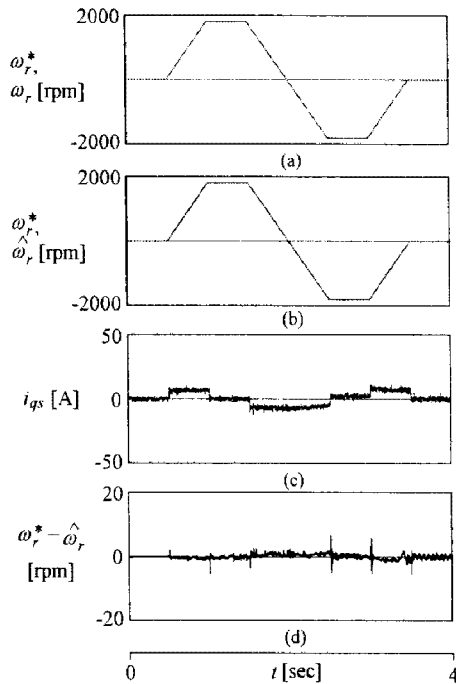


그림 10 4상한 운전에 대한 응답특성 ($J = J_n$)
Fig. 10 Response characteristics with quadrant drive

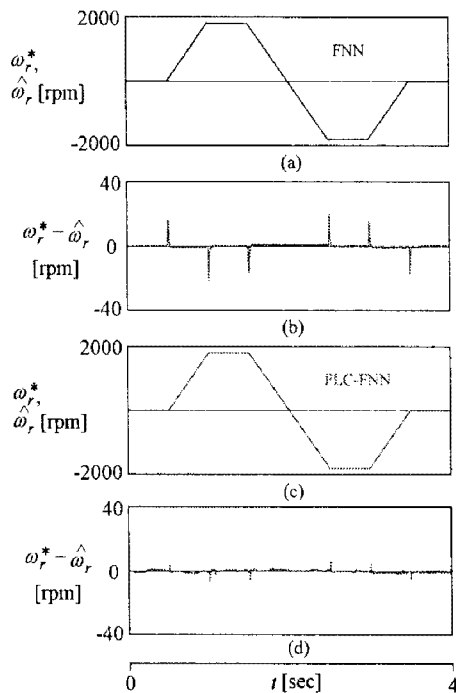


그림 11 관성 2배에 대한 4상한 운전의 응답특성 ($J = 2J_n$)
Fig. 11 Response characteristics of quadrant drive with twice inertia

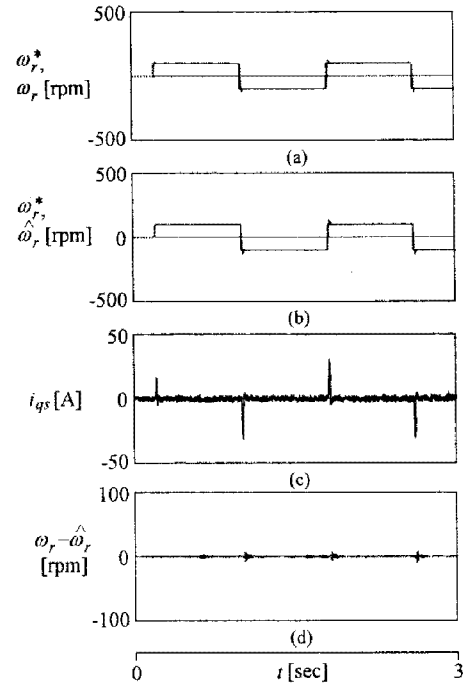


그림 12 정·역회전에 대한 응답특성의 비교
Fig. 12 The comparison of response characteristics with forward and reverse revolution

6. 결론

본 논문에서는 FLC-FNN(Fuzzy Learning Mechanism-Fuzzy Neural Network)에 의한 유도전동기의 ANN 센서리스를 제시하여 고성능 속도제어 및 속도추정을 얻을 수 있었다. FLC-FNN 제어기를 이용하여 유도전동기의 속도를 제어하였으며 ANN을 이용하여 속도를 추정하였다. 제시한 FLC-FNN 제어기는 종래의 PI 및 FNN 제어기 보다 성능이 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 속도, 부하토크, 관성 및 저항 등 파라미터 변동에도 양호한 응답특성을 얻을 수 있었으며 고성능 및 강인성 제어를 확인할 수 있었다. ANN을 이용하여 다양한 지령속도의 변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 지령속도를 정·역회전 운전 및 4상한 운전시켰을 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였다. 그리고 부하토크를 인가할 경우에도 추정속도는 실제속도에 양호한 추정성능을 확인할 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제시한 FLC-FNN 제어기의 타당성을 입증할 수 있었다.

참고 문헌

- (1) C. Schauder, "Adaptive speed identification for vector control of induction motors," IEEE Trans. on IA, pp. 1054-1061, 1992.
- (2) F. Z. Feng, T. Fukao, "Robust speed identification for speed sensorless vector control of induction motors," IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 5, pp. 1234-1240, 1994.
- (3) H. Kubota and K. Matsuse, "Speed sensorless field oriented control of induction motor with rotor resistance adaption,"

- IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 5, pp. 1219-1224, 1994.
- [4] J. C. Lee and D. H. Chung, "MRAC fuzzy control for high performance of induction motor drive," The Trans. of KJEE, vol. 7, no. 3, pp. 215-223, 2002.
 - [5] H. G. Lee, J. C. Lee and D. H. Chung, "Design of fuzzy controller induction drive considering parameter change," The Trans. of KJEE, vol. 51P, no. 3, pp. 111-119, 2002.
 - [6] H. G. Lee, J. C. Lee and D. H. Chung, "New fuzzy controller for high performance of induction motor drive," The journal of KJIS, vol. 17, no. 4, pp. 87-93, 2002.
 - [7] H. G. Lee, J. C. Lee and D. H. Chung, "Adaptive FNN controller for speed control of IPMSM drive," The Trans. of KJEE, vol. 41-SC, no. 3, pp. 39-46, 2004.
 - [8] J. C. Lee, H. G. Lee, Y. S. Lee and S. M. Nam, D. H. Chung, "Speed estimation and control of induction motor drive using hybrid intelligent control," International Conference ICPE'04, no. 3, pp. 181-185, 2004.
 - [9] J. C. Lee, H. G. Lee and S. M. Nam, D. H. Chung, " Speed control of induction motor drive using adaptive FNN controller," International Conference ICEMS'04, Conference no. PI-5(430-M09-052), 2004. [CD no. 2]
 - [10] P. L. Jansen, et al., "Observer-based direct field orientation analysis and comparison of alternative method," IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 4, pp. 945-953, 1994.
 - [11] G. Yang and T. H. Chin, "Adaptive speed identification scheme for vector controlled speed sensorless inverter induction motor drive," IEEE Trans. on IA, vol. 29, no. 4, pp. 820-825, 1993.
 - [12] G. Henneberger, et al., "Field oriented control of synchronous and asynchronous drives without mechanical sensors using a kalman filter," EPE, Firenze, pp. 3.644-671, 1991.
 - [13] D. H. Chung, "Power electronics and motor control," Interscience Press, 2005.