

퍼지-신경회로망을 이용한 유도전동기의 센서리스 제어

남수명, 이정철, 이홍균, 이영실, 정동화
 순천대학교 공과대학 정보통신공학부

Sensorless Control of Induction Motor Using Fuzzy-Neural Network

Su-Myeong Nam, Jung-Chul Lee, Hong-Gyun Lee, Young-Sil Lee, Dong-Hwa Chung
 School of Information & Communication Engineering, Sunchon National Univ.

Abstract - This paper is proposed a fuzzy neural network controller based on the vector controlled induction motor drive system. The hybrid combination of fuzzy control and neural network will produce a powerful representation flexibility and numerical processing capability. Also, this paper is proposed estimation and control of speed of induction motor using ANN Controller. 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. This paper is proposed the theoretical analysis as well as the simulation results to verify the effectiveness of the new method.

1. 서 론

최근 간접 벡터제어는 유도전동기의 고성능을 위한 드라이브 시스템에 광범위하게 적용되고 있다. 유도전동기의 드라이브 시스템에서 속도와 위치의 정보를 얻기 위하여 엔코더와 리졸버와 같은 센서를 사용한다. 센서의 문제점을 해결하기 위하여 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.[1]

STC, MRAC, SMC, EKF 등의 다양한 적응제어 기법이 제시되었다.[2] 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. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 직접 퍼지제어기가 개발되었으나 다양한 부하변동과 관성변화에 대하여 강인성의 응답특성을 기대하기가 어려워 만족할만한 성능을 얻을 수 없다.[3]

최근, 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었으며 함수를 근사화하기 위하여 다양하게 연구되고 있다.[4] 이러한 방법들은 일반적인 벡터제어 방법과 비교하여 우수한 성능을 얻을 수 있었다. 그러나 자속을 제어할 수 없으므로 포화의 영향이 나타나고 속도센서를 사용하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 퍼지-ANN 제어를 이용한 유도전동기의 속도 추정 및 제어를 제시한다. 먼저, PI 제어기에서 나타나는 문제점을 해결하기 위하여 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 적용한 퍼지-신경회로망의 제어기를 설계한다. 퍼지제어기의 강인성 제어와 신경회로망의 고도의 적응제어의 장점들을 접목한다. 다음은 ANN(Artificial Neural Network)을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 추정기법을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정한다. 추정속도의 타당성을 입증하기 위하여 시스템을 구성하여 제어특성을

분석한다. 그리고 추정된 속도를 지령속도와 비교하여 전류제어와 공간벡터 PWM을 통하여 유도전동기의 속도를 제어한다. 본 연구에서 제시한 퍼지-ANN의 추정 성능과 제어특성을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. 퍼지-신경회로망의 설계

퍼지-신경회로망은 퍼지제어와 신경회로망을 혼합 구성하며 강력한 표현의 유연성과 수치 처리능력을 가지고 있다. 퍼지-신경회로망은 퍼지룰의 조건부와 결론부를 클러스터링 방법과 다층 신경회로망으로 구성한다. 퍼지-신경회로망은 퍼지제어와 같은 강인성 제어와 신경회로망과 같은 고도의 적응능력을 장점을 가지게 된다.

그림 1은 퍼지-신경회로망의 구성을 나타내며 여기서 두 개의 입력변수는 오차 e 와 오차의 변화분 ce 이고 출력변수는 제어변수 u^* 이다.

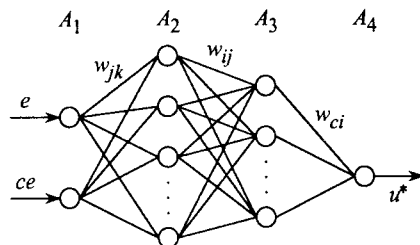


Fig. 1 The construction of fuzzy-neural network controller

2.1 제어기의 조건부의 구현

그림 1에서 A_1 층에서 A_3 층 사이에 신경회로망은 퍼지룰의 조건부의 구현을 나타낸다. 조건부의 멤버십 함수를 효과적으로 설계하기 위하여 신경회로망의 구조를 간단하게 하고 수렴속도를 개선하기 위하여 클러스터링 방법을 적용한다. 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 sigmoid 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 퍼지-신경회로망 제어기는 오차의 함수가 필요하다.

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 조건부를 완전하게 구현할 수 있다.

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

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

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk} + \alpha[W_{jk}(t) - W_{jk}(t-1)] \quad (2)$$

2.2 제어기의 결론부의 구현

그림 1에서 A_3 층과 A_4 층 사이의 신경회로망은 퍼지룰의 결론부의 구현을 나타낸다. 오차함수를 정의한 후, 오차를 최소화하기 위하여 다음 단계는 오차 역전파 알고리즘에 의해 A_3 층과 A_4 층 사이에 가중치 W_{ci} 를 조절한다.

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) + \Delta W_{ci} + \alpha[W_{ci}(t) - W_{ci}(t-1)] \quad (3)$$

3. ANN에 의한 속도 추정과 제어

ANN(Artificial Neural Network)은 인간 두뇌의 간단한 모델에 의해 사고하는 구조로 된 컴퓨팅 시스템이다. ANN은 비선형 동적 시스템의 파라미터를 추정 및 제어를 하는데 사용된다.

ANN을 위한 이상적인 적용은 비선형 시스템의 추정 분야에 있다. 실질적으로 어떤 이산 비선형 시스템은 지연 입-출력에서 시스템을 표현할 수 있는 NARMAX(Nonlinear AutoRegressive Moving Average with exogenous inputs) 모델에 의해서 나타낼 수 있다.[5] 일반적으로 NARMAX 모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-d_y), u(k), \dots, u(k-d_u)) \quad (4)$$

여기서 d_u 와 d_y 는 입력과 출력 벡터 u 와 y 에서 최대 지연을 나타낸다. 이 모델의 형태는 모델이 전적으로 기지 양으로 표현되기 때문에 시스템의 추정을 추구하는데 이상적이다. 그림 2는 ANN을 이용한 시스템의 추정을 나타낸다. ANN은 시스템의 NARMAX 모델을 추정하는데 사용하며 이를 위해 식(4)에서 필요한 입력과 예측 출력벡터 $\hat{y}(k+1)$ 로서 ANN의 출력을 구성한다. 시간 $k+1$ 에서 예측 출력벡터를 실제 출력벡터와 비교하여 식(4)에서 함수 $f(\cdot)$ 를 에뮬레이터하기 위하여 학습한다. 그리고 오차 역전파 알고리즘에 의해 ANN 하중을 새롭게 하기 위하여 오차를 사용한다.

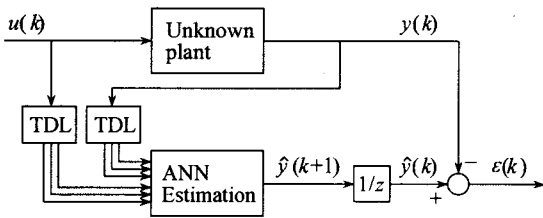


Fig. 2 System estimation using ANN

ANN을 이용한 시스템의 추정에서 구한 최종 추정속

도는 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) + \frac{\eta}{T} \{ [\hat{\phi}_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k-1)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) - [\hat{\phi}_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k-1)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \} \\ &\quad + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (5)$$

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.

$$\hat{\theta}_r(k+1) = \hat{\theta}_r(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (6)$$

그림 3은 퍼지-ANN 제어기를 이용하여 속도를 추정하고 드라이브 시스템을 제어할 수 있는 블록도를 나타낸다. ANN에 의해 속도를 추정하고 추정속도와 지령속도를 비교하여 오차를 구하고 그 오차는 퍼지-신경회로망에 입력된다. 퍼지-신경회로망에서 지령 q 축 전류를 구한다. 전류제어에 의하여 지령전압을 구한 다음, SV PWM 인버터를 구동시켜 유도전동기를 제어한다.

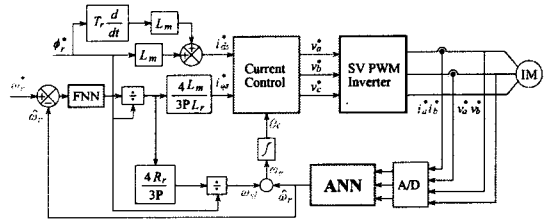


Fig. 3 Vector control system of induction motor with fuzzy-ANN

4. 시스템의 성능결과

본 연구에서 사용한 유도전동기의 파라미터는 표 1과 같다.

Table 1 Parameter of induction motor

극수	4
고정자 저항 R_s	0.59[Ω]
회전자 저항 R_r	0.18[Ω]
정격 주파수	60[Hz]
고정자 인덕턴스 L_s	64.72[mH]
회전자 인덕턴스 L_r	64.72[mH]
상호 인덕턴스 L_m	61.9[mH]
정격 속도	1800[rpm]

그림 4는 0.2[sec]에서 지령속도를 정격속도인 1800[rpm]으로 인가하였을 경우 PI, 직접 퍼지제어기 및 퍼지-신경회로망 제어기의 응답특성을 나타낸다. 그림 4(a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림 4(b)는 q 축 전류를 나타낸다. 퍼지-신경회로망 제어기는 PI 및 직접 퍼지제어기에 비해 오버슈트가 감소하고 정

상상태에 빠르게 도달한다.

그림 5는 0.2[sec]에서 지령속도를 정격인 1800[rpm]으로 운전하던 중, 0.5[sec]에서 0.7[sec]까지 부하토크 3[N·m]를 인가했을 경우의 응답특성을 나타낸다. 부하를 인가했을 경우에도 퍼지-신경회로망 제어가 종래의 제어기에 비해 속도변화가 적고 안정화 시간이 짧게 나타난다.

그림 6은 본 연구에서 제시한 ANN에 의한 속도 추정 기법을 적용시켰으며 지령속도를 500[rpm]로 스텝으로 운전 중 정격속도인 1800[rpm]으로 증가시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 6(a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림 6(b)는 지령속도와 추정속도를 나타낸다. 그림 6(c)는 실제속도와 추정속도의 오차이며 그림 6(d)는 지령 q 축 전류이고 그림 6(e)는 발생 토크를 나타낸다. 속도의 오차는 2% 이내에 존재하며 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정되고 있다.

그림 7은 지령속도를 저속인 50[rpm]과 100[rpm]으로 반복적으로 변화 시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 매우 낮은 속도에서도 추정은 원활하게 이루어지며 벡터제어는 제시한 신경회로망의 속도추정에 의하여 매우 양호하게 수행되고 있다.

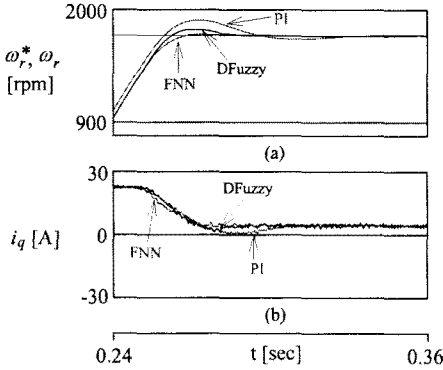


Fig. 4 Comparison of responses with PI, Direct Fuzzy and Fuzzy-ANN controller

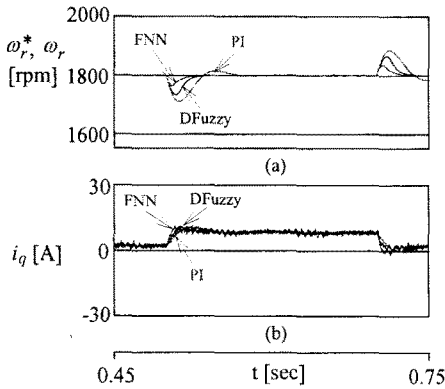


Fig. 5 Comparison of responses with PI, Direct Fuzzy and Fuzzy-ANN controller

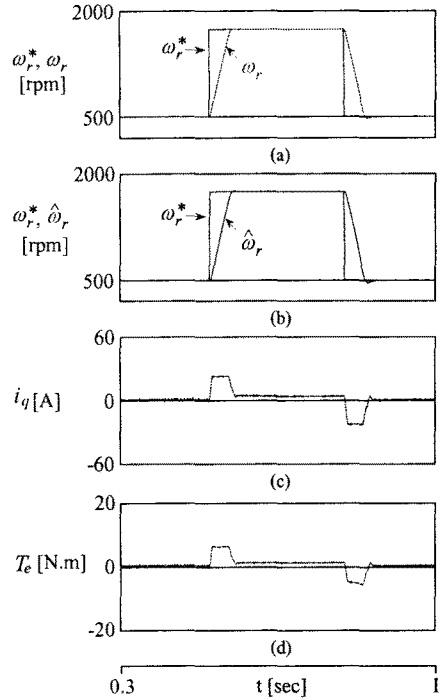


Fig. 6 Response characteristics with change of step command speed

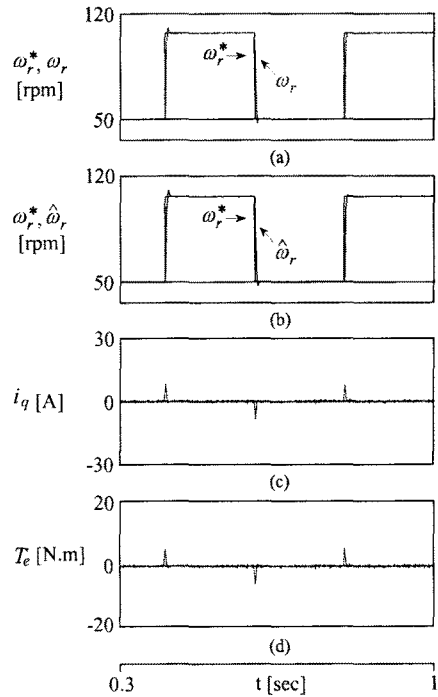


Fig. 7 Response characteristics with change of step command speed

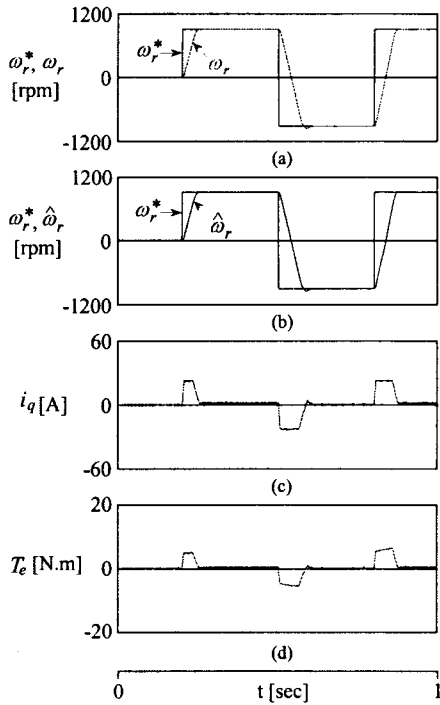


Fig. 8 Response characteristics with change of step command speed

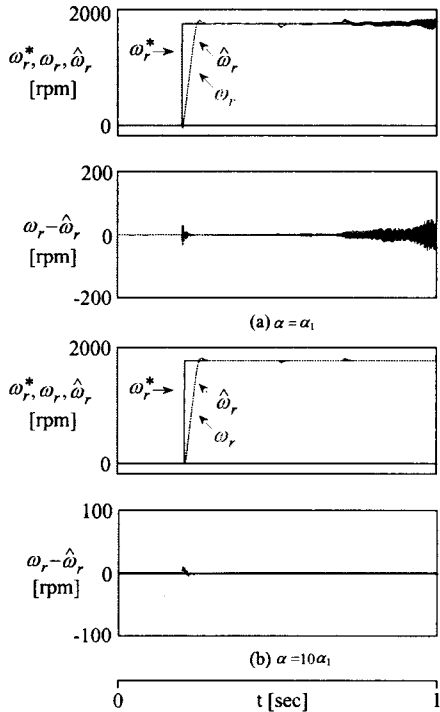


Fig. 9 Response characteristics with change of constant α

그림 8은 지령속도를 1000[rpm]로 스텝으로 운전하다가 -1000[rpm]으로 감소시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 정·역회전의 속도변화에도 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하고 있다.

그림 9는 계수 α 값의 변화에 따른 응답특성을 나타낸다. α_1 은 -9×10^{-2} 값으로 설정하였으며 그림 9(a)는 $\alpha = \alpha_1$ 이고 그림 9(b)는 $\alpha = 10 \times \alpha_1$ 이다. 그림 9(a)에서 α 의 작은 값으로 인해 큰 진동이 나타난다. 이 진동을 감소시키기 위하여 그림 9(b)에서 10배로 증가시켰다. α 값을 증가시키면 추정속도의 진동은 더욱 작게 나타난다. 추정속도가 실제속도에 양호하게 추정하고 동정속도에 의한 벡터제어가 양호하게 이루어지기 위하여 반복시험으로 $\alpha = 10 \times \alpha_1$ 값이 가장 좋은 값으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 이 값을 이용하여 성능결과를 얻었다.

5. 결 론

본 연구에서는 퍼지-ANN을 이용한 유도전동기의 속도 추정과 제어를 제시하였다. 퍼지-신경회로망 제어를 이용하여 속도를 제어하였다. 그리고 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 추정하였다.

퍼지-신경회로망 제어기는 종래의 PI 및 직접 퍼지제어기 보다 성능이 우수한 결과를 얻었으며 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.

본 연구에서는 제시한 퍼지-ANN 제어기는 시스템의 응답특성이 양호하게 나타났으며 속도의 추정 및 제어도 만족할만한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 연구에서 제시한 퍼지-ANN 제어기의 타당성을 입증할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

- [1] 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.
- [2] K.J. Astron and B. Wittenmark, "Adaptive control," Addison-Wesley, 1989.
- [3] D. H. Chung, "Fuzzy control for high performance vector control of PMSM drive system," KIEE, vol. 47, no. 12, pp. 2171-2180, 1998.
- [4] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive," IEEE Trans. IA, vol. 31, no. 3, pp. 620-629, 1995.
- [5] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification and control of induction machines using neural networks," IEEE Trans. IA, vol. 31, no. 3, pp. 612-619, 1995.