

유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위한 PI, FNN 및 ALM-FNN 제어기의 비교연구

(Comparative Study of PI, FNN and ALM-FNN for High Control of Induction Motor Drive)

강성준* · 고재섭 · 최정식 · 장미금 · 백정우 · 정동화

(Sung-Jun Kang* · Jae-Sub Ko · Jung-Sik Choi · Mi-Geum Jang · Jung-Woo Back · Dong-Hwa Chung)

Abstract

In this paper, conventional PI, fuzzy neural network(FNN) and adaptive learning mechanism(ALM)-FNN for rotor field oriented controlled(RFOC) induction motor are studied comparatively. The widely used control theory based design of PI family controllers fails to perform satisfactorily under parameter variation, nonlinear or load disturbance. In high performance applications, it is useful to automatically extract the complex relation that represent the drive behaviour. The use of learning through example algorithms can be a powerful tool for automatic modelling variable speed drives. They can automatically extract a functional relationship representative of the drive behavior. These methods present some advantages over the classical ones since they do not rely on the precise knowledge of mathematical models and parameters.

Comparative study of PI, FNN and ALM-FNN are carried out from various aspects which is dynamic performance, steady-state accuracy, parameter robustness and complementation etc. To have a clear view of the three techniques, a RFOC system based on a three level neutral point clamped inverter-fed induction motor drive is established in this paper. Each of the three control technique: PI, FNN and ALM-FNN, are used in the outer loops for rotor speed. The merit and drawbacks of each method are summarized in the conclusion part, which may a guideline for industry application.

Key Word : Induction Motor Drive, PI, NFC, ALM-FNN, ANN

1. 서 론

RFOC(Rotor Field Oriented Control)은 유도전동기 드라이브를 위하여 가장 호응을 받는 기법이며 산업 적용분야에 광범위하게 사용되고 있다[1]. 그러나 전동기 모델이 복잡하고 비선형이기 때문에 포화, 온도변화 및 미지의 외란을 유발시키며 유도전동기의 파라미터는 빈번하게 작업조건에 따라 변하기 때문에 성능과 신뢰성을 저하시킨다. 파라미터의 적응성 또는 온라인 추정을 위한 다양한 기법이 양호한 성능을 유지하기 위하여 제시되었다[2]. 그러나 이 기법은 복잡하고 실제 적용에서 구현하기 어렵다.

최근 퍼지제어, 신경회로망 및 유전자 알고리즘 등을 이용한 인공지능 제어는 전력전자 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 중요한 기법으로 인식되고 있다. 이러한 기법들은 적응제어 기법과 상호 혼합하여 적응 인공지능 제어기를 개발하고 있다. 이러한 혼합제어는 플랜트의 파라미터에서 불확실성과 미지의 변동을 용이하게 처리할 수 있으며 더욱 효율적으로 취급할 수 있는 구

조를 구축할 수 있다. 그리고 이들 기법간의 상호 혼합한 방식은 적용성 및 강인성이 요구되는 유도전동기 드라이브에서 진가를 유감없이 발휘될 전망이다[3]-[5].

그러나 퍼지제어 및 신경회로망이 상호 장단점이 있으므로 이러한 제어기의 장점만을 유기적으로 결합하는 혼합형태의 연구가 활발하게 진행되었다. 퍼지제어와 신경회로망을 혼합한 FNN(Fuzzy-Neural Network) 제어기[3], FNN 제어기를 보상하는 적응 FNN 제어기[4], 하이브리드 인공제어[5] 등 다양한 연구가 이루어졌다. 이러한 연구들은 고속 및 저속의 속도변화, 부하 변동, 관성 변화 및 정·역회전 운전 등 다양한 동작에도 양호한 특성을 얻을 수 있었다. 그러나 이 연구들은 대부분 속도제어에만 적용하였으며 전류제어기는 적용하지 않았다. 전류제어기의 높은 PI 이득은 전류응답을 악화시켜 드라이브의 동적 성능의 저하를 초래한다. 따라서 전류제어기에도 고성능 제어가 필요하고 속도 및 부하 토크 등 파라미터의 변동 등에 대하여 더욱 강인성 및 고성능 제어를 성취하기 위한 새로운 기법이 필요하게 되었다.

본 논문에서는 ALM-FNN(Adaptive Learning Mechanism-Fuzzy Neural Network) 제어기는 유도전동기의 속도를 제어하고 MFC(Model Reference Adaptive-Fuzzy Control) 제어기는 전류를 제어한다. 그리고 ANN(Artificial Neural Network)을 이용하여 유도전동기의 속도를 추정한다. 먼저, 유도전동기 드라이브의 고성능 속도제어를 위하여 ALM-FNN 제어기, 전류제어기에는 MFC 및 속도추정에는 ANN를 설계하여 성능을 얻는다. 다음은 속도제어기에 PI 및 FNN 제어기를 설계하여 성능을 구한다. 또한 ALM-FNN 제어기를 종래의 PI 및 FNN 제어기와 다양한 성능을 비교하고 검토한다. 각 기법에 대한 장, 단점을 분석하고 요약하며 본 논문의 효용성을 입증한다.

2. 시스템 구성 및 모델링

유도전동기의 동적 방정식은 동기 기준축에서 표현하면 다음 식과 같다.

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + p\phi_{ds} - \omega_e \phi_{qs} \quad (1)$$

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + p\phi_{qs} + \omega_e \phi_{ds} \quad (2)$$

$$v_{dr} = R_r i_{dr} + p\phi_{dr} - \omega_s \phi_{qr} \quad (3)$$

$$v_{qr} = R_r i_{qr} + p\phi_{qr} + \omega_s \phi_{dr} \quad (4)$$

여기서, $\omega_s = \omega_e - \omega_r$ 이고 p 는 미분연산자이다.

자속은 전류의 향으로 표현할 수 있다.

$$\phi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr} ; \phi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \quad (5)$$

$$\phi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds} ; \phi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs} \quad (6)$$

$$L_s = L_{ls} + L_m, L_r = L_{lr} + L_m \quad (7)$$

고정자 전류는 입력이고 회전자 권선은 단락되어 있으므로 상태방정식은 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$0 = \frac{R_r}{L_r} (\phi_{qr} - L_m i_{qs}) + p\phi_{qr} + \omega_s \phi_{dr} \quad (8)$$

$$0 = \frac{R_r}{L_r} (\phi_{dr} - L_m i_{ds}) + p\phi_{dr} - \omega_s \phi_{qr} \quad (9)$$

고정자 자속은 상태변수의 향으로 표현한다.

$$\phi_{ds} = L i_{ds} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{dr} \quad (10)$$

$$\phi_{qs} = L i_{qs} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{qr} \quad (11)$$

여기서 $L = L_{ls} + \frac{L_m L_{lr}}{L_{lr} + L_m}$ 이다.

전자기적인 토크는 다음 식과 같다.

$$T_e = K(\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) \quad (12)$$

여기서 $K = \frac{3P}{2}$ 이다.

간접 벡터제어에서는 $\theta_e(0)$ 는 ϕ_{qr} 가 영이 되도록 선정한다. 식(8)과 (9)는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$0 = -\frac{R_r L_m}{L_r} i_{qs} + \omega_s \phi_{dr} \quad (13)$$

$$0 = \frac{R_r}{L_r} (\phi_{dr} - L_m i_{ds}) + p\phi_{dr} \quad (14)$$

i_{ds} 가 일정하게 유지하기 위하여 제어하면 식(14)에서 $p\phi_{dr} = 0$ 이다.

$$\phi_{dr} = L_m i_{ds} \quad (15)$$

식(13)에서 ω_s 에 대하여 풀면 다음 식과 같다.

$$\omega_s = \frac{R_r i_{qs}}{L_r i_{ds}} \quad (16)$$

토크 식도 다음 식과 같다.

$$T_e = K \frac{L_m^2}{L_r} i_{qs} i_{ds} \quad (17)$$

간접 벡터제어의 블록도는 그림 1과 같다. i_{ds}^* 는 일반적으로 일정하게 유지하는 지령 자화전류이며 i_{qs}^* 는 토크를 제어한다. 지령전류 $i_{as}^*, i_{bs}^*, i_{cs}^*$ 는 인버터 제어 시스템에 공급된다.

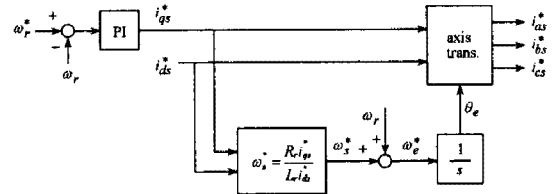


그림 1 간접 벡터제어의 블록도
Fig. 1 Block diagram of indirect vector control

3. ALM-FNN 제어기에 의한 벡터제어 시스템

ALM-FNN에 제어되는 유도전동기의 벡터제어 시스템은 그림 2와 같다. ALM-FNN은 학습 메카니즘을 이용한 퍼지와 신경회로망으로 구성한다. 속도제어기는 ALM-FNN으로 제어하고 전류제어기는 MFC로 제어하며 ANN으로 속도를 추정한다[6].

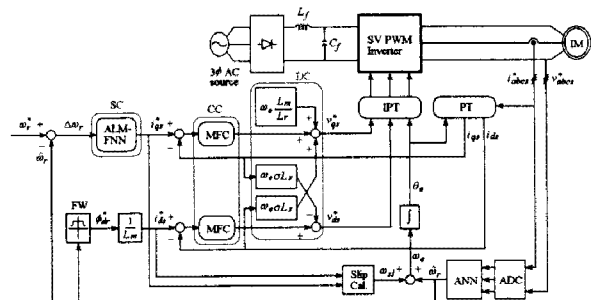


그림 2 ALM-FNN에 의한 유도전동기의 벡터제어 시스템
Fig. 2 Vector control system of induction motor with ALM-FNN

인공지능제어를 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 제어 및 추정에 대한 시스템을 나타낸다. 그림 2에 대한 약자의 표현은 다음과 같다.

SV : Space Vector	MFC : Model Reference Adaptive Fuzzy Controller
PWM : Pulse Width Modulation	SC : Speed Controller
IM : Induction Motor	CC : Current Controller
PT : Park Transformation	FW : Field Weakening
IPT : Inverse PT	ANN : Artificial Neural Network
DC : Decoupling Control	ADC : Analog Digital Conversion

유도전동기 드라이브의 고성능 및 강인성 제어를 위하여 동적 특성에서 다양한 속도 추정능력, 부하 변화에 적용하여 조절할 수 있는 양호한 응답특성이 요구된다. 인공지능제어기는 속도제어를 위한 ALM-FNN 제어기, 전류제어를 위한 MFC 제어기 및 속도추정을 위한 ANN 제어기를 설계한다. 그림 3은 적용 학습 메카니즘을 이용한 FNN 제어기인 ALM-FNN 제어기의 구조를 나타낸다.

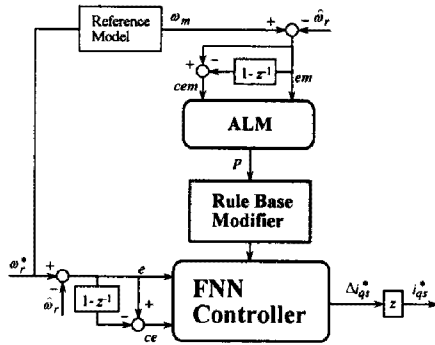


그림 3 ALM-FNN 제어기
Fig. 3 ALM-FNN controller

적용 학습 메카니즘의 설계는 시스템 응답의 각 동적 측면이 룰 그룹에 의해 주로 영향을 받는다는 사실에 기초하여 설정한다. 바로 평가되는 설정 룰에서 후반부의 변화는 시스템의 상승시간, 오버슈트, 정상상태 및 과도상태의 오차 등에 영향을 준다. 따라서 FNN 제어기에 적용 학습 메카니즘을 적용하여 룰 베이스의 규칙을 수정한다. 적용 학습 메카니즘은 퍼지 역모델 및 지식베이스 수정자를 포함한다. 드라이브 시스템의 속도성능은 기준모델의 속도와 추정속도의 오차에 의해 좌우된다.

$$em(kT) = \omega_m(kT) - \hat{\omega}_r(kT) \quad (18)$$

$$cem(kT) = em(kT) - em(kT - T) \quad (19)$$

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.

퍼지 역모델은 오차 $em(kT)$ 를 사상하여 프로세서의 입력 $p(kT)$ 를 변화시키며 $em(kT)$ 를 영이 되도록 강제화 시킨다. 역모델의 입력은 식 (18)과 식 (19)과 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 구현하며 수정하는 식은 다음과 같다.

$$C_i(kT) = C_i(kT - T) + p(kT) \quad (20)$$

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 기준모델을 추종하도록 전동기를 제어한다.

MFC에 의해 제어되는 적응 시스템의 적응과정은 2개의 퍼지제어기로 동작한다. 그림 4는 두 개의 퍼지 동작의 상호작용을 나타내며 DFC(Direct Fuzzy Controller)는 종래의 일반적인 퍼지제어기이고 AFC(Adaptive Fuzzy Controller)는 기준 모델을 고려한 적응 퍼지제어기를 나타낸다.

DFC 알고리즘에 의한 출력은 $\Delta v_{qs1}^*(k)$ 이며 AFC에 의한 출력은 $\Delta v_{qs2}^*(k)$ 이다. 이 두 출력을 합하여 적분기를 통해 지령 q 축 전압을 얻는다.

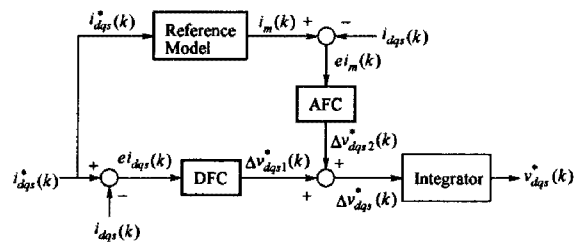


그림 4 MFC 제어기
Fig. 4 MFC controller

4. 시스템 성능 및 결과

그림 5는 0.2[sec]에 1800[rpm]으로 운전중 0.5[sec]에서 0.7[sec]에 부하토크를 5[N.m] 인가하였을 때 응답 특성을 나타낸다. 그림 5(가-a)는 지령속도와 추정속도, 그림 5(가-b)는 q 축 전류, 그림 5(가-c)는 d 축 전류, 그림 5(가-d)는 발생토크를 나타낸다.

그림 5(나)는 명확한 해석을 위하여 그림 5(가)의 과도상태 부분을 확대한 것이다. 그림 5(나-a)는 속도상승에 대한 응답특성, 그림 5(나-b)는 부하토크 변화에 대한 응답특성을 나타낸다. ALM-FNN 제어기는 FNN 제어기 및 PI 제어기에 비하여 오버슈트가 작고, 상승시간 및 안정화시간이 빠르게 나타나고 있어 양호한 응답특성을 나타낸다.

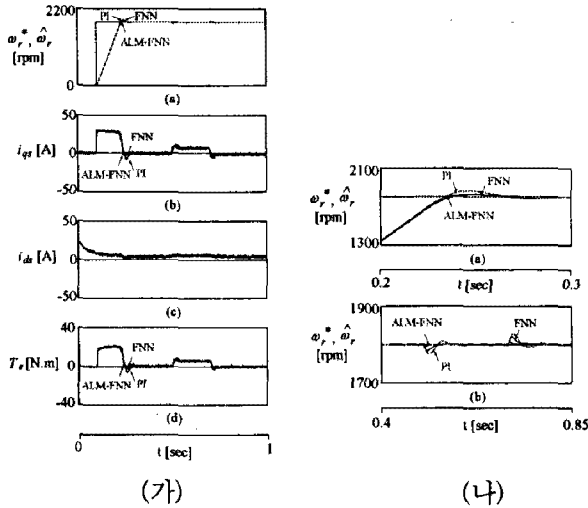


그림 5. 속도 및 부하 변화에 대한 응답특성
 Fig. 5. Response characteristic with command speed and load torque variation

그림 6은 파라미터 변동에 대한 지령속도 및 부하가 변화하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 6(가)은 관성이 2배가되었을 경우의 응답특성을 나타내며, 6(나)은 회전자 저항이 2배 되었을 경우 응답특성을 나타낸다. (a)는 PI 제어기, (b)는 FNN제어기, (c)는 ALM-FNN제어기의 응답특성을 나타낸다. 관성 및 회전자 저항 등과 같은 파라미터가 변동하였을 경우에도 ALM-FNN 제어기는 FNN 제어기 및 PI 제어기에 비하여 오버슈트가 작고 상승시간 및 안정화 시간이 빠르게 나타나고 있다.

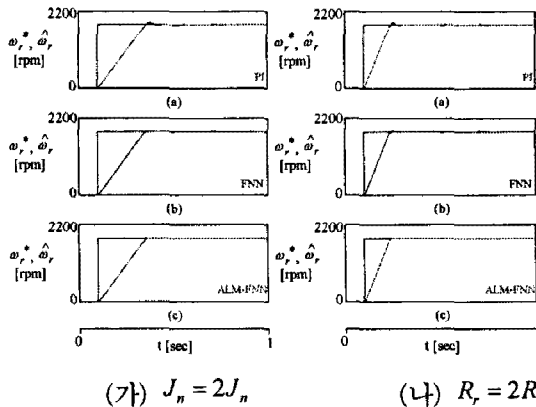


그림 6. 파라미터 변동에 대한 속도 및 부하변화의응답특성
 Fig. 6. Response characteristic of command speed and load torque changing with parameter variation

그림 7(가)는 저속영역에서 정·역 운전하였을 경우와 속도추정에 대한 응답특성을 나타낸다. 저속영역에서도 ALM-FNN 제어기가 FNN 및 PI 제어기보다 우수한 성능을 나타낸다. 그림 7(나)는 ANN에 의한 속도추정에 대한 응답특성을 나타낸다. 그림 7(나-a)는 지령속도와 실제속도, 그림 7(b)는 지령속도와 추정속도, 그림 7(c)는 9축 전류, 그림 7(d)는 실제속도와 추정속도의 오차를 나타낸다. 그림 7(d)에서 속도오차가 1% 이내로 양호하게 추정하고 있다.

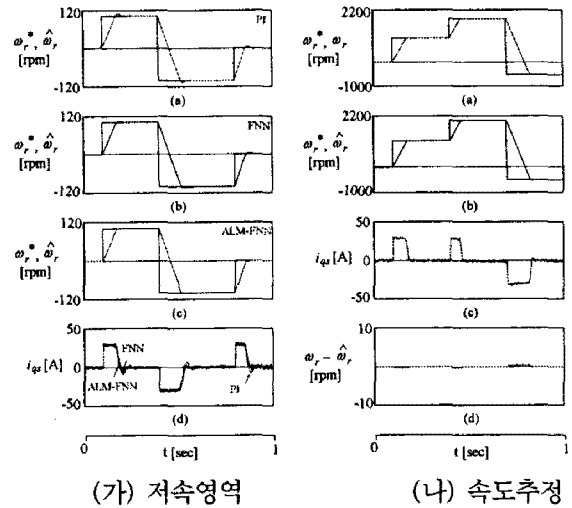


그림 7. 저속영역 및 속도추정에 대한 응답특성
 Fig. 7. Response characteristic with low speed region and speed estimation

5. 결론

본 논문에서는 유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위한 PI, FNN 및 ALM-FNN 제어기의 비교연구를 제시하였다. 제시한 ALM-FNN 제어기는 종래의 PI 및 FNN 제어기 보다 성능이 우수한 결과를 나타냈고, FNN 제어기는 PI 제어기보다 우수한 성능을 나타냈다. 특히, 속도, 부하토크, 관성 및 저항 등 파라미터 변동에도 ALM-FNN 제어기가 가장 우수한 응답특성을 나타냈으며 고성능 및 강인성 제어를 확인할 수 있었으며 FNN 제어기는 PI 제어기보다 양호한 응답특성을 얻을 수 있었다. 다양한 지령속도의 변화에도 ANN에 의한 추정속도는 실제속도에 양호하게 추정하였고 MFC에 의한 전류제어도 PI 제어기에 비하여 양호한 응답특성을 얻을 수 있었다. 따라서 유도전동기 드라이브의 고성능 제어를 위한 PI, FNN 및 ALM-FNN 제어기의 응답특성 비교를 통해 본 논문의 타당성을 입증할 수 있었다.

본 과제(결과물)는 교육과학기술부·지식경제부·노동부의 출연금으로 수행한 산학협력중심대학육성사업의 연구결과입니다.

참고문헌

- [1] Vas, Peter, "Sensorless vector and direct torque control(M)," Oxford, UK: Oxford Univ. Press, 1998.
- [2] W. Kaiyu, C. John, B. Marc and M. T. Leon, "An online rotor time constant estimator for the induction machine," IEEE Trans. CST, vol. 15, no. 2, pp. 339-348, 2007.
- [3] H. G. Lee, S. M. Nam, J. S. Ko, J. S. Choi, J. C. Lee and D. H. Chung, "MTPA control of induction motor drive using fuzzy-neural networks controller," ICCAS 2005, p. 134, 2005.
- [4] 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)
- [5] 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.
- [6] J. S. Choi, J. S. Ko, and D. H. Chung, "Efficiency Optimization Control of Synchronous Motor with ANN Speed Estimation," KIEE, vol. 55P, no. 3, pp. 117-122, 2006.