벡터제어 유도전동기의 자기동조 퍼지 속도제어 기법

김동신 , **한우용, *이창구, *김성중
*전북대학교 전자 정보 공학부, **전주공업대학 디지털전기정보과,

A Self-Tuning Fuzzy Speed Control Method for an Induction Motor

Dong-Shin Kim , **Woo-yong Han, *Chang-Goo Lee , *Sung-Joong Kim
*Chonbuk National University,**Jenju Technical

Abstract - This paper proposes an effective self-turning algorithm based on Artificial Neural Network (ANN) for fuzzy speed control of the indirect vector controlled induction motor. Indirect vector control method divides and controls stator current by the flux and the torque producing current so that the dynamic characteristic of induction motor may be superior. However, if motor parameter changes, the flux current and the torque producing one's coupling happens and deteriorates the dynamic characteristic. The fuzzy speed controller of an induction motor has the robustness over the effect of this parameter variation than a conventional PI speed controller in some degree. This paper improves its adaptability by adding the self-tuning mechanism to the fuzzy controller. For tracking the speed command, its membership functions are adjusted using ANN adaptation mechanism. This adaptability could be embodied by moving the center positions of the membership functions. Proposed self-tuning method has wide adaptability than existent fuzzy controller or PI controller and is proved robust about parameter variation through Matlab/Simulink simulation.

1. 서 론

다양한 속도 운전을 위한 유도전동기의 벡터제어 방법은 DC 전동기처럼 고성능 운전을 할 수 있다는 장점으로 최근 몇 년 동안 발전해 왔다. 또한 이 방법은 제어가 간단하기 때문에 일반적인 산업분야에서 많이 사용되고 있다[1]. 간접 벡터 방식은 슬립 각속도를 회전자 자속 벡터의 위치를 얻기 위해 사용하고 이후부터는 이것을 다시 기준축으로 사용한다. 간접벡터제어에서 제어기의 이득은 전동기 파라미터의 함수이다. 이 파라미터는 온도, 주파수, 전류의 크기, 순간 응답과 관련이 있다[3]. 이들 중, 회전자 시정수의 변화는 제어성능에 가장 지배적인 영향을 준다. 그런데 간접벡터 제어에서 이용하는 슬립 각속도의 값은 회전자 시정수로부터 얻는다. 이러한 관계 때문에, 전동기 구동조건에 따른 회전자 시정수의 변화는 바로 제어성능의 저하를 유발한다.

고전적 PI제어기는 한번 설치된 공정에서의 파라미터 변화에 대해 보상하지 못 하는 단점을 가지고 있다. 근간의 연구는 전동기 구동분야에서 퍼지 제어기의 잠재력을 꾸준히 연구해왔다[?]. S.kim과 B.Lee는 정확하게 설계된 직접 퍼지 제어기의 운전 능력이 고전적인 PI제어기에 비하여 좋을 수 있다는 것을 보인다[4]. 하지만, 위의 연구들은 전동기 파라미터의 급격한 변화에는 열악한 결과를 보인다. 결과적으로 이는 파리미터의 급격한 변화에 대비한 퍼지제어기라 할지라도 여전히 불만족스러운 결과를 보인다.

본 논문에서는 뉴로 퍼지 모델 기준 학습 제어(NFMRLC)기법을 간접벡터 제어방식의 유도전동기구동 시스템을 위하여 설계하여 퍼지제어기의 다른 학습 방법을 제시한다. 즉, 간접 벡터제어방식의 구동 시스템의 속도제어기로 사용한 퍼지제어기의 출력측 소속함수를 뉴럴 네트워크가 학습시켜, 오버슈트, 정상상태 오차, 부하 외란의 감쇠 그리고, 다양한 속도 추종 같은 항목들에서 좋은 응답을 얻었다.

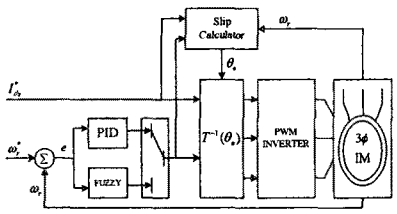

그림 1. 간접벡터 제어 블록 다이어그램

2. 자기동조 퍼지 속도 제어기

2-1-1. 기준 모델

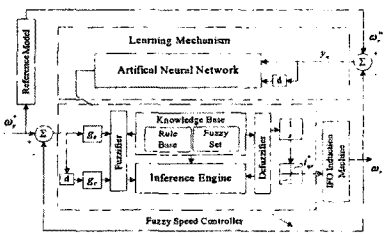

그림 2. ANN기반의 자기동조 퍼지 속도제어기

그림 2에서 보인 자기 동조 퍼지 속도 제어기에서 실제 전동기속도는 기준모델의 출력을 추종한다. 기준 모델의 조건은 다양한 속도명령에 대한 이상적인 응답을 보여야 한다. 더욱이, 이것은 다양한 운전 조건에서도 안정하여야 하고, 강인한 모델이어야 한다. 이상의 조건을 만족시키기 위하여, 본 논문에서는 벡터제어 유도전동기를 이상적인 기준 모델로써 사용하였다. 이렇게 선택된 모델은 2차 시스템으로 표현할 수 있다[5]. 동기기준축에서, 기준모델은 그림 3과 같이 표현한다.

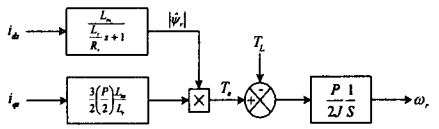

그림 3. 기준 모델

2-1. 퍼지 속도 제어기

본 논문에서는 초기에는 입력과 출력의 양 소속함수에 균일한 분포의 삼각형 형태의 소속함수를 사용하였다. 퍼지 속도제어기의 입력으로는 속도오차, $e(k)$가 사용되며, 이 속도오차 정보로부터 속도오차의 변화량, $\triangle e(k)$이 계산되어 또 다른 입력으로 사용된다. 추론에는 Zadeh의 추론 합성법칙이 사용되었으며, 비퍼지화에는 COG (Center of Gravity Method)의 방법을 사용하였다. 사용한 룰베이스는 표 1에 나타나 있다.

표 1. 퍼지 룰베이스

Rule Base		$Y_{e2}{}^{j}(ye)$						
	P	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
$Y_{e1}{}^{j}(ye)$	NB	PB	PB	PB	PM	PM	PM	PS
	NM	PB	PB	PM	PM	PM	ZE	NB
	NS	PB	PM	PM	PM	PS	NS	NB
	ZE	PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
	PS	PB	PS	NS	NM	NM	NM	NB
	PM	PB	ZE	NM	NM	NM	NB	NB
	PB	NS	NM	NM	NM	NB	NB	NB

NB : Negative Big　　PS : Positive Small
NM : Negative Medium　　PM : Positive Medium
NS : Negative Small　　PB : Positive Big
ZE : ZERO

2-2. 뉴럴 학습 메커니즘

본 논문에서는 그림 5과 같이 3층 구조를 갖는 역전파 (Back-Propergation : BP) 알고리즘을 사용하여 퍼지 속도제어기 소속함수의 위치를 학습한다.

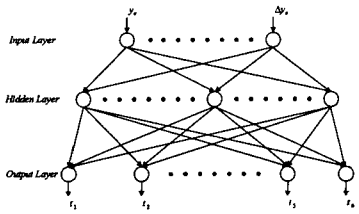

그림 5. 뉴럴 네트워크의 구조

BP 알고리즘을 사용한 뉴럴 네트워크의 학습은 다음과 같다. 뉴럴 네트워크의 가중치의 초기값은 [-1, 1] 사이에서 랜덤 하게 시작한다. 다음으로, 이 값은 실제 출력과 목표치의 출력 사이의 오차에 따라 학습된다.

뉴럴 네트워크의 출력층에는 6개의 뉴런이 존재하는데, 학습패턴 p의 오차함수는 다음과 같이 정의한다.

$$E_p = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{6}(T_{pk}-O_{pk})^2 \qquad (1)$$

위 수식에서 T_{pk}는 학습 패턴 p에 대한 목표 출력 j이다. 다시 말하면, 퍼지집합 ZU에서 k번째 요소의 소속정도이다. 그리고, O_{pk} 학습 패턴 p에 대한 출력층에서의 뉴런 k의 출력이다. 6개의 학습 패턴이 존재한다. 전체 오차는 식 (2)와 같다.

$$E = \sum_{p=1}^{6} E_p \qquad (2)$$

학습 패턴 p, s_{pk}, s_{ph}에 대한 출력층과 은닉층의 각 뉴런들의 상태는 다음 수식들로부터 정의되는 전단계 층으로부터 입력의 가중치들의 합이 된다.

$$s_{pk} = \sum_{h} w_{kh} O_{ph} \qquad (3)$$

$$s_{ph} = \sum_{i} w_{hi} O_{pi} \qquad (4)$$

여기에서 O_{ph}는 학습 패턴 p에 대한 은닉층에서의 뉴런 h의 출력이며, O_{pi}은 학습 패턴 p에 대한 입력층에서의 뉴런 i의 출력이다. 학습 패턴 p에 대한 출력층과 은닉층에서 각각의 뉴런들의 출력은

$$O_{pk} = f(s_{pk}) \qquad (5)$$

$$O_{ph} = f(s_{ph}) \qquad (6)$$

이다. 사용한 비선형 시그모이드 함수는

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (7)$$

과 같다. 일반화된 델타 법칙으로, 가중치의 변화율은 식(8), (9)와 같다. 출력층에서는 식(8)과 같으며,

$$\triangle_p w_{kh} \propto -\frac{\partial E_p}{\partial w_{kh}} \qquad (8)$$

$$\triangle_p w_{hi} \propto -\frac{\partial E_p}{\partial w_{hi}} \qquad (9)$$

은닉층은 식(9)와 같다. 결과적으로 출력층은

$$\begin{aligned}\triangle_p w_{kh} &= -\eta\frac{\partial E_p}{\partial w_{kh}} \\ &= -\eta\frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}}\frac{\partial s_{pk}}{\partial w_{kh}} \\ &= \eta\,\delta_{pk} O_{ph}\end{aligned} \qquad (10)$$

(10)과 같이 쓸 수 있으며, 은닉층은 식(11)과 같다.

$$\begin{aligned}\triangle_p w_{hi} &= -\eta\frac{\partial E_p}{\partial w_{hi}} \\ &= -\eta\frac{\partial E_p}{\partial s_{ph}}\frac{\partial s_{ph}}{\partial w_{hi}} \\ &= \eta\,\delta_{ph} O_{pi}\end{aligned} \qquad (11)$$

여기에서 η는 학습 정도이며, 수식(10)에서의 δ_{pk}는

$$\begin{aligned}\delta_{pk} &= -\frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \\ &= -\frac{\partial E_p}{\partial O_{pk}}\frac{\partial O_{pk}}{\partial s_{pk}} \\ &= (T_{pk}-O_{pk})O_{pk}(1-O_{pk})\end{aligned} \qquad (12)$$

이다, 식 (11)에서의 δ_{ph}는 식 (13)과 같다.

$$\begin{aligned}\delta_{ph} &= -\frac{\partial E_p}{\partial s_{ph}} \\ &= -\frac{\partial E_p}{\partial O_{ph}}\frac{\partial O_{ph}}{\partial s_{ph}} \\ &= -\left(\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial O_{pk}}\frac{\partial O_{pk}}{\partial O_{ph}}\right) f(s_{ph}) \\ &= O_{ph}(1-O_{ph})\sum_k \delta_{pk} w_{kh}\end{aligned} \qquad (13)$$

$$y_e(KT) = \omega_r(KT) - \omega_r^m(KT) \qquad (14)$$

그림 5에서 신경회로망의 입력값으로는 기준모델의 출력 ω_r^m과 실제전동기의 출력 ω_r 사이의 오차 y_e과 오차의 변화량 Δy_e이 사용된다. (14)식, 여기에서 KT는 K번째 샘플링값을 나타낸다. 오차 $y_e(KT)$는 이상적인 속도 응답이 보일 때까지 매 샘플링 시간마다 측정된다. 이상적인 속도응답이 나타나면, 학습메커니즘은 더 이상의 학습을 하지 않게 된다. 신경회로망의 출력은 퍼지제어기 소속함수의 기준 위치를 변경시키는 변경함수 $t_n(KT)(n=1,2,3,\ldots,6)$이 된다. 이 함수와 각 소속함수의 기준들이 서로 계산되어 출력 소속함수의 위치를 결정하게 된다.

$$Center^i(KT) = Center^i(KT-T) + t(KT) \qquad (15)$$

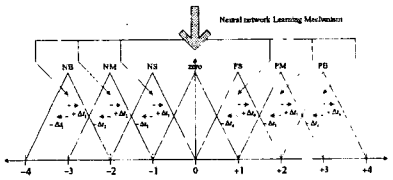

그림 7. 퍼지 소속함수의 학습

3. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 자기동조 퍼지 속도제어기의 동특성은 MATALB/SIMULINK를 사용하여 검증하였다. 전동기의 모델로는 3상 유도전동기를 사용하였고, 퍼지 속도 제어기를 적용하였다. 전동기의 파라미터는 표 2와 같다. 그의 동특성은 자속과 토크가 정확히 서로 독립적일 때와 상호간의 간섭현상이 발생하였을 때의 결과를 관찰하였다.

표 2. 유도 전동기 파라미터 공칭값

Rated Power, P_{rated}	2.2[kW]	Rated Current, I_{rated}	8.82[A]
Rated Voltage, V_{rated}	220[V]	Number of Pole Pairs, n_p	2
Stator Resistance, R_s	0.687[Ω]	Rotor Resistance, R_r	0.842[Ω]
Stator Inductance, L_s	83.97[mH]	Rotor Resistance, L_r	85.25[mH]
Magnetizing Inductance, L_m	81.36[mH]	Moment of Inertia, J	0.03[Nm.s2]
Damping Coefficient, B	0.01[Nm]		

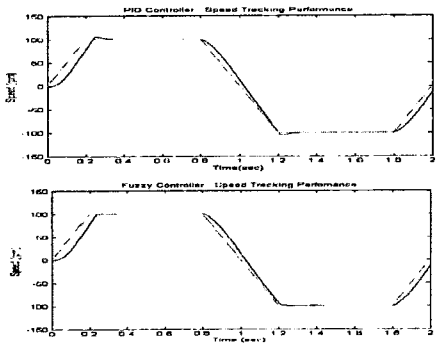

그림 8. IFOC 속도 추종 (deturning)

그림 8은 제안한 제어기의 성능을 검증하기 위하여 디투닝 상황에서 입력으로 Trapezoidal입력을 가하여, 무부하일 때의 퍼지제어기와 PID제어기의 파형을 비교한 것이다. 그림에서도 알 수 있는 바와 같이 디튜닝 상황에서 PID의 파형이 5%의 오버슈트를 보인다는 것을 확인하였다.

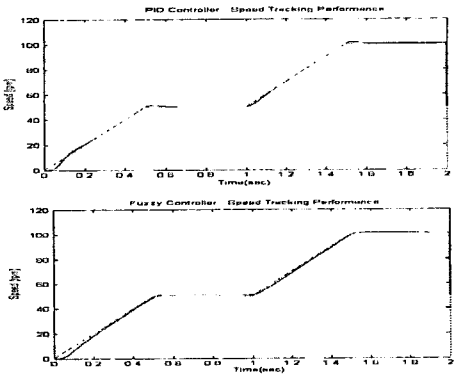

그림 9. IFOC 가변 속도 추종 (deturning)

그림9 는 PID와 퍼지속도 제어기의, 디튜닝 상황에서의 순차 가속에 대한 속도 추종 특성을 보인 것이다.

4. 결론

퍼지제어기는 외란에 대한 강인함과 디튜닝 상황에서의 강인함을 강점으로 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 퍼지 제어기의 강점에 신경망을 사용한 학습능력을 부여함으로써 퍼지제어기의 적응성을 한층 더 향상 시켰다. 이 적응성은 뉴럴 네트워크가 퍼지 제어기의 출력측 소속함수의 각 함수들의 중앙의 위치를 학습시킴으로 얻을 수 있었다. 제안된 알고리즘은 유도전동기의 간접 벡터 제어시스템에 적용시켜 그 제어 성능을 관찰하였다. 학습하지 않은 퍼지 제어기와 제시한 퍼지 제어기를 비교해 볼 때, 학습되지 않은 퍼지 제어기 단독으로 사용 될 때에도, 어느 정도 외란에 대한 영향과 디튜닝 효과에 대한 강인함을 보이기는 하였지만, 비록 급격한 명령에도 좋은 응답을 보이도록 룰 베이스를 설계한 퍼지제어기도 만족스러운 결과는 보이지 못하였다. 하지만 제안된 자기 동조 적응퍼지 제어기는 만족스러운 응답을 보인다는 것을 확인하였다.

참고문헌

[1] Paul. C. Krause, Analysis of Electric Machinary, McGrau-Hill, 1984

[2] R. D. Lorenz, T. A. Lipo, D, W. Novotny, "Motion control with induction motors", proceedings of IEEE-IAS, vol. 82 no_8, pp. 1215-1240, August 1994

[3] T. M. Rowan and R. J. Kerkman, A new synchronous current regulator and an analysis of current-regulated PWM inverters, *IEEE Trans. Ind.Applicat.*, vol. IA 22, pp. 678 690, July/Aug. 1986.

[4] C. won, S. KIM and B. K. Bose, "Robust position control of an induction motor using fuzzy logic control" in IEEE-IAS Meet, 1992, pp.472-481

[5] T. A. Lipo and D. Novotny, Principles of vector control and field orientation, IEEE-IAS Intro. Field Orientation High Performance Drives, Tutorial Course, Oct. 1985.