

신경회로망을 이용한 선형 유도전동기의 벡터제어

권병일*, °우경일*, 박승찬**
한양대학교 전기공학과*, 한양대학교 공학기술연구소**

Vector Control for Linear Induction Motor using Neural Network

Kwon Byung-II*, ° Woo Kyong-II *, Park Seung-Chan**

Dept. of Electrical Engineering, Hanyang Univ*. Research Institute of Engineering & Technology**

Abstract

The indirect vector control method is generally used for variable speed control of induction motor, due to its excellent response characteristics. However, this is very sensitive to the variation of motor parameters caused by temperature rise and magnetic saturation and so on. Linear induction motor (LIM) has asymmetric phase circuit parameters because of its special phenomena, end effects. So this paper describes on the method that identifies the circuit parameters using neural network in the vector control of LIM.

1. 서 론

최근, 회전형 유도전동기의 벡터제어를 위하여, 신경회로망을 적용하고자 하는 노력이 진행되고 있다[1-3]. 문헌[1]에서는 신경회로망을 이용하여 유도전동기의 속도를 실시간적으로 추정하여, 실제의 상태변수들이 목표치와 일치하는 매우 만족할만한 결과를 얻었으며, 이를 MRAS에 기초한 벡터제어결과와 비교하였다. 문헌[2]에서는 유도전동기의 운전중에 온도상승과 철심의 포화등으로 인한 전동기의 동가회로 정수가 변동하게 되었을때, controller에 학습능력을 갖는 신경회로망을 적용하여 동가회로 정수를 학습한후, 학습된 파라미터로서 전동기의 속도제어를 하는 방법을 제시하였다.

한편, [1],[2]에서는 은닉층(hidden layer)이 없는 초기의 신경회로망을 구성한 반면, [3]에서는 1개의 은닉층을 둔 perceptron을 구성하여, DSP에 의한 유도전동기의 속도제어를 행하였다. [1],[2]에서는 신경회로망을 비지도 학습(unsupervised learning)을 하였으나, [3]에서는 지도학습법(supervised learning)을 이용하여 신경회로망 애플레이터를 완성하였으므로 [1],[2]보다 복잡한 제어기의 구조를 갖는다.

본논문에서 다루고자하는 편측식 선형유도전동기는 단부효과(end effect)로 인하여, 일반 회전형 유도전동기와는 달리 각상의 동가회로 정수가 평형이 되지 않는다. 따라서,

본논문에서는 선형유도전동기의 벡터제어시에 문헌[2]에서 제시한 방법을 적용하여, 선형유도전동기의 고유한 특성인 단부효과로 인한 불평형 회로정수를 신경회로망의 학습을 통하여 추정한다. 그리고, 벡터제어시의 선형유도전동기의 동특성은 유한요소법을 이용한 시뮬레이션으로부터 구한다.

2. LIM의 벡터제어를 위한 신경회로망

1) 제어회로 구성

슬립주파수형 벡터제어에서는 2차 자속과 추력 명령치로부터, 파라미터를 이용하여 자속분전류와 슬립주파수를 얻게되는데, 운전중에 온도상승과 철심의 포화등으로 파라미터가 변동하므로 제어성능이 떨어지게 된다. 특히, 선형유도전동기의 경우 철심의 유한함으로 인한 단부효과때문에 각상의 파라미터가 불평형이 되기 쉽고, 또한 속도에 따라 단부효과의 영향이 변하므로 이를 고려하지 않으면 않된다. 따라서, 본 논문에서는 이와같은 문제점을 해결하기 위하여 벡터제어 controller에 학습능력을 갖는 신경회로망을 그림 1에서와 같이 적용한다.

그림 1에서 신경회로망은 λ_{d*}, i_{q*} 와 λ_{d*}, i_{q*} 를 일치하도록 내부 파라미터를 학습하게 되며, 결국 λ_d 과 λ_{d*} , i_q 와 i_{q*} 가 일치하여 정확한 벡터제어가 달성된다.

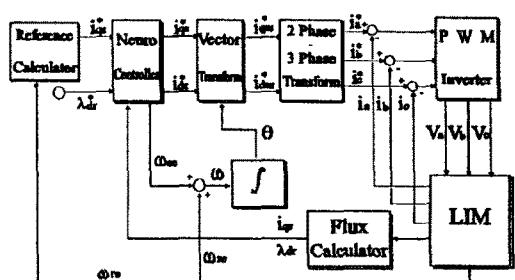


그림 1. 제어회로 구성도
Fig 1. Control block diagram

2) 신경회로망 controller의 구성

슬립주파수형 벡터제어의 컨트롤러는 다음과 같다[2].

$$i_d^* = \left(\frac{1}{M} \right) \lambda_{d*} + \left(\frac{L_r}{M \cdot R_r} \right) \frac{d}{dt} \lambda_{d*} \quad (1)$$

$$\omega_s^* = \left(\frac{M \cdot R_r}{L_r} \right) \frac{i_d^*}{\lambda_{d*}} \quad (2)$$

여기서, i_d^*, i_q^* : 목표치 d, q축 1차축 전류

λ_{d*} : 목표치 d축 2차축 자속

ω_s^* : 목표치 슬립주파수

M : 상호 인덕턴스

L_r : 2차축 자기 인덕턴스

R_r : 2차축 저항

식 (1)에서 λ_{d*} 이 일정하다고 가정하면 $\frac{d}{dt} \lambda_{d*} = 0$ 이 된다.

$$i_d^* = W_{11} \cdot \lambda_{d*} \quad (3)$$

$$\omega_s^* = (W_{22} \cdot i_d^*) / \lambda_{d*} \quad (4)$$

또한, 실제의 i_d 와 ω_s 은 다음과 같이 표현된다.

$$i_d = W_{11} \cdot \lambda_d \quad (5)$$

$$\omega_s = (W_{22} \cdot i_d) / \lambda_d \quad (6)$$

식(3)~식(6)을 이용하여 베티제어시의 파라미터 추정을 위한 신경회로망 컨트롤러를 구성하면 그림 2와 같다.

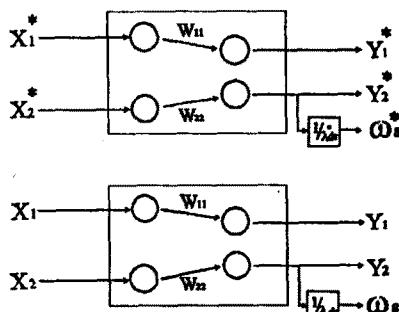


그림 2. 신경회로망 컨트롤러
Fig. 2. Neuro-controller

출력단에서의 오차에너지 함수 E는 2승 오차를 이용하여 식(7)과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2} e^2(t) = [(Y_1^* - Y_1)^2 + (Y_2^* - Y_2)^2] / 2 \quad (7)$$

신경회로망의 학습계수 W_b 는 오차에너지 E가 영에 가까울 때까지 식 (8)과 같이 변경하며, 이때 학습계수의 변화량 ΔW_b 는 delta rule에 의하여 식(9)과 같이 계산한다.

$$W_{11}(t) = W_{11}(t-1) + \Delta W_{11}(t) \quad (8)$$

$$W_{22}(t) = W_{22}(t-1) + \Delta W_{22}(t) \quad (9)$$

$$W_{11}(t) = \eta_1 [Y_1^* - Y_1] X_1^* + \alpha \Delta W_{11}(t-1) \quad (9)$$

$$W_{22}(t) = \eta_2 [Y_2^* - Y_2] X_2^* + \alpha \Delta W_{22}(t-1)$$

여기서, η 는 학습률(Training rate coefficient)을 나타내며, $\alpha \Delta W_b(t-1)$ 는 모멘텀 항으로서 오차의 진동을 방지하고, 수렴을 가속시키기 위한 것이다.

3. 유한요소법에 의한 동특성 해석

선형유도전동기의 해석 모델은 그림 3과 같다.

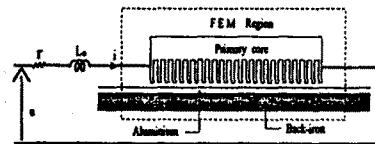


그림 3. 해석 모델
Fig. 3. Analysis model

해석 영역을 2차원 유한요소법으로 풀기 위해 Maxwell 전자계 방정식으로부터 이동좌표계를 사용하였을 경우 지배방정식을 구하면 식(8)과 같다[4].

$$\frac{\partial}{\partial x} \frac{1}{\mu} \left(\frac{\partial A_x}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \frac{1}{\mu} \left(\frac{\partial A_y}{\partial y} \right) = -J_z + \sigma \frac{\partial \phi}{\partial t} + \sigma \frac{\partial \phi}{\partial z} \quad (8)$$

단, A_x : 자기백터 포텐셜의 z축 성분

J_z : 일차축 슬롯에 흐르는 코일의 전류밀도

σ : 이차축의 도전율

ϕ : 전기스칼라 포텐셜

μ : 재료의 투자율이다.

또한 전압이 일차축의 여자코일에 인가되었을 때 코일에 흐르는 전류는 미지수이며 이때의 회로방정식은 식(9)와 같다.

$$[U] = [R] + [L_0] \frac{d}{dt} [I] + [E] \quad (9)$$

여기서, $[U]$: 각 상에 인가되는 전압

$[I]$: 각 상에 흐르는 전류

$[R]$: 각 상의 코일 및 외부회로 저항

$[L_0]$: 각 상의 누설 인덕턴스

$[E]$: 각 상의 유기전압

식 (8)과 (9)를 결합하여 Galerkin 유한요소법으로 정리하고 시간미분항에 대해서는 후회차분법으로 정리하면 식(10)과 같이 된다.[5]

$$\begin{aligned} & \left[\begin{array}{cc} \frac{1}{\mu} S & -N \\ 0 & R \end{array} \right] + \frac{1}{\Delta t} \left[\begin{array}{cc} T & 0 \\ L_0 N^T & L_0 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} A \\ I \end{array} \right], \\ & = \frac{1}{\Delta t} \left[\begin{array}{cc} T & 0 \\ L_0 N^T & L_0 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} A \\ I \end{array} \right] - \epsilon I + \left[\begin{array}{c} 0 \\ U \end{array} \right], \end{aligned} \quad (10)$$

유도전동기의 동작특성은 식(10)을 풀어서 구한 자계해석 결과를 이용하여 Maxwell 용력으로 매순간마다의 힘을 구하고 회전자의 위치를 식(11)와 같이 회전에 관한 운동방정식을 풀어서 매 순간마다 구할 수 있다.

$$F = M \frac{dv}{dt} + F_i \quad (11)$$

여기서, F : 발생 추력, F_i : 부하

M : 1차측 질량, v : 이동속도

그림 4는 해석 영역의 요소분할도를 나타낸다.



그림 4. 유한요소 분할도
Fig 4. Subdivision of analysis model

4. 시뮬레이션

시뮬레이션에서 사용된 LIM의 제원을 표 5에 나타내었다. 속도제어기는 일반적인 PI 제어기를 이용하였고, 인버터는 히스테리시스 전류제어형 인버터를 사용하는 것으로 하였다. 부하는 30N으로 가정하였고, Step 속도명령 1(m/sec)를 주었다.

구분	전기적 제원	기계적 제원
1차측	방식: 차상 1차편측식	철심적층폭: 63 [mm]
	상수(m): 3상	슬롯수 : 29 [개]
	극수(P): 4극	슬롯 깊이: 32.6 [mm]
	정격전압: 220 [V]	슬롯 폭 : 8 [mm]
	권선저항: 4.0 [Ω]	슬롯 피치: 11.1 [mm] 극 피치 : 66.6 [mm]
공극		3 [mm]
2차측	AI 도전율: 3.59×10^9 [S/m]	두께 - AI : 2.0 [mm] Fe : 16.0 [mm]
	Back Iron의 비루자율 - 300	폭 - AI : 180.0 [mm] Fe : 400.0 [mm]

표 5. LIM의 제원

Table 5. Specification of LIM

속도제어시 지령연산부에서 2차자속 지령과 추력분 전류를 만들어 낸다. 신경회로망에서 내부파라미터를 학습하면서, 이 지령에 의한 자속분 전류 및 슬립주파수를 생성한다. 좌표변환부분과 2상-3상 변환부분으로 이루어진 벡터제어기는 3상전류명령을 생성시켜 인버터의 출력전압을 제어하게 된다. 그리고, 이 출력전압은 식(10)과 같이 유한요소해석시의 구동함수로 되며, 식(11)에 의하여 LIM의 동특성이 구하여 진다.

그림5에는 식(8)과 식(9)에 의하여 그림 2에 제시한 신경회로망 Controller를 학습하였을 때, 추력명령값의 변화를 나타내며, 그림 6은 속도 특성을 나타낸다.

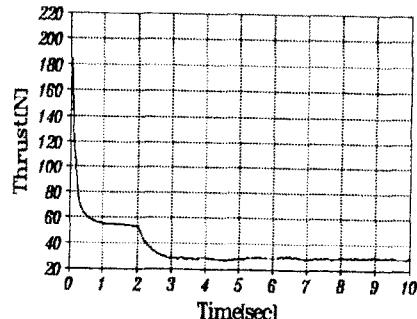


그림 5. 추력 명령치의 변화
Fig 5. Thrust reference during training neuro-controller

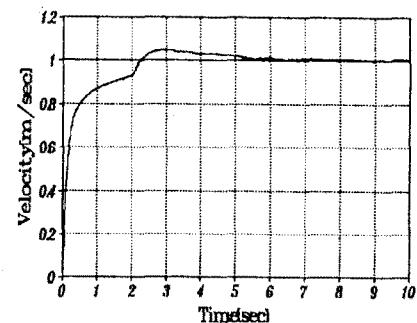


그림 6. 속도 특성 곡선
Fig 6 Velocity characteristics during training neuro-controller

5 결론

본 논문에서는 선형유도전동기의 속도제어를 위한 간접 벡터제어시에 있어서, 파라미터의 학습능력을 갖는 신경회로망 controller를 적용하였으며, 유한요소법에 의한 동특성 해석결과로부터 파라미터의 변화에 대해서도 신경회로망 controller의 학습을 통하여 정확한 속도 제어가 가능함을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] Lazhar Ben-Brahim, Ryoichi Kurosawa, "A Comparision Between Neural Networks and MRAS based Speed Estimation for Vector Controlled Induction Motor", IEE of Japan IAS annual meeting, pp.J(93-24) 1-5, 1993.
- [2] Kazuo Shimane, Sigeru Tanaka, Susumu Tadakuma, "Vector Control for Induction Motor using Neural Network", Conventional Record of Japan Industry Application Symposium, pp.173-176, 1993.
- [3] 김세찬, 원충연, "신경회로망을 이용한 유도전동기 속도 제어", 대한전기학회 논문지, Vol. 45, No. 1, pp 42-53, 1996.
- [4] 임달호, "전기계의 유한요소법", 농명사, 1992.
- [5] Dal-Ho Im and Chang-Eob Kim, "Finite element force calculation of a linear induction motor taking into account of the movement," IEEE Trans, Magn., Vol. 30, No.5, pp.3495-3498, 1994.