

신경 회로망을 이용한 유도 전동기의 전류제어

박영수* 서호준** 김성환** 서삼준*** 김동식† 박귀태.**

Current Control of Induction Motor using Neural Networks

Young-Soo Park* Ho-Joon Seo** Seong-Hwan Kim** Sam-Jun Seo*** Dong-Sik Kim† Gwi-Tae Park**

*고려대 메카트로닉스과 **고려대 전기공학과 ***안양대 전기공학과 †순천향대 제어계측공학과

Abstract - In this paper, our interest is the identification and control of nonlinear dynamic plant, induction motor, by using neural networks.

We usually use vector control in the induction motor such as in the DC motor. When we go over the inputs of voltage source invertor, we can find that torque current and flux current couple each other in the induction motor.

Before putting control inputs in the system, we should remove the coupling terms which we already know from them. But we should consider that cross coupling terms have time-varying variables.

In this paper, we identified the parameter of induction motor by using neural networks and designed the controller with identified parameters. Through this procedure we obtained compensated inputs which are decoupled each other.

Using induction motor currents control, we can make the d axis current hold constant value and control the q axis current at the same time.

1. 유도 전동기의 비간섭 제어⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾

전동기의 정수와 단자 전압, 전류 및 속도 등으로부터 인가해야 할 전압을 결정하기 위해 일반적으로 사용하는 PI제어기에는 실제 제어를 수행하게 되는 좌표축에 따라 정지 좌표계의 PI제어와 동기 좌표계 PI제어로 구분할 수 있으나 유도전동기와 같은 간섭 문제를 내포하는 시스템에 대해서는 비간섭 PI 전류제어가 가장 진보된 제어 기법이라고 말할 수 있다.

유도 전동기의 전압원 인버터의 입력은 다음 식(1)과 같다. 제어입력이 상호 간섭현상이 발생하여 상호 간섭 된 항을 제어입력으로 인가하기 전에 제거하여 제어입력을 서로 독립적으로 제어할 수 있도록 한다.

$$\begin{aligned}
 v_{qs}' &= (R_s + \sigma L_{sp}) i_{qs} = v_{qs} - w_e (\sigma L_s i_{ds} + \frac{L_m}{L_r} \lambda_{dr}) \\
 &= v_{qs} - w_e [(1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}) L_s i_{ds} + \frac{L_m^2}{L_r} i_{ds}] \\
 &= v_{qs} - w_e (L_s i_{ds} - \frac{L_m^2}{L_r} i_{ds} + \frac{L_m^2}{L_r} i_{ds}) \\
 v_{qs}' &= v_{qs} - w_e L_s i_{ds} \\
 v_{ds}' &= (R_s + \sigma L_{sp}) i_{ds} = v_{ds} + w_e \sigma L_s i_{qs}
 \end{aligned} \tag{1}$$

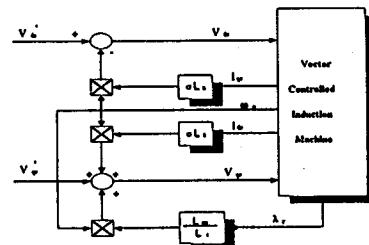


그림 1 비간섭 제어 블록도

2. 신경회로망(Neural Networks)⁽⁵⁾

신경회로망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경회로망으로 그림2에 나타난 것과 같은 계층 구조를 가진다. 이때 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층이라 부른다. 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향 네트워크이다. 단층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지고 있지만 중간층과 각 유니트의 입출력 특성을 비선형으로 구현함으로써 네트워크의 능력을 향상시켜 단층 퍼셉트론의 여러 가지 문제점을 극복하였다.

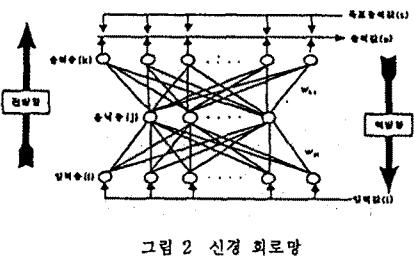


그림 2 신경 회로망

3. 신경 회로망을 이용한 유도전동기의 제어⁽⁶⁾⁻⁽⁷⁾

벡터제어를 하는 목적은 서로 독립적인 d-q좌표로 변환함으로써 AC모터를 DC모터와 유사하게 제어할 수 있다. 이러한 벡터 제어를 수행할 경우 토크 전류성분과 자속 전류성분이 상호 간섭을 일으키며 이로 인하여 토크를 단지 q축 전류만으로 제어할 수 없게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 상호 간섭된 값을 유도 전동기의 입력으로 인가하는 비간섭 제어를 이용한다. 비간섭 제어로 발생한 보상값 내부에는 시간과 동작환경에 따라 변하는 파라미터를 포함하고 있으므로 정확한 역기전력을 보상하기 힘들다.

따라서, 본 논문에서 신경 회로망을 이용하여 유도 전동기의 파라미터를 추정하였고 추정된 파라미터를 기반으로 역기전력을 보상하는 제어기를 설계하였다. 설계한 제어기의 구조는 그림3과 같다.

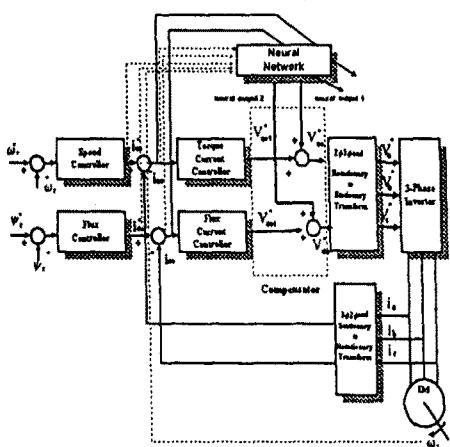


그림 3 신경 회로망을 이용한 유도 전동기

3.1 신경회로망의 학습 알고리즘

역전파 학습 알고리즘을 통해 신경 회로망의 연결강도의 변화량을 구해보면 오차 함수는 다음 식(2)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i \\ = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_{ref,i} - y_i)^2 \quad (2)$$

출력층 연결강도의 변화량은 식(3)과 같다.

$$\Delta w_{ki}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} + \alpha \Delta w_{ki}(n) + \beta \Delta w_{ki}(n-1) \quad (3)$$

연쇄법칙(chain rule)을 이용해서 오차함수 식(2)에서 연결강도 변화량 $\frac{\partial E}{\partial w_{ki}}$ 를 구해보면 식(4)과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ki}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial w_{ki}} \quad (4)$$

여기서,

$$\frac{\partial E}{\partial y} = \left[\frac{\partial E}{\partial y_1} \quad \frac{\partial E}{\partial y_2} \right]^T = [-e_1 \quad -e_2]^T \quad (5)$$

$$\frac{\partial y}{\partial u} = \begin{bmatrix} (\frac{\partial y_1}{\partial u})^T \\ (\frac{\partial y_2}{\partial u})^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{sign}(\frac{\partial y_1}{\partial u})^T \\ \text{sign}(\frac{\partial y_2}{\partial u})^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\frac{\partial u}{\partial O_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

신경 회로망의 출력벡터 O 는 식(15)와 같이 정의된다.

$$O = [O_1, O_2] \quad (8)$$

식(4) ~ 식(8)에 의해서 연결강도의 변화량을 구할 수 있고 이로 인해 학습이 가능하게 된다.

식(6)은 시스템의 자코비언이며, 이는 정확히 계산할 수 없으므로 정상상태에서 입력 변화에 대한 출력 변화의 양상만 반영하였다.

전체적인 학습알고리즘을 구해보면 다음과 같다.

[1단계] 연결강도 바이어스 항을 0.5로 초기화.

[2단계] 신경 회로망에 입력을 인가 및 출력 발생.

[3단계] 목표 값과 실제 출력 값 사이의 오차 획득.

[4단계] 오차가 감소하도록 각 층의 연결강도 조정

출력층의 연결강도의 변화량 결정

$$\Delta w_{ki}(n+1) = -\eta \cdot \delta_k \cdot O_i + \alpha \Delta w_{ki}(n) + \beta \Delta w_{ki}(n-1) \\ \delta_k = [-e_1 \quad -e_2]^T \cdot \text{sign}[\frac{\partial y}{\partial u}] \cdot \frac{\partial u}{\partial O_k} \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \quad (9)$$

은닉층의 연결강도의 변화량 결정

$$\Delta w_{kj}(n+1) = -\eta \cdot \delta_j \cdot O_i + \alpha \Delta w_{kj}(n) + \beta \Delta w_{kj}(n-1) \\ \delta_j = O_j \cdot (1 - O_j) \cdot \sum_{k=0}^n \delta_k w_{ki}(n) \quad (10)$$

[5단계] 학습된 연결 강도를 이용한 출력 획득.

[6단계] 2단계 반복.

4. 시뮬레이션

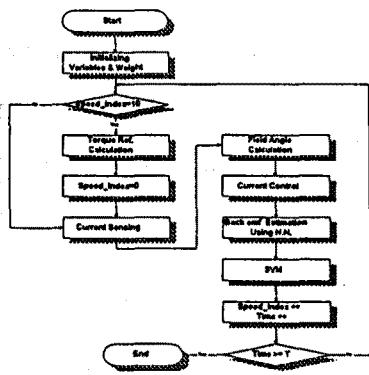


그림 4 시뮬레이션 흐름도

전류제어는 0.1ms마다 수행된다.

0.1초에 속도를 500rpm으로 설정하고 다시 1.7초에는 다시 속도를 700rpm으로 다시 설정하였다. 그리고 1.5초부터 유도 전동기의 파라미터를 변화시켜 보았다.

5. 실험

전류제어는 0.333ms마다 수행되어진다.

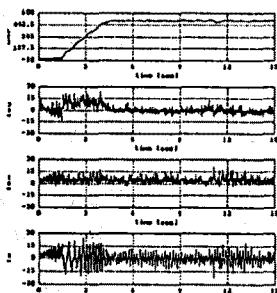


그림 9 신경회로망을 이용하여 역기전력 보상

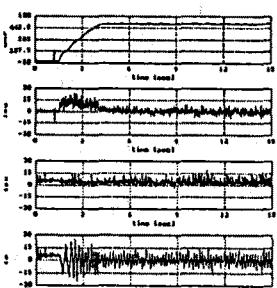


그림 8 일반적인 방법으로 역기전력 보상

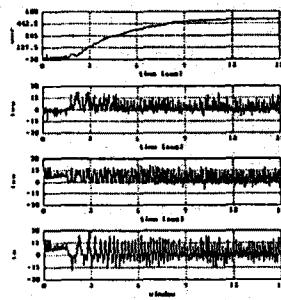


그림 10 Lm , Ls대신에 1.5 · Lm , 1.5 · Ls 적용

6. 결론

본 논문에서는 제어 입력인 토크성분과 자속 성분이 서로 간섭이 발생하기 때문에 이러한 역기 전력을 제거하기 위해 제어 입력을 유도 전동기에 인가하기 이전에 신경 회로망의 출력을 사용하여 간섭 성분을 제거한다.

수학적 유도를 통해 얻은 값에 포함되어 있는 파라미터를 살펴보면 시간에 따라 변화하는 값과 동작조건에 따라 변화되는 파라미터가 존재하며 파라미터 값은 실험을 통해 얻어야 하는 값들이기 때문에 조금의 오차가 존재할 수 있다. 만약, 부정확한 파라미터를 사용하면 유도 전동기의 속도제어와 전류제어가 잘 이루어지지 못한다. 그러나, 새로 제안한 방법은 파라미터의 값을 사용하지 않기 때문에 속도제어와 전류제어를 잘 할 수 있다.

향후, 더 좋은 실험결과를 얻기 위해 신경 회로망만 계산하여 기존의 CPU와 역할 분담이 이루어지도록 기존에 있는 보드에 첨가하여 실험을 하면 좋은 결과를 얻을 수 있을 것 같다.

참고 문헌

- [1] B.K.Bose, Power Electronics and AC Drivers, Prentice-Hall, 1987
- [2] T. A. Lipo, Complex Vector Analysis of AC Machine, Univ. of wisconsin-Madison
- [3] P. Vas, Vector Control of AC Machines, Clarendon Press, Oxford, 1992
- [4] 박태식,"MRAS를 이용한 유도 전동기의 속도 센서 없는 벡터 제어," 석사학위 논문
- [5] 김대수, "신경회로망과 응용,하이테크",August, 1992
- [6] 김정대, "다면수 계통에 대한 뉴로 퍼지 제어기 설계", 석사학위 논문,August,1996
- [7] K. S. Nanendar and Parthasarathy, "Identification and control of dynamic systems using neural networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, pp. 4-27, Mar. 1990.'