

신경망이론을 이용한
PID제어기의 자기동조에 관한 연구

전기영* , 함년근* , 성낙규* , 이승환** , 이훈구*** , 한경희*
*영지대학교 , **대덕대학 , ***용인송담대학

A Study on Self-tuning of PID Controller
using Neural Network Theory

Kee-Young Jun* , Nyoun-Kun Hahm* , Nark-Kuy Sung* , Seung-Hwan Lee** , Hoon-Goo Lee*** , Kyung-Hee Han
*Myongji University , **Taedok College , ***Yong-in Songdam College

Abstract - In controlling vector of induction motor, PID controller is required much time as the expert should control manually a gain of controller according to plant or a change of circumstances. Accordingly, this paper has gotten a gain of PID controller used neural network by self-tuning method in order to settle above problem. The neural network can describe an input/output features in spite of non-linear system which is hard to get mathematical model by controlling the strength of connection by learning. It has a strong character against a distortion and noise of input information, and is suitable modeling of diver-variable system which is composed of several input/output.

This paper has represented the self-tuning method for gain of PID controller used neural network when using PID controller to control speed of induction motor, and has checked strong characters against distortion and noise of input information through simulation.

1. 서 론

유도전동기의 고성능, 고정밀 속도제어를 실현하기 위해서는 회전자속의 정확한 속도가 필요하고 이를 위해서는 PID제어기가 많이 사용되고 있다. PID제어기는 구조가 간단하고 운전자의 경험 또는 축적된 지식을 바탕으로 쉽게 파악할 수 있다. 그러나 제어대상 혹은 이를 둘러싼 주위 환경 변화에 기인한 매개 변수의 변화에 대하여, 제어기의 이득을 재조정하여야 한다. 이러한 조정은 많은 시간이 소요되고, 제어대상의 모델링이 어려운 경우에는 PID제어기를 적용하는데 많은 문제점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 신경회로망을 이용한 PID제어기의 자기동조기법을 제시하고자 한다. 유도전동기의 속도제어시 PID제어기 성능은 게인값이 어떻게 결정되느냐에 따라 성능이 좌우된다. 속도제어기의 출력인 전류지령치를 추정하기 위해서는 인버터의 전류제어기와 전동기의 인덕턴스 성분에 의한 시간지연이 발생한다. 이러한 시간 지연과 부하의 종류에 따른 적절한 게인조정은 상당한 경험적 지식이 요구된다. 이러한 게인조정을 신경회로망을 이용한 학습을 통하여 제어성능 향상과 함께 상황변화에 대해서도 적절한 게인이 설정되도록 자기동조기법을 부가하였고, 입력

정보의 왜곡, 잡음 등에 강인한 특성이 있음을 시뮬레이션으로 확인하였다.

2. 신경회로망의 알고리즘 및 구조

2.1 신경회로망을 이용한 PID제어기 게인추정

$U(n)$ 은 플랜트의 출력값을 나타낸다. 여기에서 신경회로망은 PID제어기의 출력이 플랜트에 입력 $U(n)$ 을 공급하기 위한 제어기로 사용된다. 초기에 신경회로망은 PID제어기의 파라미터를 출력하고 PID제어기는 입력 $U(n)$ 을 인가하지만 시스템의 출력 $y(n+1)$ 은 가변 목표치인 $r(n+1)$ 과 비교했을때 아주 큰 오차신호 $e(n+1)$ 을 발생시킨다. 이 오차 신호는 역전파알고리즘을 이용하여 신경회로망의 연결강도를 조정한다. 이러한 과정을 연속적으로 수행하면 오차신호는 점점 감소하게 된다.

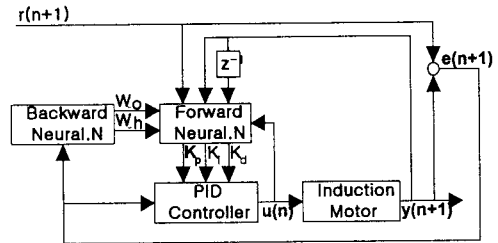


그림 1. 오류역전파알고리즘을 이용한 PID제어기 게인 추정 블럭도

2.2 신경회로망의 PID제어기의 구조

그림 2는 실제 적용된 PID제어기의 게인값을 구하는 실제 구조이다. $U(n)$ 은 PID제어기의 출력값, $y(n+1)$ 은 모터의 현재의 실제 속도, $y(n)$ 은 한 주기 과거값의 속도, 그리고 $r(n+1)$ 은 모터의 지령속도를 입력으로 하였다. 은닉층의 개수는 1개의 층에 8개로 사용하였으며, 은닉층의 활성화함수는 양방향 시그모이드함수인 $\tanh(\cdot)$ 을 사용하였다.

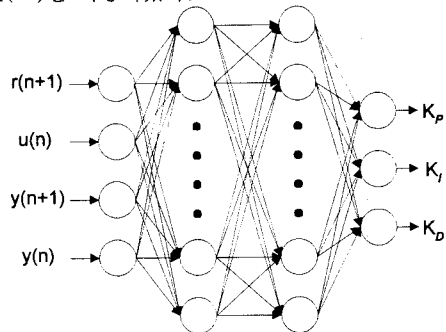


그림 2. 신경회로망 PID게인 추정기의 구조

신경회로망의 출력이 K_p, K_I, K_D 를 추정하도록 오차할 수와 오차의 에너지함수를 정의하고, 오차역전과 학습알고리즘을 이용하여 학습시킨다. 연속시간 제어 시스템에 가장 많이 사용되고 있는 것은 PID제어기이다. 적분제어의 기능은 정상상태의 오차를 감소시키며 미분제어 기능은 응답의 오버슈트(over shoot)를 감소시키는 예측 동작을 하는 것이다. 비례제어는 편차 신호에 K_p 만 곱하고 적분제어는 편차신호의 적분값에 K_I 를 곱하며, 미분제어는 편차신호의 시간미분값에 비례하는 신호를 만드는 것이다. 연속 시간계의 아날로그 시스템에 사용되는 PID 3항 동작의 특성은 식 (1)과 같다.

$$U(t) = K \left[e(t) + \frac{1}{T_I} \int e(t) dt + T_D \cdot \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (1)$$

식 (1)을 샘플링 주기 T 로 이산화 하면 식 (2)이 된다.

$$\begin{aligned} U(n) &= K \left[e(n) + \sum_{m=0}^n \frac{T}{T_I} e(m) + \frac{T_D}{T} (e(n) - e(n-1)) \right] \\ &= K_p e(n) + K_I \sum_{m=0}^n e(m) + K_D (e(n) - e(n-1)) \quad (2) \end{aligned}$$

여기서, T_I 는 적분시간, T_D 는 미분시간, $U(n)$ 은 이산 시간 n 시점에서 제어입력하고, 적분은 합으로, 미분은 1개의 퇴행차분으로 근사하였다. K_p, K_I, K_D 는 PID 제어기의 비례, 적분, 미분의 파라미터를 나타낸다. 식 (2)로부터 이산시간 PID제어기에서 1 샘플링 주기의 변화분인 제어기의 출력값은 식 (3)으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta u(n) &= u(n) - u(n-1) + K_p (e(n) - e(n-1)) + K_I e(n) \\ &\quad + K_D (e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)) \quad (3) \end{aligned}$$

그림 2에 제안된 BP신경망에서 입출력 뉴런(신경세포) 사이의 관계는 다음 식과 같다.

$$net_k = \sum w_{kj} out_j \quad (4)$$

$$out_k = f(net_k) \quad (5)$$

net_k : 출력층 뉴런입력, out_k : 출력층 뉴런

w_{kj} : 출력층의 가중치, $f(\cdot)$: sigmoid 함수

BP신경망에서 신경망으로써 기능을 다하기 위하여 cost 함수(Energy 함수)를 최소화시켜야 하는데 이 cost 함수를 최소화하기 위한 방법으로 식 (6)과 같은 최소 오차 자승법을 이용한다.

$$E = \frac{1}{2} e(n+1)^2 \quad (6)$$

일반화된 델타규칙에 의한 연결 강도의 변화량을 구해보면 식 (7)과 같다.

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \delta_{kj} O_k + \alpha \Delta w_{kj}(n-1) \quad (7)$$

η : 학습율로써 0~1의 값.

α : 모멘트항으로 0~1의 값.

연쇄법칙을 이용하여 식 (7)을 식 (8)로 확장하여 표현된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial out_k} \frac{\partial out_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \quad (8)$$

학습신호는 식 (6)으로부터 식 (9)로 다시 표현될 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} (r(n+1) - y(n+1))^2 \quad (9)$$

미분 $\frac{\partial E}{\partial w}$ 는 플랜트를 통해 계산되고 식 (10)과 같이 연쇄법칙에 의하여 PID제어기에 사용된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -e(n+1) \cdot \frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)} \cdot \frac{\partial u(n)}{\partial out_k} \cdot \frac{\partial out_k}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \quad (10)$$

출력층에 대한 연결강도 δ_{kj} 는 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \eta \cdot \delta_k \cdot O_j + \alpha \Delta w_{kj}(n) \quad (11)$$

$$\delta_k = e(n+1) \text{sign} \left[\frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)} \right] \cdot \frac{\partial u}{\partial O_k} \cdot O_k (1 - O_k) \quad (12)$$

은닉층에 대한 연결강도 δ_{ji} 는 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \cdot \delta_k \cdot O_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (13)$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj}(n) \quad (14)$$

신경회로망의 오차역전파알고리즘을 이용한 PID제어기의 전체적인 학습알고리즘을 구해보면 다음과 같다.

- [1단계] 연결강도와 바이어스항을 0으로 초기화.
- [2단계] 모터의 목표속도와 플랜트의 입력인가.
- [3단계] 실제 출력속도를 구함.
- [4단계] 목표속도와 실제출력속도의 오차를 구함.
- [5단계] 오차가 감소하도록 각층의 연결강도를 다음과 같이 변화분을 구함.
- ◇ 출력층의 연결강도의 변화량을 구함
- ◇ 은닉층의 연결강도의 변화량을 구함
- [6단계] 신경회로망의 출력치인 파라미터값을 구함.
- [7단계] 2단계에서 반복.

2.3 전체 제어 블록도

신경회로망을 이용한 PID제어기의 자기동조를 위하여 그림 3과 같이 유도전동기의 속도제어 시스템을 제어 대상으로 하였다. 유도전동기의 제어방법은 벡터제어방식에 의해 속도제어를 하며 자속성분의 지령전류 i_{ω}^* 를 고정값으로 하여 자속성분의 전류를 일정하게 하고 속도 지령치 ω^* 를 인가하면 검출된 속도 ω 과의 차이에 의해 PID제어기의 출력이 발생된다. 속도제어기의 출력은 속도의 증,감에 다른 토오크성분의 지령전류치 i_{ω}^* 가 발생되어 전류제어기의 입력으로 인가된다. 전동기의 토오크는 전동기의 고정자속 회전자속과 회전자의속도차이에 해당하는 슬립에 따라 정해지므로 토오크성분의 전류에

따라 슬립지령치가 발생된다. 따라서 슬립지령치와 전동기 회전속도를 더하면 발생시켜야할 인버터의 회전자계 주파수가 결정된다. 이와 같은 속도제어를 목적으로하는 PID제어의 성능은 각각의 3가지 게인값이 어떻게 설정되느냐에 따라 성능이 좌우된다.

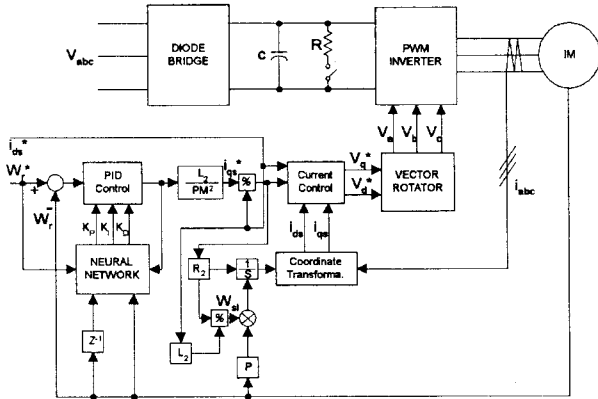


그림 3. 전체제어블럭도

3. 시뮬레이션 결과

신경회로망 제어기의 출력인 K_P , K_I , K_D 는 PID 제어기의 파라미터로 동작하여 플랜트의 입력으로 들어가게 된다. 이와 같은 일련의 과정을 온라인으로 반복하면 시스템 출력과 기준치의 오차는 계속 줄어들게 된다. 초기에는 학습이 제대로 이루어지지 않아서 출력값은 큰 폭으로 변화하게 되나 시간이 지날수록 신경회로망은 학습이 완료되어 연결강도를 일정하게 가지게 되며 그로 인한 출력인 PID제어기의 게인들은 일정한 값으로 조정된다. 제어기의 성능을 평가하기 위해 시뮬레이션을 하였다. 유도전동기의 목표속도는 1초까지는 500rpm으로 하고 이후부터는 600rpm으로 하였을 때 그림 4는 유도전동기의 속도변화를 나타낸다. 그리고 그림 5, 그림 6, 그림 7은 각각 PID제어기의 비례, 적분, 미분게인 변화 추이를 나타낸다.

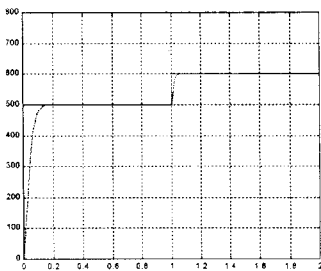


그림 4. 유도전동기의 속도추종파형

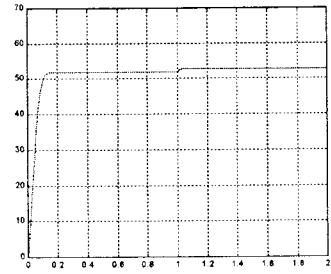


그림 5. 비례게인 (K_P)의 추종파형

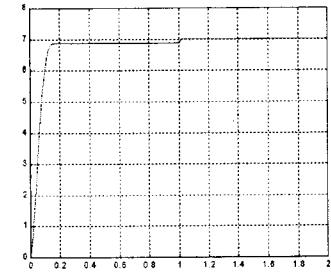


그림 6. 적분게인 (K_I)의 추종파형

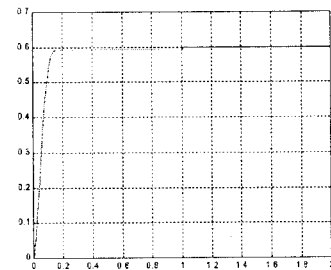


그림 7. 미분게인 (K_D)의 추종파형

3. 결론

시뮬레이션 결과에서 보이는 바와같이 각각의 게인값을 0으로 초기화하고 실시간 학습과 동시에 제어를 함에도 불구하고 목표치에 과도상태 없이 속도상승이 이루어짐을 알수있다. 이러한 결과로써 신경망의 부가는 응답특성의 속응성과 안정성이 있음을 확인하였다. 그리고 게인조정을 신경회로망을 이용한 학습을 통하여 제어성능 향상과 함께 상황변화에 대해서도 적절한 게인이 설정되도록 자기동조기법을 부가하여, 입력정보의 왜곡, 잡음 등에 강인한 특성이 있음을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

(참 고 문 헌)

[1] Toshio Fukuda, Talanora Shibata, " Theory and Applications of Neural Network for Industrial Control System" IEEE Trans. on Industrial Elec., Vol. 39, No. 6, Dec., 1992
 [2] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, West Publishing Company, 1992

[3] B.R. Lin et al., Power Electronics Converter Control Based on Neural Network and Fuzzy Logic Methods, PESC, pp. 900-905, 1993
 [4] A.Nabae et al., "A New Neural Point Clamped PWM Inverter" IEEE Trans. Industrial Application Vol. IA-17 No.5, pp. 518-523, 1981