



이륜구동 이동로봇의 균형을 위한 뉴로-퍼지 제어
Neuro-fuzzy Control for Balancing a Two-wheel Mobile Robot

| | |
|--------------------|--|
| 저자 (Authors) | 박영준, 정슬 Young Jun Park, Seul Jung |
| 출처 (Source) | 제어로봇시스템학회 논문지 22(1) , 2016.1, 40-45 (6 pages) Journal of Institute of Control, Robotics and Systems 22(1) , 2016.1, 40-45 (6 pages) |
| 발행처 (Publisher) | 제어로봇시스템학회 Institute of Control, Robotics and Systems |
| URL | http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE06575265 |
| APA Style | 박영준, 정슬 (2016). 이륜구동 이동로봇의 균형을 위한 뉴로-퍼지 제어. 제어로봇시스템학회 논문지, 22(1), 40-45. |
| 이용정보 (Accessed) | 충남대학교 168.188.27.175 2016/03/28 19:55 (KST) |

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다.

이 자료를 원저작자와의 협의 없이 무단게재 할 경우, 저작권법 및 관련법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

The copyright of all works provided by DBpia belongs to the original author(s). Nurimedia is not responsible for contents of each work. Nor does it guarantee the contents.

You might take civil and criminal liabilities according to copyright and other relevant laws if you publish the contents without consultation with the original author(s).

이륜구동 이동로봇의 균형을 위한 뉴로-퍼지 제어

Neuro-fuzzy Control for Balancing a Two-wheel Mobile Robot

박 영 준, 정 슬*

(Young Jun Park¹ and Seul Jung^{1,*})

¹Department of Mechatronics Engineering, Chungnam National University

Abstract: This paper presents the neuro-fuzzy control method for balancing a two-wheel mobile robot. A two-wheel mobile robot is built for the experimental studies. On-line learning algorithm based on the back-propagation(BP) method is derived for the Takagi-Sugeno(T-S) neuro-fuzzy controller. The modified error is proposed to learn the B-P algorithm for the balancing control of a two-wheel mobile robot. The T-S controller is implemented on a DSP chip. Experimental studies of the balancing control performance are conducted. Balancing control performances with disturbance are also conducted and results are evaluated.

Keywords: T-S neuro-fuzzy control, balancing control, two-wheel mobile robot

I. 서론

최근에 전지자동차의 개발과 발전에 힘입어 이동로봇에 대한 연구와 개발에 많은 관심과 진전이 있다. 전지자동차와 이동로봇의 제어 및 자율주행 기술이 하나로 통합되면서 이동로봇에 대한 연구가 활발하다.

이륜로봇은 근거리 이동용으로 상용화 되면서 관심이 매우 높다. 세그웨이는 대표적인 근거리 이동용 이륜로봇으로 실제로 사용되고 있다[1]. 같은 개념의 다양한 크기의 이륜로봇이 개발되었다. 서서 타는 세그웨이와 달리 앉아서 타는 이륜로봇이 개발되었다[2]. 또한 두 사람이 탈 수 있는 형태의 이륜로봇도 개발되었다[3]. 이처럼 이륜로봇의 상용화가 현실화되면서 연구에도 매우 고무적이다.

이륜로봇은 두 바퀴로 균형을 유지하며 움직이는 구조적인 특성 때문에 제어하는데 있어 매우 도전적이다. 그림 1에 보인 것처럼 이륜로봇의 측면방향은 바퀴로 구속이 되어 있지만 진행방향으로의 움직임은 구속이 되어 있지 않아 균형을 유지해야 한다. 이륜로봇의 경우 균형유지가 중요하며 원하는 위치로 이동해야 한다.

이륜로봇의 밸런싱 제어 기법에 대한 연구는 활발히 진행되고 있다. 가장 간단하며 널리 사용되는 방식인 PID 제어 기법은 그 성능이 검증된 바가 있으나 시스템 모델이나 환경의 변화에 제어 성능이 저하될 수 있다. 특히 이륜로봇의 무게중심점에 변화가 생길 경우 대처 능력에 문제가 발생할 수 있다.

선행 연구에서는 저가용 센서의 융합을 통해 균형 각을 검출하고 위치제어를 수행하였다[4]. 이륜로봇에 신경회로망제어기를 사용하여 비선형 문제를 해결하기도 하였다[5]. 퍼지 제어를 이용하여 이륜로봇을 제어하기도 하였다[6]. 또한 신경회로망제어의 문제점과 퍼지제어의 단점을 보완한 뉴로-퍼지 제어방식도 함께 사용되었다[7-10]. Takagi-Sugeno(TS) 뉴로-퍼지 제어는 구조가 간단하고 수학적으로 분석이 가능한 장점이 있어 널리 사용되고 있다[11-13].

본 논문에서는 이륜로봇의 균형제어를 위해 신경회로망과 퍼지의 장점만을 살린 T-S 뉴로-퍼지 제어 방식을 사용하고자 한다. T-S 뉴로-퍼지 알고리즘은 신경회로망 구조를 사용하여 퍼지 추론을 적용하며, 신경회로망의 역전파 학습 능력을 이용하여 환경의 변화에 따라 퍼지 법칙을 지능적으로 변화시켜 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

시스템 모델을 변화시키기 위해 분동을 이용하여 무게중심이 한 쪽으로 치우치게 하고 뉴로-퍼지 제어를 시스템에 적용시켜 실험하였다. 균형제어 성능을 향상시키기 위해 오차함수를 변경하여 뉴로-퍼지 알고리즘에 적용하고 실험하였다. 선형제어기와 각도 오차와 위치 오차를 비교함으로써 뉴로-퍼지 제어기의 성능 향상을 증명하였다.

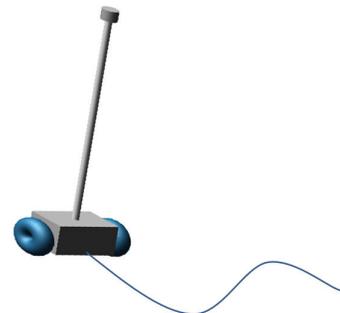


그림 1. 이륜 로봇의 개념.

Fig. 1. Concept of a two-wheel robot.

* Corresponding Author

Manuscript received June 8, 2015 / revised July 24, 2015 / accepted December 16, 2015

박영준, 정슬: 충남대학교 메카트로닉스공학과

(jikil1115@naver.com/jungs@cnu.ac.kr)

* 이 논문은 2015년 제30회 ICROS 학술대회에 초안이 발표되었음[14].

* 본 논문은 2014년 충남대학교 자체지원(CNU 학술연구지원사업)을 받아 수행되었으며 이에 감사드립니다.

II. 뉴로-퍼지 알고리즘

1. 뉴로-퍼지 구조

뉴로-퍼지 제어기는 신경회로망의 구조에 퍼지 알고리즘을 적용한 구조를 갖는다. 따라서 퍼지 알고리즘의 단점인 퍼지 법칙을 지능적으로 신경회로망이 만들어 주는 구조인 것이다.

그림 2는 대표적인 Takagi-Sugeno(T-S) ANFIS 모델이다 [10]. 신경회로망을 이용하여 소속 함수의 중심값과 폭을 조절해 준다. 다층 신경회로망의 각 층은 퍼지화, 퍼지 추론, 비퍼지화 등과 같은 각 퍼지 제어 방식의 진행과정을 나타낸다. 이 방식은 신경회로망과 퍼지 제어의 장점만을 사용하여 시스템의 성능을 향상시킨다.

① Layer1에서는 입력에 대한 소속 함수를 계산한다. 소속 함수는 가우시안 함수를 사용하였고 출력은 식 (1)과 같다. 출력 f_{ij}^1 는 첫 번째 층의 입력 x_i 에 대한 j 번째 퍼지 집합의 소속 함수 결과를 말한다. 여기서 μ_{ij} 는 i 번째 입력에 대한 j 번째 소속 함수의 평균으로 소속 함수의 중심값이고, σ_{ij} 는 i 번째 입력에 대한 j 번째 소속 함수의 표준편차로 소속 함수의 폭을 나타낸다.

$$f_{ij}^1 = \exp\left(-\frac{\|x_i - \mu_{ij}\|^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (1)$$

② Layer2는 규칙층으로 퍼지 교집합 연산을 한다. b 는 Layer3에서 규칙강도를 결정하기 위한 모든 퍼지 교집합 연산의 합이다.

$$f_j^2 = z_j = \prod_{i=1}^n f_{ij}^1 \quad (2)$$

$$b = \sum_{j=1}^M z_j$$

③ Layer3에서는 Layer2의 결과 값에 대한 규칙의 강도를 결정한다.

$$f_j^3 = \frac{z_j}{b} = \bar{w}_j \quad (3)$$

④ Layer4는 Layer3의 결과 값과 1차 T-S 다항식을 곱한다. 1차 T-S 다항식은 식 (4)와 같고 이는 입력에 가중치가 곱해지고 바이어스 값이 더해진 형태이다. 여기서 x_1 과 x_2 는 입력으로 각각 오차와 오차의 미분 값으로 y_j 는 초기에 선형제어기 역할을 수행한다. p_j, q_j, r_j 는 결론부 변수이다.

$$y_j = p_j x_1 + q_j x_2 + r_j \quad (4)$$

$$f_j^4 = y_j \bar{w}_j = y_j \frac{z_j}{b} = y_j f_j^3 \quad (5)$$

⑤ Layer5는 비퍼지화 과정으로 Layer4 결과의 합이다.

$$f^5 = \sum_{j=1}^M y_j f_j^3 = \sum_{j=1}^M y_j \frac{z_j}{b} \quad (6)$$

2. 학습 알고리즘

뉴로-퍼지 모델을 학습하기 위해서 역전파 알고리즘을 적용한다. 학습해야할 변수들은 Layer4의 결론부 변수 값들 p_j, q_j, r_j 과 소속 함수의 평균과 표준편차 값 μ_{ij}, σ_{ij} 이다. 최소화하기 위한 목적함수는 식 (7)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N e_p^2 \quad (7)$$

여기서 오차는 $e_p = f_d^p - f^p$ 로 추종 오차이다. f_d^p 는 패턴 p에서의 원하는 출력 값이고 f^p 는 뉴로-퍼지의 출력 값이다. 각 변수를 학습하기 위해 gradient descent 알고리즘을 사용한다.

$$\frac{\partial E}{\partial p_j} = -\eta_p e_p \frac{z_j}{b} x_1, \quad \frac{\partial E}{\partial q_j} = -\eta_q e_p \frac{z_j}{b} x_2, \quad \frac{\partial E}{\partial r_j} = -\eta_r e_p \frac{z_j}{b}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_{ij}} = -\eta_\mu 2e_p \frac{y_j}{b} \frac{(x_i - \mu_{ij})}{(\sigma_{ij})^2} \prod_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\right] \quad (8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = -\eta_\sigma 2e_p \frac{y_j}{b} \frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^3} \prod_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\right]$$

여기서 $\eta_p, \eta_q, \eta_r, \eta_\mu, \eta_\sigma$ 는 학습률이다.

III. 무게 중심에 대한 분석

일반적인 목적함수와 학습 알고리즘을 적용시키면 결론부 변수 값은 계속하여 증가한다. 물론 뉴로-퍼지 알고리즘이 강건하기 때문에 초기에는 정상적으로 동작하는 것처럼 보인다. 또한 학습률이 낮으면 학습 변수의 변화량이 작기 때문에 정상적으로 작동한다고 오판하기 쉽다. 따라서 본 논문에서는 추종오차를 변경하여 적용하였다.

1. 무게중심에 따른 균형해석

그림 3은 밸런싱 시스템에 분동이 놓였을 때 균형을 유지하기 위한 이륜 로봇의 이상적인 움직임의 도식화해서 나타낸 것이다. 분동을 이용하여 밸런싱 시스템 앞부분과 뒷부분에 오차를 주었을 때 변화해야하는 결론부 변수 값들을 나타내었다.

Error와 E_dot, E_sum은 각각 위치 오차와 위치 오차의 미분 값, 위치 오차의 합을 나타낸다. P_p, P_q, P_r은 위치 뉴로-퍼지 알고리즘의 결론부 변수 평균값이다. LS는 변경된 추종오차로 식 (9)의 e_p 와 같다.

추종오차의 설정에 있어서 결론부 변수의 학습률이 감소하는 조건을 설정하는 것이 중요하다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 외란을 밸런싱 시스템 오른쪽(앞부분)에 주었을 때와 왼쪽(뒷부분)에 주었을 때의 오차는 서로 반대 방향이고 그

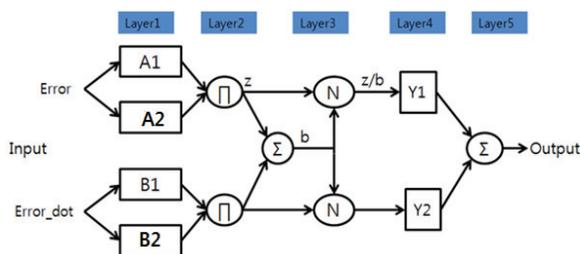
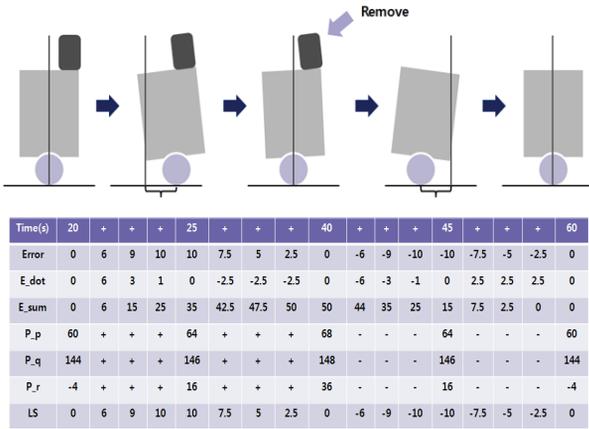
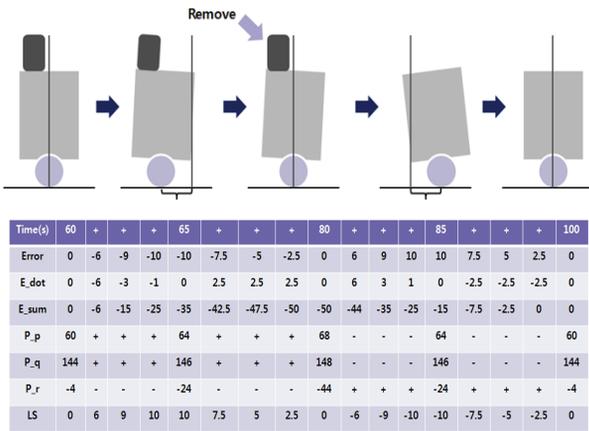


그림 2. T-S ANFIS 구조.

Fig. 2. Takagi-Sugeno adaptive neuro-fuzzy inference system.



(a) A weight placed on the forward side.



(b) A weight placed on the backward side

그림 3. 오차와 결론부 변수 값의 관계.

Fig. 3. Relation between error and consequence parameters.

때의 결론부 변수는 동일하게 증가하였다가 감소해야 한다.

2. 변경된 오차식

본 논문에서는 외란의 방향에 관계없이 결론부 변수를 학습하기 위하여 오차 합의 절댓값 변화량을 추종오차로 설정하였다. 변경된 오차 식 (9)에서 α 는 추종오차의 가중치 값으로 이는 학습률과 관계된다. α 는 실험을 통하여 결정하였다. n 은 현재 시간이고 $n-1$ 은 한 주기 전의 시간이다.

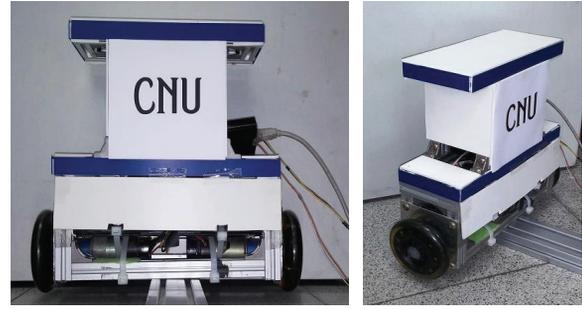
$$e_p = \frac{1}{\alpha} (|\sum_{\Delta t=0}^n Error| - |\sum_{\Delta t=0}^{n-1} Error|) \tag{9}$$

그림 3(a)에서 분동이 시스템 오른쪽(앞부분)에 위치하였을 때 Error와 LS는 동일하다. 그림 3(b)에서 분동이 시스템 왼쪽(뒷부분)에 위치하였을 때는 Error와 LS의 크기는 동일하고 부호는 반대이다.

IV. 실험 및 결과

1. 실험 시스템

그림 4는 실제 실험에 사용된 이륜 로봇이다. 앞뒤 좌우로 균형을 이루도록 설계되어 있으나 불규칙한 하드웨어 때문에 정확한 구조적인 균형을 이루기는 어렵다. 일부러 무게중심의 이동으로 인한 균형을 깨뜨리고자 분동을 한



(a) Front view.

(b) Side view.

그림 4. 이륜 이동로봇 시스템.

Fig. 4. Two-wheel mobile robot system.

쪽 방향에 놓고 실험하였다. 따라서 뉴로-퍼지 제어기의 목적은 이 불균형을 해결하는 것이다.

이륜 이동 로봇의 너비는 0.325m, 폭이 0.1m, 높이는 0.32m이고 바퀴의 반지름은 0.05m이다. MCU는 TI사의 DSP2812칩을 사용하였고 구동 모터는 Faulhaber사의 3557K012CR 모델을 사용하였다. 모터 드라이버는 인터보드사의 DC-D2 모터드라이버 모듈(LMD18200)을 사용하였다. 엔코더가 부착된 DC 모터를 사용하여 시스템의 위치 및 heading각도를 측정한다. 로봇의 기울어진 각도를 측정하기 위해서 틸트 센서와 자이로 센서를 사용했다. 틸트 센서는 DAS사의 MI를 사용하였다. 측정범위는 $\pm 30^\circ$ 이고 분해능은 0.005° 이하, 응답속도는 0.3초 이하이다. 자이로 센서는 MURATA사의 ENV-05를 사용하였다.

2. 시스템 제어기

그림 5는 이륜 이동로봇의 제어블록도이다. 각도 제어기와 위치 제어기에 뉴로-퍼지 알고리즘을 적용하고, heading 제어기는 PID 제어기를 사용하였다. 각도 제어기의 변수는 갱신하지 않았다.

그림 6은 실제 시스템에 사용된 1차 T-S 뉴로-퍼지 제어기이다. 각도 제어기와 위치 제어기 모두 같은 형태의 제어기이다. 입력으로 오차와 오차의 미분 값을 가지고 출력은 토크이다. 오차와 오차 미분 값에 대하여 각 3개의 소속 함수를 적용하고 9개의 퍼지 법칙을 설정하였다.

사용한 소속 함수의 평균값과 표준편차는 표 1에 나타내었다. 소속 함수에 입력을 적용하기 위해서는 정규화 과정이 필요하다. 오차의 정규화 범위는 표 2에 나타내었다. 결론부 변수의 초기 값과 학습변수들의 학습률은 각각 표 3과 표 4에 표기하였다.

표 3에서 A_p, A_q, A_r 는 각도 뉴로-퍼지 제어기의 초기 결론부 변수 값이고 P_p, P_q, P_r 은 위치 뉴로-퍼지 제어기의 초기 결론부 변수 값이다. 표 4에서 η_p, η_q, η_r 는 위치 뉴로-퍼지 제어기의 결론부 변수 학습률이고 η_μ, η_σ 는 각각 위치 뉴로-퍼지 제어기 소속함수의 평균과 표준편차 학습률이다.

3. 실험결과

실험은 시스템 모델이 변화하였을 때 PID 제어기와 뉴로-퍼지 제어기의 각도 오차, 위치 오차를 비교하였다. 시스템 모델의 변화는 100g, 200g, 300g 분동을 이용하였다.

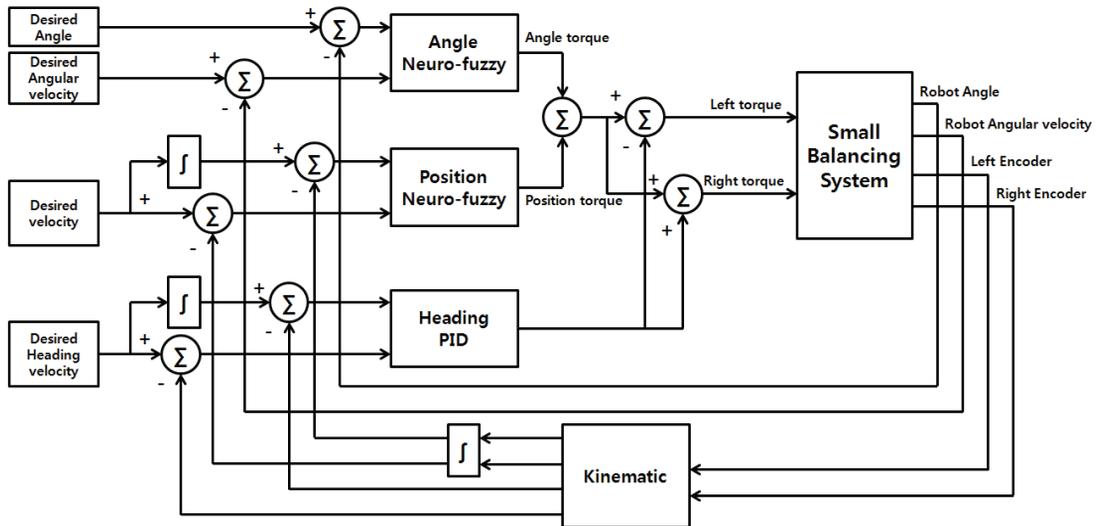


그림 5. 제어 시스템 블록도.
Fig. 5. Control block diagram.

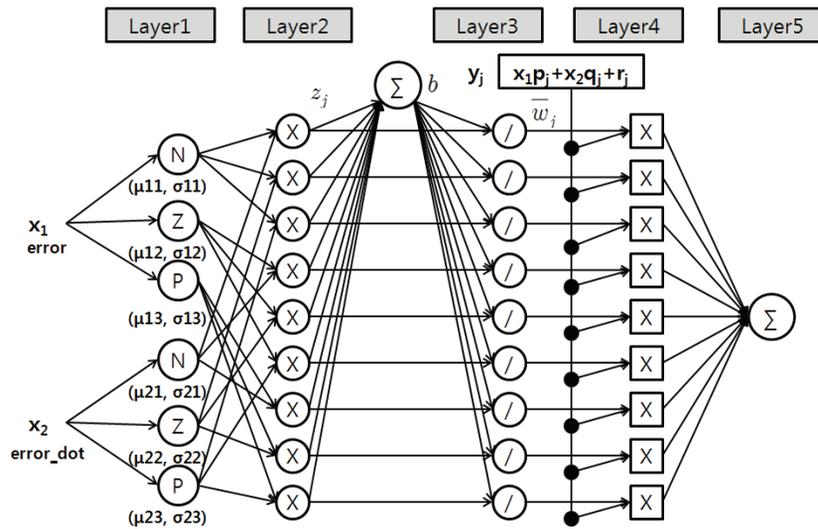


그림 6. 시스템 뉴로-퍼지 제어기.
Fig. 6. Neuro-fuzzy controller of the system.

표 1. 소속 함수의 평균과 표준편차 값.

Table 1. Mean values and dispersion of membership functions.

| | Values |
|--------------------|--------|
| Negative mean | -1.0 |
| Zero mean | 0.0 |
| Positive mean | 1.0 |
| Standard deviation | 0.34 |

표 2. 오차 정규화 범위.

Table 2. Error normalization ranges.

| Errors | Min | Max |
|-------------------------|------------------|-----------------|
| Angle error | -5.0 degree | 5.0 degree |
| Angular error velocity | -10.0 degree/sec | 10.0 degree/sec |
| Position error | -0.2 m | 0.2 m |
| Position error velocity | -0.2 m/sec | 0.2 m/sec |

표 3. 초기 결론부 변수.

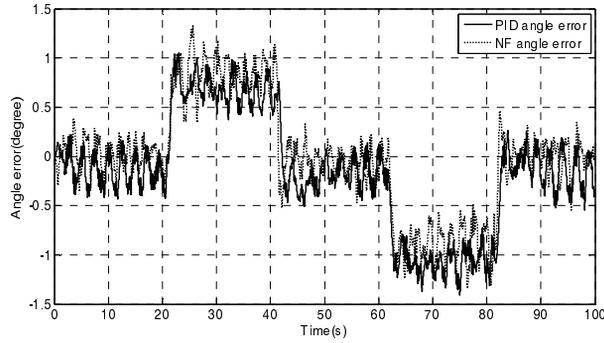
Table 3. Initialized consequence parameters.

| | Values | | Values |
|-----|--------|-----|--------|
| A_p | -150.0 | P_p | -60.0 |
| A_q | -8.0 | P_q | -144.0 |
| A_r | 0 | P_r | -4.0 |

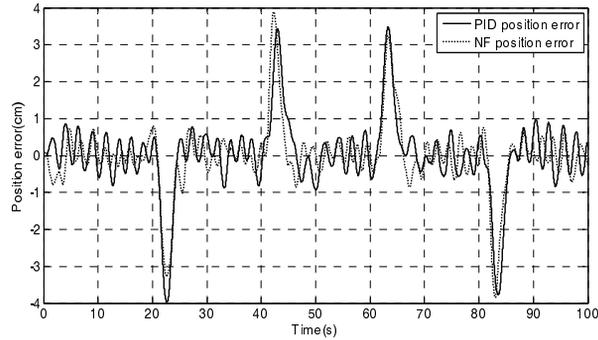
표 4. 뉴로-퍼지 학습률.

Table 4. Learning rates for neuro-fuzzy network.

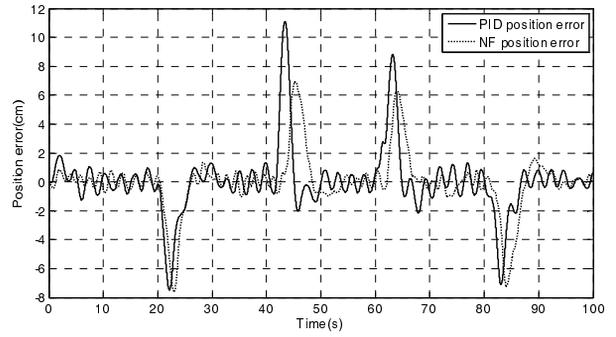
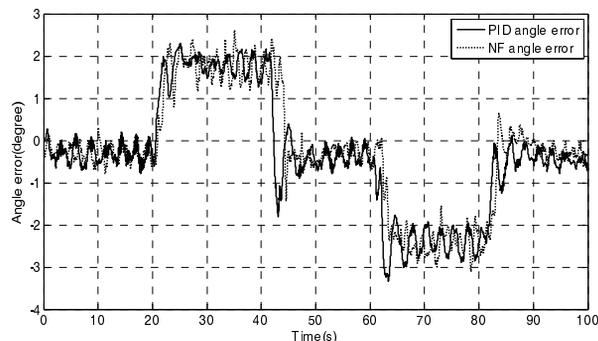
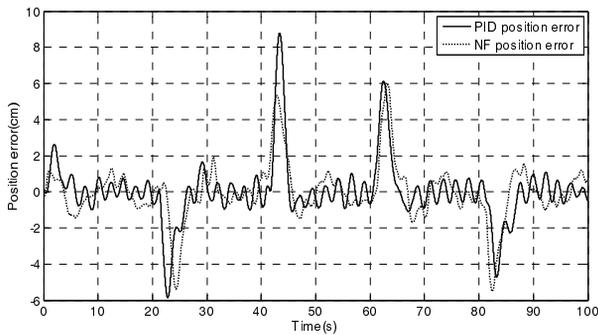
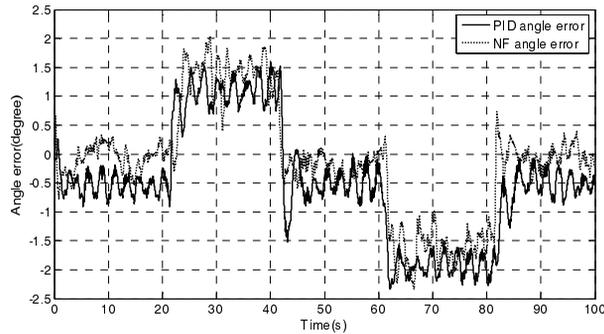
| Learning rate | Position |
|---------------|-----------|
| η_p | -0.3 |
| η_q | -0.1 |
| η_r | -0.8 |
| η_μ | -0.000001 |
| η_σ | -0.000001 |



(a) Angle and position errors for 100g weight.



(b) Angle and position errors for 200g weight.



(c) Angle and position errors for 300g weight.

그림 7. 분동 실험의 각도 오차와 위치 오차.

Fig. 7. Angle errors and position errors of weight experiments.

표 5. 오차의 RMS 값.

Table 5. RMS values of errors.

| | | PID | NF |
|------|----------|--------|--------|
| 100g | Angle | 0.5966 | 0.5666 |
| | Position | 1.0022 | 0.9397 |
| 200g | Angle | 1.1142 | 0.9730 |
| | Position | 1.7094 | 1.5898 |
| 300g | Angle | 1.4201 | 1.3901 |
| | Position | 2.2596 | 2.0213 |

실험은 100초 동안 진행되었고 20초에 분동을 시스템 앞부분에 위치시키고 40초에 제거, 60초에 시스템 뒷부분에 위치시키고 80초에 제거하는 과정을 각 분동별로 반복하였다.

그림 7은 각 분동 실험의 각도 오차와 위치 오차의 그래프이다. 위치 오차 부분에서 약간의 성능 향상이 보이지만 확인하기 어려워 표 5에 RMS 값을 계산하였다. 뉴로-퍼지의 경우 오차가 상대적으로 적은 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 이륜로봇 시스템에 지능 제어기인 뉴로-퍼지 알고리즘을 적용해 보았다. T-S 뉴로-퍼지 구조를 실시간 제어기로 구현하여 이륜로봇의 균형제어에 적용하여 보았다. 이륜로봇의 균형에 적합하도록 적용할 수 있는 변형된 추종오차를 제안하고 적용하여 그 성능을 확인하였다. 일부러 균형을 저해하는 위치에 분동을 놓아 시스템 모델을 변형시켜 선형제어기와 뉴로-퍼지 제어기의 성능을 비교하여 실험하였다. 실험결과 선형제어기도 균형을 유지하였지만 추종 오차에 있어 뉴로-퍼지 제어기 성능의 우수함을 확인하였다.

REFERENCES

[1] Segway, <http://segway.com>
 [2] H. W. Kim and S. Jung, "Balancing control of a two-wheel mobile robot," *ROBOTICA*, to be printed in 2016.
 [3] H. W. Kim, S. T. Cho, and S. Jung, "Implementation and balancing control of a robotic vehicle for entertainment," *Journal of Institute of Control, Robotics*

and Systems (in Korean), pp. 736-740, vol. 20, no. 7, 2014.

- [4] H. J. Lee and S. Jung, "Balancing and navigation control of a mobile inverted pendulum robot using sensor fusion of low cost sensors," *Mechatronics*, vol. 22, no. 1, pp. 95-105, 2012.
- [5] J. S. Noh, G. H. Lee, and S. Jung, "Position control of a mobile inverted pendulum system using radial basis function network," *International Journal of Control, Robotics, and Systems*, vol. 8, no. 1, pp. 157-162, 2012.
- [6] C. H. Huang, W. J. Wang, and C. H. Chiu, "Design and implementation of fuzzy control on a two-wheel inverted pendulum system," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 7, pp. 2988-3001, 2011.
- [7] G. H. Lee and S. Jung, "Control of inverted pendulum system using a neuro-fuzzy controller for intelligent control education," *IEEE ICMA*, pp. 965-970, 2008.
- [8] G. H. Lee and S. Jung, "Design and control of an inverted pendulum system for intelligent mechatronics system control education," *IEEE AIM*, pp. 1254-1259, 2008.
- [9] C. T. Lin, "A neural fuzzy control system with structure and parameter learning," *Fuzzy Sets and Systems*, pp. 183-212, 1995.
- [10] J. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, pp. 665-685, 1993.
- [11] H. Cao, Y. Wang, L. Jia, G. Si, and Y. Zhang, "Generalized Tagaki-Sugeno fuzzy rules based prediction model with application to power plant pulverizing system," *IEEE CDC*, pp. 7409-7414, 2013.
- [12] C. C. Chuang, C. C. Hsiao, and J. Y. Jeng, "Adaptive fuzzy regression clustering algorithm for TSK fuzzy modeling," *CIRA*, pp. 201-206, Jul. 2003.
- [13] G. Hernandez and G. Lachiver, "Biunivocal relation between TSK fuzzy controller and PID controller and, guarantee and manipulation of the stability for the proposed fuzzy controller," *CCECE*, pp. 562-566, Ottawa, May 2006.
- [14] Y. J. Park and S. Jung, "Balancing control of a two-wheel mobile robot," *Proc. of 2015 30th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Daejeon, pp.369-370, May 2015.



박 영 준

2013년 충남대학교 전자전과정정보통신 공학과 졸업. 2013년~현재 동 대학 메카트로닉스공학과 석사과정. 관심분야는 지능 제어 시스템과 생체모방공학, 전기 차량과 자율주행 시스템.



정 슬

1988년 미국 웨인 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 졸업. 1991년 미국 캘리포니아대 데이비스 전기 및 컴퓨터공학과 석사. 동 대학 박사. 1997년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 교수. 관심분야는 지능 제어 시스템 및 지능 로봇 시스템, 다양한 밸런싱 메커니즘의 제어 및 응용, 유무인 수송체 시스템, 로봇교육.