신경회로망을 이용한 이륜 역진자 로봇의 퍼지제어기 설계

정건우* · 안태희* · 최영규**

Design of Fuzzy Controller for Two Wheeled Inverted Pendulum Robot Using Neural Network

Gun-oo Jung* · Tae-hee An* · Young-kiu Choi**

요 약

본 논문에서는 빠르고 조작성 간편한 이륜 수단인 이륜 역진자 로봇을 기존의 방법보다 더욱 안정적으로 밸런싱 하기 위한 제어기를 설계하였다. 먼저 이륜 역진자 로봇의 제어기를 퍼지제어 구조로 선택하고, 지정된 3명의 사용자 무게에 따라 적절한 소속함수 요소 값들을 시행착오적으로 구하였다. 임의의 무게에 대한 적절한 퍼지 소속함수 요소 값을 구하기 위해 앞의 3명의 무게에 따른 퍼지 소속함수 요소 값들을 신경회로망으로 튜닝한 뒤 퍼지 제어기에 적용하여 보다 안정적인 제어가 가능하도록 제어기를 설계하였다. 설계된 제어기를 시뮬레이션 하여본 결과, 기존의 퍼지 제어기에 비해서 본 논문에서 제안한 신경회로망으로 튜닝한 퍼지제어기가 보다 안정적인 제어가 가능함을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, a controller for two wheeled inverted pendulum robot is designed to have more stable balancing capability than conventional controller. Fuzzy control structure is chosen for the two wheeled inverted pendulum robot, and fuzzy membership function factors for the controller are obtained for specified 3 users' weights using trial-and-error method. Next a neural network is employed to generate fuzzy membership function factors for more stable control performance when the user's weight is arbitrarily selected. Through the simulation study we find that the designed fuzzy controller using the neural network is superior to the conventional fuzzy controller.

키워드

이륜 역진자 로봇, 퍼지 제어기, 밸런싱 제어, 신경회로망

Key word

two wheeled inverted pendulum robot, fuzzy controller, balancing control, neural network

* 준회원 : 부산대학교 대학원 전자전기공학과

** 정회원 : 부산대학교 전자전기공학부(교신저자, ykchoi@pusan.ac.kr)

접수일자 : 2011. 10. 05

심사완료일자 : 2011. 12. 17

I. 서 론

최근 사회에서는 보다 안전하고 친환경적인 교통수단을 원하고 있다. 기존의 교통수단인 자동차의 경우 가솔린, 디젤, LPG 등의 연료를 사용하기 때문에 자원의 고갈과 환경적인 측면, 그리고 차량의 수가 많음에 따라 주차공간의 부족 등 많은 문제를 가지고 있기 때문에 이를 대체 할 수 있는 이동수단이 필요하다. 그에 따라 자동차에 비해 크기가 상대적으로 작고 조작성이 간편하며 전기에너지를 사용하여 친환경적인 측면도 고려한 세그웨이가 조명을 받고 있다. 또한 하드웨어 구성의 측면에서 볼 때 구동하는 바퀴수가 많다는 것은 몸체를 구성하는 하드웨어의 구성요소가 증가한다는 의미가 된다.

증가한 하드웨어 구성요소에 비례하여 제작비용 역시 증가하며 또한 하드웨어가 복잡해지므로 유지, 보수에 필요한 시간과 노력도 많아지게 된다[1,2]. 세그웨이는 2개의 바퀴만으로 구동하므로 기존의 운송수단의 이러한 단점을 보완할 수 있다. 그러나 2륜 운송수단의 단점은 바퀴가 2개이므로 운송수단이 넘어지지 않고 스스로 균형을 유지하도록 하는 데 높은 수준의 이론과 기술이 필요하다는 점이다. 이러한 균형유지 조건의 성능향상을 위해 많은 연구가 이루어지고 있다. 여러 제어 알고리즘을 이용하여 세그웨이를 밸런싱 제어하는 연구가 진행되었으며[3-5] 국내에서는 기존의 세그웨이에 사용된 다수의 고가센서를 저가센서로 대체하여 자세제어를 할 수 있는 연구 등이 진행되고 있다[6].

본 논문에서는 기존의 세그웨이의 일반적인 퍼지제어 방식에서 탑승자의 몸무게에 따라 적절한 퍼지 소속함수 요소 값으로 바꾸어주는 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 세그웨이 자체의 무게에 탑승자의 몸무게가 합쳐서 총 무게를 이루게 되는데, 탑승자가 바뀔 때 따라 총 무게도 바뀌어 밸런싱에 영향을 준다[7]. 이를 보완하는 방법으로 퍼지제어기의 퍼지 소속함수 요소 값을 신경회로망으로 튜닝하여 사용자의 무게에 따라 적절한 요소 값을 구하는 제어기를 제안한다. 이러한 제어기의 성능을 확인하기 위해 세그웨이형 로봇 시뮬레이션을 통하여 제안한 퍼지제어기와 일반 퍼지 제어기의 성능을 비교, 검토한다.

II. 세그웨이 모델

현재 진화되고 있는 세그웨이 모델중 하나는 그림 1과 같은 형태를 가진다[8]. 이러한 형태의 운송수단은 그림 2와 같이 모델링 될 수 있다.

그림 1. 이륜 역진자형 이동수단

Fig. 1 Two-wheeled inverted pendulum type vehicle

그림 2. 이륜 역진자형 이동수단의 모델링

Fig. 2 Modeling of two-wheeled inverted pendulum type vehicle

그림 2에서 나타난 동역학적 변수에 대해 설명하자면, θ 는 바퀴의 회전각도, θ_m 은 몸체의 기울어진 각도, j_w 는 휠에 대한 관성 모멘트, J_ψ 는 몸체의 관성 모멘트,

M 는 몸체의 질량, m 은 바퀴의 질량, R 은 바퀴의 반지름, W 는 축간거리 그리고 L 은 무게중심이 몸체의 길이 H 의 절반에 해당된다고 가정했을 때 바퀴 축으로부터 무게 중심까지의 거리이다.

이와 같은 변수를 바탕으로 이륜 역진자 로봇 시뮬레이션 모델을 만드는 데 필요한 파라미터는 제조사에서 제공하는 매뉴얼을 참조하였거나 직접 측정하는 방식으로 다음 표 1과 표 2 그리고 그림 3과 같은 값을 얻었다.

표 1. 이륜 역진자 로봇 파라미터
Table. 1 Parameters of two-wheeled inverted pendulum robot

Name	Value
Mass of motor & wheel	1 kg
Mass of body	3 kg
Height of center of Mass	0.22 m
Inertia of body	$0.1 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$
Inertia of Wheel	$0.01 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$

표 2. 모터 파라미터
Table. 2 Parameters of Motor

Name	Value
Coil Resistance	28.2 ohm
Torque Constant	5.88 kgf.cm/A
Voltage Constant	56.15 mV/rpm
Gear ratio	1:50
Distance between two wheels	0.22 m
Radius of Wheel	0.06 m
Friction Coefficient of Wheel axis	1.7747 N*m/rpm

그림 3. 이륜 역진자 로봇의 파라미터
Fig. 3 Parameters of two-wheeled inverted pendulum robot

III. 제어기 설계

앞장에서 언급하였던 이륜 역진자 로봇의 각종 파라미터를 바탕으로 하여 그림 4의 시뮬레이션에 사용할 모델을 설계하였다.

그림 4. Plant 블록선도
Fig. 4 Block diagram of the plant

본체의 위치나 속도는 모터에 부착된 엔코더에서 값을 알 수 있으며, 밸런싱을 위한 각도와 각속도는 자이로와 각도 센서에 의해 값을 알 수 있다. 이륜 역진자 로봇에서 측정된 각도와 각속도를 이용해 이륜 역진자 로봇을 밸런싱하기 위해 그림 5의 제어기를 설계하였다. 제어기의 입력 값인 m 은 본체의 무게이며 θ 값은 본체의 기울어진 각도, $\Delta\theta$ 값은 본체가 기울어질 때의 각속도이며 u 값은 모터드라이브에 입력되는 전압 값이다.

그림 5. 제어기 블록선도
Fig. 5 Block diagram of the controller

위의 설명을 전체시스템 블록선도로 표현하면 다음의 그림 6으로 나타낼 수 있다.

그림 6. 제어시스템 블록선도
Fig. 6 Block diagram of the control system

3.1. 신경회로망 튜닝

신경회로망 알고리즘은 생체의 신경시스템을 모델링한 것으로 제어시스템 분야에서 우수한 성능을 보여주고 있다. 본 논문에서는 기존 퍼지 제어를 이용한 실험을 통해 인위적으로 구한 퍼지 제어기의 소속 함수 요소 값을 이용하여 신경회로망을 튜닝하고 이 신경회로망을 통해 임의의 무게 값에 따른 퍼지 소속 함수 요소 값을 보간하여 최적의 소속 함수 요소 값을 찾는다. 사용되는 신경회로망은 그림 7과 같은 구조를 가진다.

그림 7의 신경회로망 구조에서 입력 값 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 에 대한 은닉 층의 출력 값 $Z_1, Z_2, \dots, Z_L$ 을 구해 보면,

$$\begin{aligned} Z_1 &= v_{11}x_1 + v_{12}x_2 + \dots + v_{1n}x_n \\ Z_2 &= v_{21}x_1 + v_{22}x_2 + \dots + v_{2n}x_n \\ &\vdots \\ Z_L &= v_{L1}x_1 + v_{L2}x_2 + \dots + v_{Ln}x_n \end{aligned} \quad (1)$$

그림 7. 신경회로망 구조
Fig. 7 Structure of the neural network

식(1)에 의해 구해진 은닉층의 출력 값을 출력 층에 넣어 주게 되면 출력 값 $y_1, y_2, \dots, y_m$ 이 출력되게 된다. 출력 값은 식(2)과 같이 나타내어진다.

$$\begin{aligned} y_1 &= w_{11}Z_1 + w_{12}Z_2 + \dots + w_{1L}Z_L \\ y_2 &= w_{21}Z_1 + w_{22}Z_2 + \dots + w_{2L}Z_L \\ &\vdots \\ y_m &= w_{m1}Z_1 + w_{m2}Z_2 + \dots + w_{mL}Z_L \end{aligned} \quad (2)$$

식(2)을 통해서 신경망 학습알고리즘 (back-propagation 알고리즘)을 시행한다. δ_m^2 의 값과 δ_L^1 값을 수식으로 나타내면 식(3), (4)와 같다.

$$\delta_m^2 = (Y_m - y_m)y_m(1 - y_m) \quad (3)$$

$$\delta_L^1 = (\delta_1^2 w_{1L} + \delta_2^2 w_{2L} + \dots + \delta_m^2 w_{mL}) \times Z_L(1 - Z_L) \quad (4)$$

식(3), (4)를 이용해서 Δv_{Ln} 과 Δw_{mL} , 그리고 v_{Ln} 와 w_{mL} 의 값을 구하면 식 (5)~(8)으로 나타낼 수 있다.

$$\Delta v_{Ln} = \eta \delta_L^1 x_n \quad (5)$$

$$\Delta w_{mL} = \eta \delta_m^2 Z_L \quad (6)$$

$$v_{Ln} = v_{Ln} + \Delta v_{Ln} \quad (7)$$

$$w_{mL} = w_{mL} + \Delta w_{mL} \quad (8)$$

위의 수식을 이용하여 우리가 구하고자 하는 무게 값과 그에 해당하는 퍼지 소속 함수 요소 값을 대입하여 보면, 입력 값 x_n 에서 $n=2$ 이 되고 하나는 이론 역진자 로봇의 무게 값이 되고 나머지 하나의 입력은 바이어스 값으로 -1이 입력된다. 또한 그에 대한 출력 값 y_n 는 $n=8$ 이 되고 각각의 퍼지 소속 함수 요소 값이 된다. 은닉 층의 개수 L 은 10개로 구성 하였다. 입력 값의 무게 값은 각각의 3kg, 6kg, 9kg 3개의 표본 값을 임의로 정하고 측정하여 입력하였다. 위의 알고리즘을 통하여 기존의 실험적으로 구한 3개의 표본 값 뿐만 아니라 그 외의 무게에 대한 퍼지 소속 함수 요소 값을 얻어낼 수 있었다. 신경회로망 알고리즘의 성능을 측정하기 전, 임의의 무게를 일정하게 입력하여 신경회로망 알고리즘의 성능에 대해 시뮬레이션 하였다.

3.2. 퍼지제어기

퍼지 제어기에 입력되는 값은 정규화를 거쳐 “IF-THEN 형식”의 언어적 규칙으로 표현되어 추론된 최종적인 결론 값은 비퍼지화 과정을 통해 출력된다. 여기서 퍼지제어기의 입력 소속 함수는 다음의 그림 8, 그림 9와 같다.

그림 8. $x(\theta)$ 의 입력 소속 함수
Fig. 8 Input membership function of $x(\theta)$

그림 9. $y(\Delta\theta)$ 의 입력 소속 함수
Fig. 9 Input membership function of $y(\Delta\theta)$

그림에서의 L, S와 Z는 로봇이 z축의 Positive한 방향으로 뱀런싱 될 때 0도를 Z(Zero)라고 할 때 그로부터 벌어진 각도의 정도로서 L은 Large 그리고 S는 Small을 의미하며 N, Z 그리고 P는 x축의 Positive한 방향으로 로봇이 바라볼 때 로봇이 기우는 방향으로서 N은 Negative(반대진행방향), Z는 Zero 그리고 P는 Positive(진행방향)를 의미한다.

출력 소속 함수는 그림 10로 나타났다. 그림에서의 L, M, S 그리고 Z는 출력의 세기를 의미하며 L은 Large, M은 Medium, S는 Small을 의미한다. N, P 그리고 Z는 바퀴가 x축의 Positive한 방향으로 굴러갈 때 N은 Negative(반대진행방향), P는 Positive(진행방향) Z는 Zero를 의미한다.

그림 10. $z(\Delta u)$ 의 출력 소속 함수
Fig. 10 Output membership function of $z(\Delta u)$

“IF-THEN 형식”의 언어적 규칙은 표 3으로 정리하였다. 다음의 그림 10은 퍼지규칙 테이블을 가시화한 그래프이다. 이 그림으로 봤을 때 기울어진 각도가 클수록 각속도가 커질수록 출력이 반대방향으로 커짐을 알 수 있다.

표 3. 퍼지 규칙 표
Table. 3 Fuzzy rule table

$y \backslash x$	LN	SN	Z	SP	LP
N	LP	MP	SP	Z	SN
Z	MP	SP	Z	SN	MN
P	SP	Z	SN	MN	LN

그림 11. 퍼지 규칙의 표면 그래프
Fig. 11 Surface graph of the fuzzy rule table

추론 과정은 Mamdani의 MAX-MIN방법을 사용하였고 출력 값을 계산하기 위한 비퍼지화 방법은 무게중심법을 사용하였다.

IV. 시뮬레이션 및 검토

앞에서 제안된 방식의 정당성을 검증하기 위해 시뮬레이션을 실행하였다. 먼저, 시행착오적으로 구한 3개의 퍼지 소속 함수 요소에 대한 표본 값을 신경회로망으로 튜닝하고, 무게에 따라 3개의 표본 값으로 퍼지 소속 함수 요소 값을 정하는 제어기와 신경회로망으로 튜닝된 퍼지 소속 함수 요소 값을 이용하는 제어를 Simulink 프로그램을 통해 모델링한 본체에 적용시켜 이륜 역진자 로봇의 위치와 각도를 비교할 것이다.

그림 12. Simulink로 제작된 제어기 도안
Fig. 12 Schematic Design with Simulink

무게에 따른 제어기의 성능을 측정하기 위한시물레이션은 그림 12와 같이 Simulink 프로그램으로 설계한 이륜 역진자 로봇로 하였다. 이륜 역진자 로봇으로부터 각도와 각속도의 값을 얻을 수 있고 그 값을 실시간으로 제어기에 전송할 수 있게 설계하였다. 이 운송수단의 무게에 따라 3개의 표본 값으로 퍼지 소속 함수 요소 값을 정하는 제어기와 신경회로망으로 튜닝된 퍼지 소속 함수 요소 값을 이용하는 제어기를 적용시켰다. 표본 값인 3kg, 6kg, 9kg을 사용하는 대신에 두 제어기의 성능차이를 알 수 있는 데이터를 얻기 위해 4kg, 7.1kg, 8.1kg의 무게를 임의로 정하여 실험하였다.

먼저, 무게가 4kg일 경우의 각도와 위치 그래프로 보면, 그림 13, 14와 같이 나타남을 볼 수 있다. 그림 13에서 두 제어기를 비교하기 위해서 동일한 입력을 주었을 때, 어느 제어기가 더 밸런싱을 잘 하는지를 보았다. 시뮬레이션 결과 기존의 제어기보다 본 논문에서 제안한 제어기가 조금 더 밸런싱이 잘 되는 것을 볼 수 있다. 그림 14에서 위치 그래프를 볼 수 있다. 마찬가지로 논문에서 제안한 제어기가 더 나은 제어가 됨을 위치 그래프로도 확인을 할 수 있었다. 본 논문에서 제안한 제어기가 상대적으로 짧은 거리에서 밸런싱 되는 것을 보여준다.

그림 13. 무게가 4kg일 경우의 각도 궤적
Fig. 13 Angular trajectory for the weight of 4kg

그림 15. 무게가 7.1kg일 경우의 각도 궤적
Fig. 15 Angular trajectory for the weight of 7.1kg

그림 14. 무게가 4kg일 경우의 위치 궤적
Fig. 14 Position trajectory for the weight of 4kg

그림 16. 무게가 7.1kg일 경우의 위치 궤적
Fig. 16 Position trajectory for the weight of 7.1kg

무게값을 7.1kg으로 두었을 때의 그래프를 살펴보면 그림 15, 16로 나타나게 되는데, 그림 15은 각도 값, 그림 16은 위치값을 나타낸다. 7.1kg의 결과와 마찬가지로 제안한 제어가 기존의 제어기 보다 나은 성능을 보임을 알 수 있었다.

무게 값을 8.1kg으로 두었을 때의 경우도 살펴 보면, 각도, 위치 값은 각각 그림 17, 18이 되겠다. 임의로 준 무게 값의 관성이 크기 때문에 제어성능의 차이가 앞의 경우보다 뚜렷하므로 제안한 제어가 기존의 제어기 보다 나은 성능을 보임을 알 수 있었다.

그림 17. 무게가 8.1kg일 경우의 각도 궤적
Fig. 17 Angular trajectory for the weight of 8.1kg

그림 18. 무게가 8.1kg일 경우의 위치 궤적
Fig. 18. Position trajectory for the weight of 8.1kg

그림 19, 20은 무게 값을 8.1kg으로 두었을 때의 두 제어기의 성능을 애니메이션을 스냅샷 한 것이다. 위의 실험그래프처럼 3초가 되는 시점에 운송수단을 밀도록 설정했으며 그림 19는 기존 제어기를 사용했으며, 그림 20은 본문에서 제안한 제어기를 사용했다. 그림 19에서의 기존 제어기는 4.75초에 자세를 제어하는 것에 비해 그림 20에서의 제안한 제어기는 3.98초에 이미 자세를 제어함을 시각적으로 확인할 수 있다. 같은 시간에 동일한 힘이 가해졌을 때 더 빠르게 자세를 안정화하는 것을 볼 수 있으므로 제안한 제어기가 기존의 제어기 보다 나은 성능을 보임을 알 수 있었다.

그림 19. 8.1kg일 경우의 기존 퍼지제어기 애니메이션
Fig. 19 Animation for general fuzzy controller of 8.1kg

그림 20. 8.1kg일 경우의 신경회로망을 사용한 퍼지제어기 애니메이션
Fig. 20 Animation for fuzzy controller with Neural network of 8.1kg

위의 결과 값들로 3개의 표본 값을 퍼지 소속 함수 요소 값으로 사용한 퍼지 제어기보다 본 논문에서 제안한 신경회로망으로 퍼지 소속 함수 요소 값을 튜닝한 퍼지 제어기가 더 좋은 결과 값을 낸다는 것을 확인할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 로봇에 실리는 무게에 영향을 적게 받는 좋은 성능을 갖는 제어기를 설계하기 위해, 우선 일반 퍼지 제어기의 적절한 퍼지 소속 함수 요소 값 8개를 무게에 따라서 시행착오적으로 구했다. 그 뒤 신경회로망을 이용한 알고리즘을 통해 최적의 값을 찾아 퍼지 제어기에 적용시켰다. 기존의 무게에 따라 3가지 기준 퍼지 소속 함수 요소 값을 배분하는 퍼지 제어기를 본 논문에서 제안한 신경회로망을 통해 얻어진 최적의 이득 값을 가진 퍼지 제어기와 시뮬레이션 상으로 비교하였다. 시뮬레이션은 로봇의 무게에 따라 4kg, 7.1kg, 8.1kg을 주었을 때 3가지 경우 모두 본 논문에서 제시한 제어기가 우수한 성능을 보였다. 이 연구로 기존의 이륜 역진자 로봇의 밸런싱에 대한 안정성을 더욱 높일 수 있었다.

참고문헌

- [1] Hoa G. Nguyen, John Morrell, Katherine Mullens, Aaron Burmeister, Susan Miles, Nathan Farrington, Kari Thomas, and Douglas W. Gagee, "Segway Robotic Mobility Platform," SPIE Proc. 5609: Mobile Robots XVII, Philadelphia, PA, October 27-28, 2004.
- [2] U. Dole, S. Beatty, and M. Jamshidi, "Modified hardware design for cooperative mobile robots," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, vol. 4, pp. 3358-3363, October 5-8 2003.
- [3] H. Azizan, M. Jafarinasab, S. Behbahani, and M. Danesh, "Fuzzy control on LMI approach and fuzzy interpretation of the rider input for two wheeled balancing human transporter," IEEE International Conference on Control and Automation, Xiamen, China, June 9-11, 2010.
- [4] Ching-Chih Tsai, Hsu-Chih, and Shui-Chun Lin, "Adaptive neural network control of a self-balancing two-wheeled scooter," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 57, no. 4, April 2010.
- [5] Akira Shimada and Naoya Hatakeyama, "Movement control of two-wheeled inverted pendulum robots considering robustness," SICE Annual Conference Japan August 20-22, 2008.
- [6] Seul Jung, and Sung Su Kim, "Control experiment of a wheel-driven mobile inverted pendulum using neural network," IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 16, no. 2, March 2008.
- [7] 김현욱, 정슬, "무게 변화에 따른 차륜형 밸런싱 로봇의 제어기 설계 및 실험연구," 한국지능시스템학회 논문지, vol. 20, no. 4, pp.469-475 2010.
- [8] <http://www.segway.com/puma/>

저자소개

정건우(Gun-Oo Jung)

2009년 부산대학교
전자전기공학과 공학사
2010년~현재 부산대학교
전자전기공학과 석사과정

※ 관심분야: 퍼지 제어, 지능로봇, 응용 제어

안태희(Tae-Hee An)

2009년 부경대학교 전기공학과
공학사
2011년 부산대학교 전자전기
공학과 공학석사

2011년~현재 부산대학교 전자전기공학과 박사과정
※ 관심분야: Robot Control, Neural Network, Fuzzy Algorithm

최영규(Young-Kiu Choi)

1980년 서울대학교 전기공학과
(공학사)
1982년 KAIST 전기 및 전자공학과
(공학석사)

1987년 KAIST 전기 및 전자공학과(공학박사)
1986년~현재 부산대학교 전자전기공학부 교수.
※ 관심분야: 로봇제어, 지능제어, 신경회로망 등