

학습기반 뉴로-퍼지 시스템을 이용한 휴머노이드 로봇의 지능보행 모델링

Intelligent Walking Modeling of Humanoid Robot Using Learning Based Neuro-Fuzzy System

김 동 원*, 박 귀 태
(Dongwon Kim and Gwi-Tae Park)

Abstract : Intelligent walking modeling of humanoid robot using learning based neuro-fuzzy system is presented in this paper. Walking pattern, trajectory of the zero moment point (ZMP) in a humanoid robot is used as an important criterion for the balance of the walking robots but its complex dynamics makes robot control difficult. In addition, it is difficult to generate stable and natural walking motion for a robot. To handle these difficulties and explain empirical laws of the humanoid robot, we are modeling practical humanoid robot using neuro-fuzzy system based on the two types of natural motions which are walking trajectories on a flat floor and on an ascent. Learning based neuro-fuzzy system employed has good learning capability and computational performance. The results from neuro-fuzzy system are compared with previous approach.

Keywords : humanoid robot, intelligent walking, learning based neuro-fuzzy system

I. 서론

휴머노이드 로봇은 일반적인 모바일 로봇에 비하여 현재 사람들이 생활하고 있는 복잡한 환경 (문턱, 층계 및 경사면 등)에 더욱 적합하며, 인간과 동일한 외형을 갖추고 있어 인간친화적인 서비스를 제공할 수 있다. 이와 같은 이유는 휴머노이드 로봇을 개발하는 주요 동기가 되어 왔으며, 다양한 형태의 휴머노이드 로봇이 개발되었다[1,2]. 시스템 설계, 동역학 분석, 보행패턴 연구 등은 휴머노이드 로봇에 있어서 중요한 이슈가 되고 있으며, 이중 안정적인 보행패턴 생성과 관련하여 로봇의 균형점을 이용하는 연구가 많이 진행되고 있다[3-9]. 보행로봇의 균형점은 보행로봇과 지면의 복잡한 상호작용을 다루기 위한 중요한 요소로써 보행의 안정성을 위한 중요한 기준으로 연구되고 있다[3-5]. 이와 같은 연구의 일환으로 선행연구인 [8]에서는 휴머노이드 로봇의 안정적인 평지보행과 경사면의 오르막 보행을 구현하고 이에 대한 균형점을 퍼지 시스템을 이용하여 분석하여 휴머노이드 로봇의 보행과 관련된 비선형성을 잘 묘사하였다. 그러나 적절한 성능을 구현하기 위해 너무 많은 휴머노이드 로봇의 입력변수를 고려하였으며, 이에 따라 1000개가 넘는 퍼지 규칙이 사용되었다. 따라서 비대한 네트워크 구조와 과도한 연산량은 기회비용으로 지불해야만 했다. 따라서 이와 관련된 새로운 지능연산 알고리즘을 적용하여 네트워크 크기 등의 문제점을 해결하고, 새로운 연구결과에 대한 분석과 고찰이 필요하다.

본 논문에서는 지능연산 기법으로 잘 알려진 학습기반 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 휴머노이드 로봇의 지능보행 모

델링 연구에 중점을 둔다. 뉴로-퍼지 시스템인 ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) [10]는 퍼지시스템의 가장 큰 장점인 추론 능력과 신경회로망의 장점인 학습 능력을 융합한 퍼지 신경망의 한 종류이다. 이러한 ANFIS는 Jang에 의해 소개되었으며 수계노 퍼지모델[11]에 기반하여 하이브리드 학습규칙을 사용한다. 이러한 장점으로 인해 ANFIS는 다양한 분야에 적용되어 만족할 만한 성능을 보이고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 설계된 휴머노이드 로봇의 평지와 경사면에 대한 보행을 살펴보고 3장에서는 비선형 시스템의 분석도구인 학습기반 뉴로-퍼지 시스템을 소개한다. 평지와 경사면을 보행하는 휴머노이드 로봇의 균형점을 모델링하고 이의 결과에 대한 분석은 4장에서 이루어지며, 마지막으로 5장에서 결과를 고찰하고 결론을 맺는다.

II. 휴머노이드 로봇 설계

새롭게 설계되고 제작된 이족 휴머노이드 로봇의 설계사

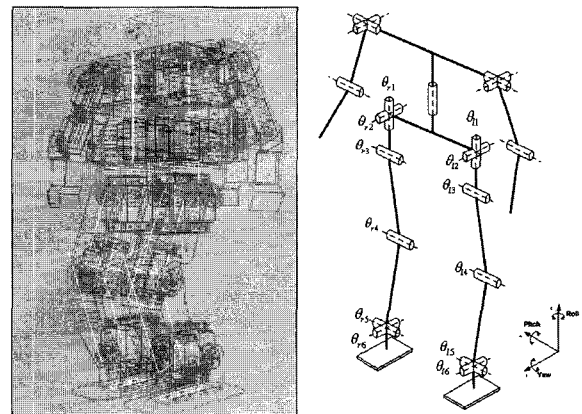


그림 1. 휴머노이드 로봇의 설계사진과 관절정보.

Fig. 1. Design draw and joint information of humanoid robot.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 1. 25., 채택확정 : 2007. 2. 17.

김동원, 박귀태 : 고려대학교 전기전자전파공학과

(upground@korea.ac.kr/gtpark@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초 연구(R01-2005-000-11044-0) 지원으로 수행된 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

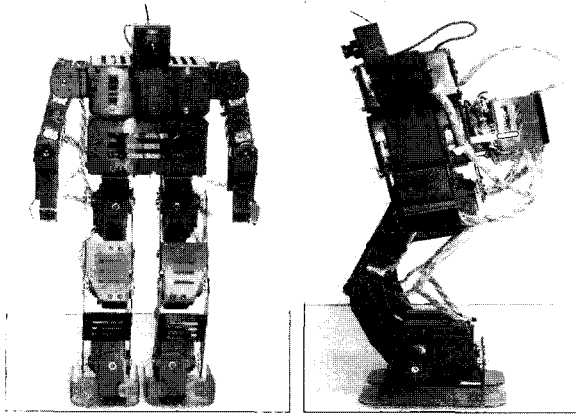


그림 2. 휴머노이드 로봇의 정면과 측면사진.
Fig. 2. Front and side view of humanoid robot.

표 1. 휴머노이드 로봇의 세부내역.
Table 1. Specification of our biped humanoid robot.

Size	Height : 445mm
Weight	3kg
CPU	TMS320LF2407 DSP
Actuator (RC Servo motors)	HSR-5995TG (Torque : 30kg·cm at 7.4V)
Degree of freedom	19 DOF (Leg+Arm+Waist)= 2*6 + 3*2+1)
Power source	Battery
Actuator	: AA Size Ni-poly (7.4V, 1700mAh)
Control board	: AAA size Ni-poly (7.4V, 700mAh)

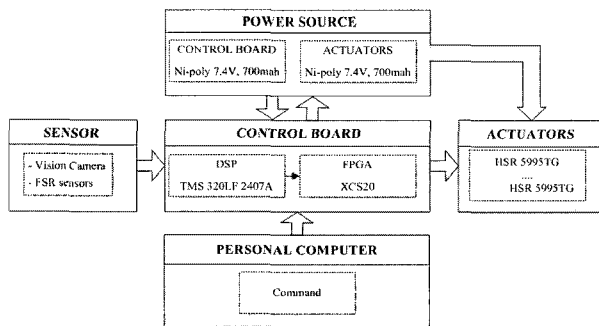


그림 3. 로봇시스템에 대한 전체 블록선도.
Fig. 3. Overall block diagram of humanoid robot system.

진과 각각의 관절에 대한 내용이 그림 1에서 보여진다. 19개의 관절(다리 6*2관절, 양팔 3*2관절, 허리1관절)을 가지며, 로봇의 길이는 카메라를 포함하여 약 445mm이고 전체 무게는 약 3kg이다.

몸체 제작은 알루미늄 소재가 사용되어 무게를 줄일 수 있었으며, 각 관절은 RC 서보 모터(DC 모터+기어+제어기)로 구동된다. 이 로봇에 대한 실제의 모습(정면과 측면)을 그림 2에서 나타내었다. 설계된 휴머노이드 로봇은 제어보드와 전원부, 구동부, 센서부, 등으로 구성되었으며 이에 대한 세부 내역은 표 1에서 살펴볼 수 있다. 로봇시스템에 대한 전체 블록선도를 그림 3에서 나타내었으며, 로봇의 제어보드는

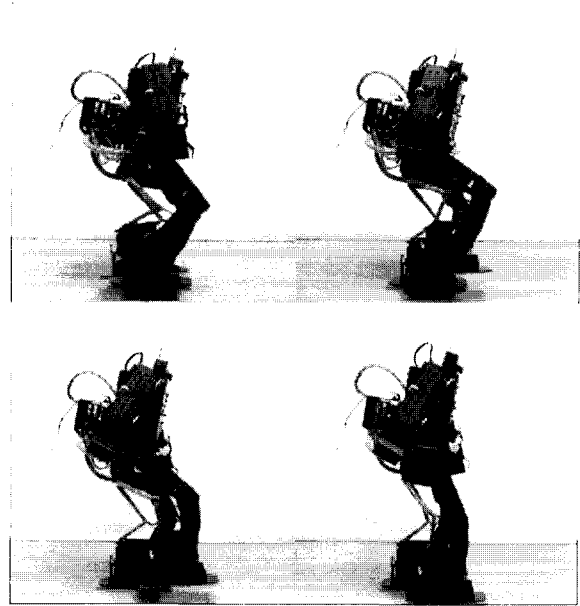


그림 4. 휴머노이드 로봇의 평면보행.
Fig. 4. Humanoid robot walking on a flat floor.

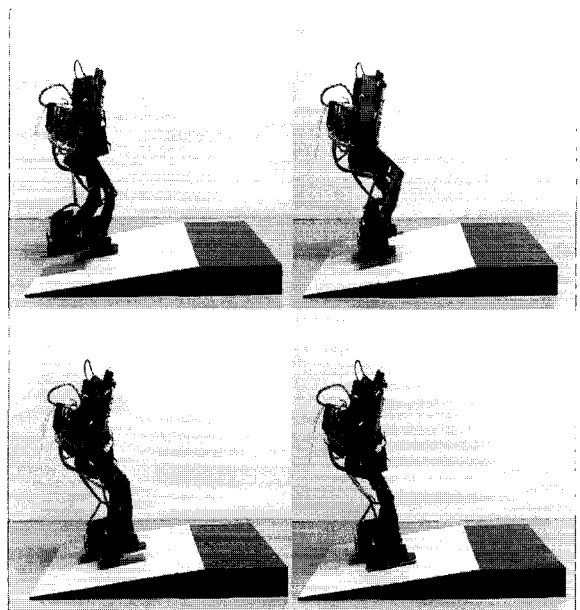


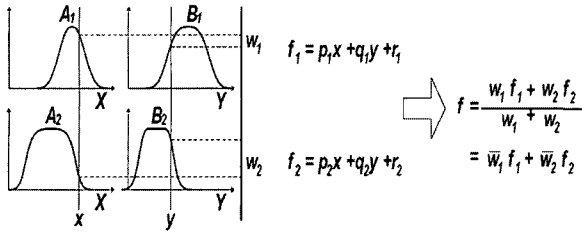
그림 5. 휴머노이드 로봇의 경사면 오르막보행.
Fig. 5. Humanoid robot walking on an ascent.

TMS 320LF 2407 칩을 사용하여 구현하였다.

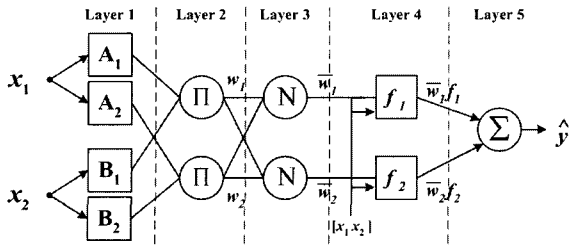
제작된 휴머노이드 로봇의 보행동작을 그림 4와 5에서 나타내었다. 그림 4는 평면을 보행하고 있는 휴머노이드 로봇의 옆모습을 나타내었으며, 그림 5는 경사면의 오르막 보행을 하고 있는 로봇을 나타내었다.

III. 학습기반 뉴로-퍼지 시스템

본 장에서는 잘 알려진 뉴로-퍼지 시스템 (ANFIS)의 구조와 그 구조를 이루고 있는 각 층의 기능을 간략히 살펴본다. 자세한 내용은 [10]에서 살펴볼 수 있다. ANFIS는 그림 6과 같이 1차 수계노 퍼지 모델에 기반하여 제안되었다. ANFIS



(a) 수계노 퍼지모델



(b) 퍼지모델과 등가인 ANFIS 구조

그림 6. 퍼지 규칙과 이에 대응하는 ANFIS 구조.
Fig. 6. Fuzzy rules and their corresponding ANFIS architecture.

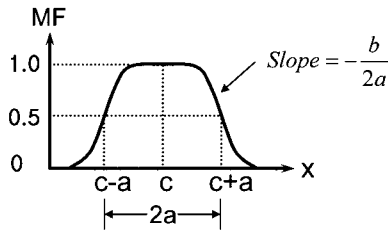


그림 7. 벨모양의 멤버십 함수와 이의 파라미터.
Fig. 7. Bell type of membership function and its parameters.

모델의 구조를 설명하기 위해 아래와 같은 두 개의 “IF-THEN” 규칙이 있다고 가정한다.

Rule 1: If x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule 2: If x is A_2 and y is B_2 , then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

그림 6은 위와 같은 두 개의 규칙을 갖은 수계노 퍼지 모델의 구조이다.

그림 6에서 보여주는 것과 같이 ANFIS는 5개의 서로 다른 역할을 하는 층으로 이루어져 있으며, 각 층에서의 출력을 O_i^j 으로 표현하여 설명하면 다음과 같다.

1층: 모든 입력 변수는 퍼지 집합에 대한 소속도를 포함하는 퍼지 변수가 된다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \tag{1}$$

여기서, O_i^1 은 1층의 노드 i 에 대한 출력이며, A_i 에 대한 입력 값의 소속도가 계산된 값이다. 본 논문에서 사용된 멤버십 함수는 아래와 같다.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c_i}{a_i} \right|^{2b}} \tag{2}$$

여기서 a_i, b_i, c_i 는 그림 7에서 보여주는 것과 같이 멤버십 함

수의 파라미터로 폭, 기울기와 중심과 관련된 값들이다.

2층: 각 노드는 고정되어 있으며, 1층의 출력 값이 Product 연산에 의해 다음과 같이 계산된다.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x_1) \times \mu_{B_i}(x_2) \quad i=1,2 \tag{3}$$

3층: i 번째 노드는 모든 규칙중 i 번째 규칙의 활성화비율을 계산한다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i=1,2 \tag{4}$$

4층: ANFIS에서의 후건부에 해당하는 계층으로 모든 노드 i 는 다음과 같은 선형 함수를 갖는다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \tag{5}$$

여기서 \bar{w}_i 은 3층의 출력값이며, p_i, q_i, r_i 는 이 노드의 파라미터 집합이다.

5층: 노드 O_i^5 는 4층에서의 모든 출력에 대한 합으로써 전체 출력을 나타낸다.

$$O_i^5 = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \tag{6}$$

IV. 휴머노이드 로봇의 지능보행 모델링

3장에서 살펴본 ANFIS를 이용하여 휴머노이드 로봇의 보행 궤적을 모델링하고 이의 결과를 선행연구인 [8]과 비교 분석한다. 휴머노이드 로봇의 보행궤적을 구성하는 관절은 그림 8과 같고, 모든 데이터는 FSR 센서로 얻으며, 10 자유도로 구성되어 있다. 여기서, [8]은 정확한 분석결과를 위해 많은 정보를 이용하여 휴머노이드 로봇의 보행과 관련된 비선형성을 다루었다. 10개의 관절 모두를 입력변수로 고려했으며 각 관절당 2개의 멤버십 함수를 할당하여 대단히 많은 퍼지규칙을 생성하였으며 결과적으로 네트워크가 상당히 복잡하였다. 그러나, 본 연구에서는 보행과 직접적으로 관련된 $\theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_8$ 4개의 관절만을 고려하여 입력변수 수를 줄였으며, 각 입력변수당 3개의 멤버십 함수를 할당하여 81개의 퍼지 규칙만을 생성하여 결과를 도출하였다.

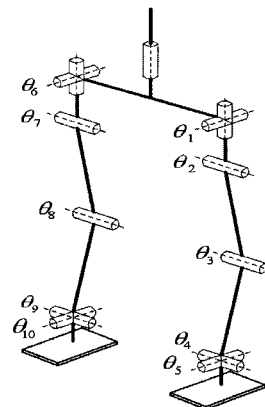


그림 8. 휴머노이드 로봇의 보행궤적을 구성하는 관절.
Fig. 8. Joint of humanoid robot for walking trajectory.

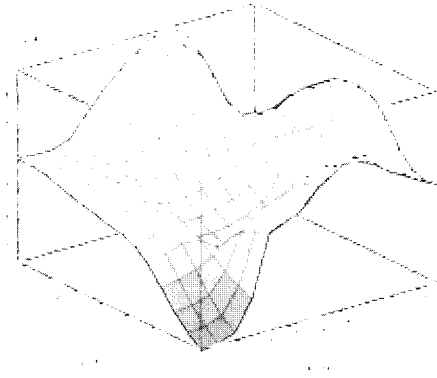


그림 9. 평지보행의 θ_2, θ_3 과 x축 보행궤적과의 관계.

Fig. 9. Relationship between joint θ_2, θ_3 and walking trajectory ZMPx.

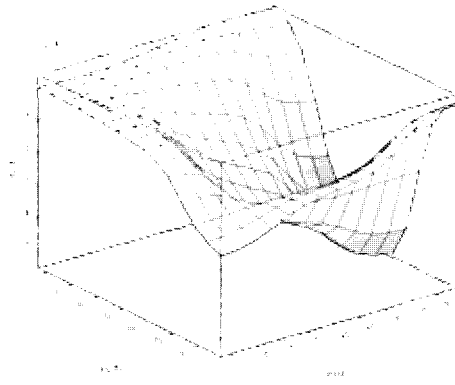


그림 12. 평지보행의 θ_2, θ_3 과 y축 보행궤적과의 관계.

Fig. 12. Relationship between joint θ_2, θ_3 and walking trajectory ZMPy.

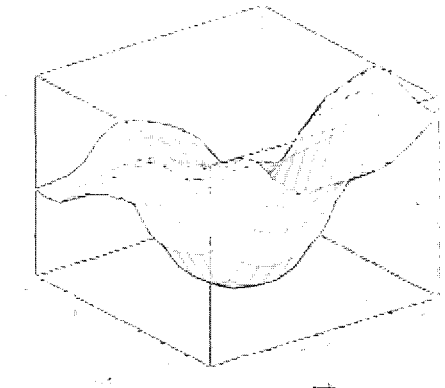


그림 10. 평지보행의 θ_7, θ_8 과 x축 보행궤적과의 관계.

Fig. 10. Relationship between joint θ_7, θ_8 and walking trajectory ZMPx.

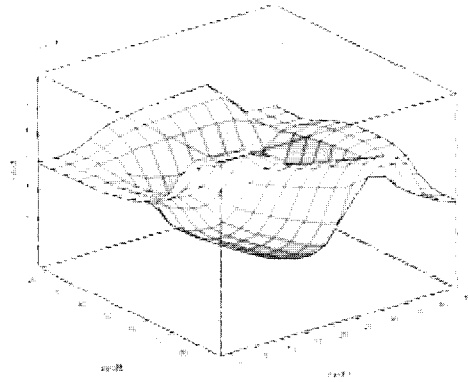


그림 13. 평지보행의 θ_7, θ_8 과 y축 보행궤적과의 관계.

Fig. 13. Relationship between joint θ_7, θ_8 and walking trajectory ZMPy.

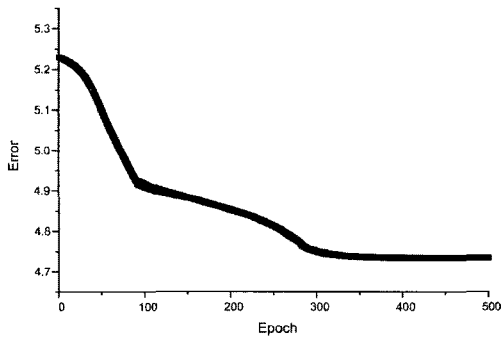


그림 11. 학습에 따른 에러의 변화율.

Fig. 11. Variation of error according to epoch.

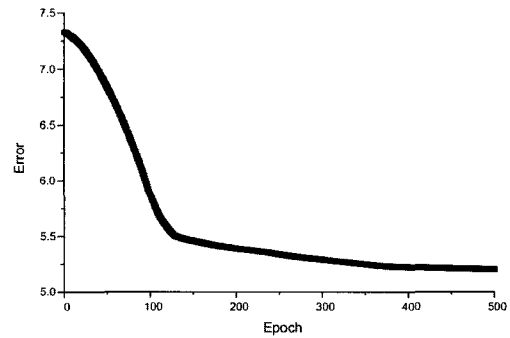


그림 14. 학습에 따른 에러의 변화율.

Fig. 14. Variation of error according to epoch.

그림 9는 평지에서의 보행중 x 축에 대한 결과로, 500 epoch 만큼 ANFIS를 학습시켰을 때, 입력변수인 θ_2, θ_3 과 출력변수인 로봇의 보행궤적인 ZMP [8] 사이의 관계를 3차원으로 나타낸 것이다. 또한 관절 θ_7, θ_8 과 ZMP 사이의 관계는 그림 10을 통하여 살펴볼 수 있다. 그림 11은 ANFIS의 학습에 따른 에러값이 변화되는 것을 보여주고 있으며, 최종적으로

500epoch에서 정밀도는 [8]과 같은 성능지수로 (Mean Squared Error: MSE) 4.734를 가진다. 이해를 돕기 위해 평지에서의 기준궤적을 그림 23-25에서 예로 들었다.

그림 12는 평지보행에서의 관절 θ_2, θ_3 과 y축 보행궤적과의 관계를 나타내는 것으로, x축 보행궤적인 그림 9와는 다른 형태를 살펴볼 수 있다. 평지보행에서의 관절 θ_7, θ_8 과 y축

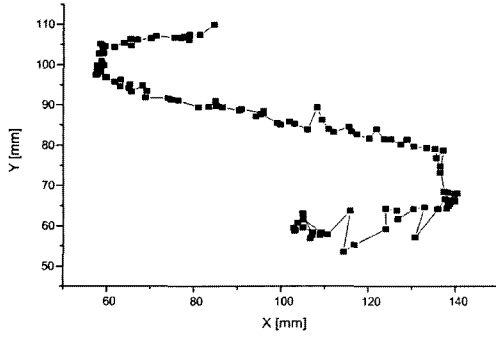


그림 15. ANFIS를 통한 평지 보행궤적.
Fig. 15. Walking trajectory from ANFIS.

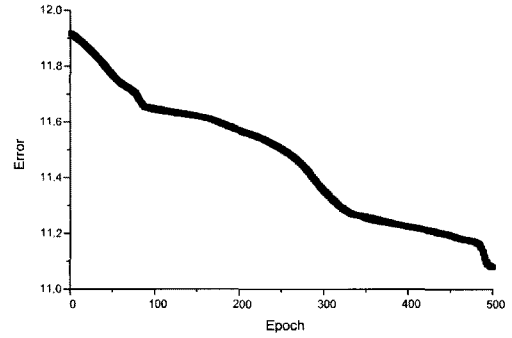


그림 18. 학습에 따른 에러의 변화율.
Fig. 18. Variation of error according to epoch.

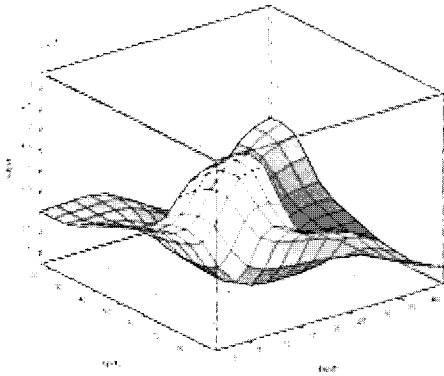


그림 16. 오르막보행의 θ_2, θ_3 과 x축 보행궤적과의 관계.
Fig. 16. Relationship between joint θ_2, θ_3 and walking trajectory ZMPx.

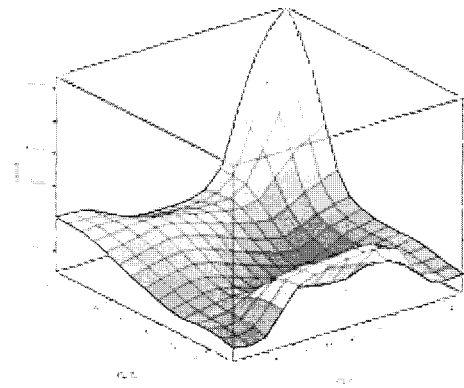


그림 19. 오르막보행의 θ_2, θ_3 과 y축 보행궤적과의 관계.
Fig. 19. Relationship between joint θ_2, θ_3 and walking trajectory ZMPy.

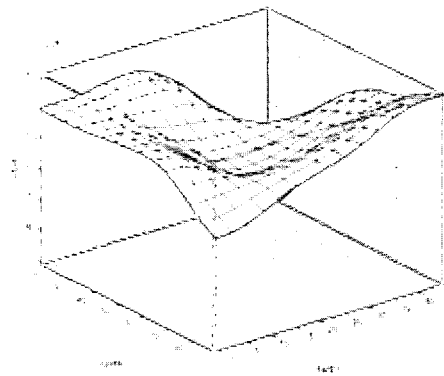


그림 17. 오르막보행의 θ_7, θ_8 과 x축 보행궤적과의 관계.
Fig. 17. Relationship between joint θ_7, θ_8 and walking trajectory ZMPx.

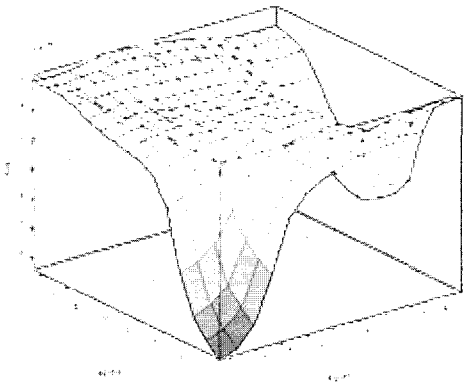


그림 20. 오르막보행의 θ_7, θ_8 과 y축 보행궤적과의 관계.
Fig. 20. Relationship between joint θ_7, θ_8 and walking trajectory ZMPy.

보행궤적과의 관계는 그림 13에서 살펴볼 수 있으며, 이때 학습에 따른 에러의 변화율은 그림 14를 통하여 확인 할 수 있다. 여기서, ANFIS를 통한 정밀도는 5.203을 가진다. 최종적으로 ANFIS를 통하여 생성된 평지보행의 궤적은 그림 15에서 나타내었으며, 전체적으로 부드러운 곡선을 확인 할 수 있다.

평지보행과 동일한 ANFIS파라미터와 동일한 로봇의 관절을 입력변수로 이용했을 때, 오르막 보행에 대한 결과는 그림 16-그림 22에서 확인 할 수 있다. 여기서, 오르막보행에서의 관절 θ_2, θ_3 과 x축 보행궤적과의 관계와 관절 θ_7, θ_8 과 x축 보행궤적과의 관계를 그림 16과 그림 17에서 각각 확인할 수 있으며, 그림 18에서는 학습에 따른 에러값의 변화율을 나타

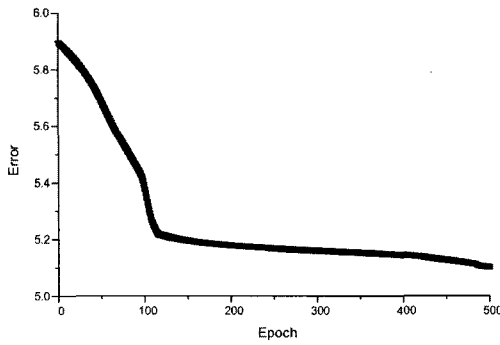


그림 21. 학습에 따른 에러의 변화율.
Fig. 21. Variation of error according to epoch.

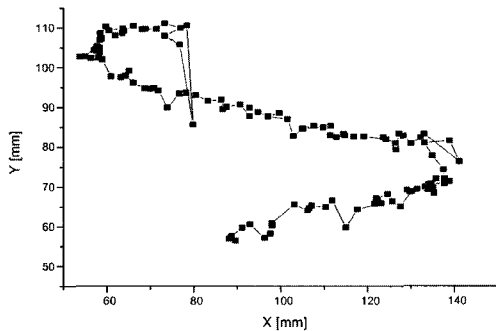


그림 22. ANFIS를 통한 오르막 보행궤적.
Fig. 22. Walking trajectory from ANFIS.

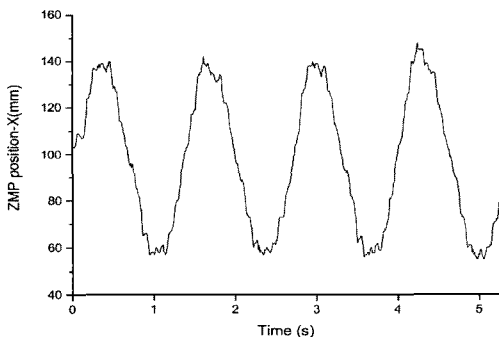


그림 23. 평지에서에서의 x축 기준궤적.
Fig. 23. Criterion x trajectory for ANFIS.

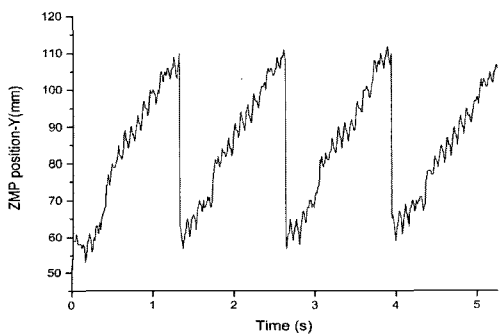


그림 24. 평지에서에서의 y축 기준궤적.
Fig. 24. Criterion y trajectory for ANFIS.

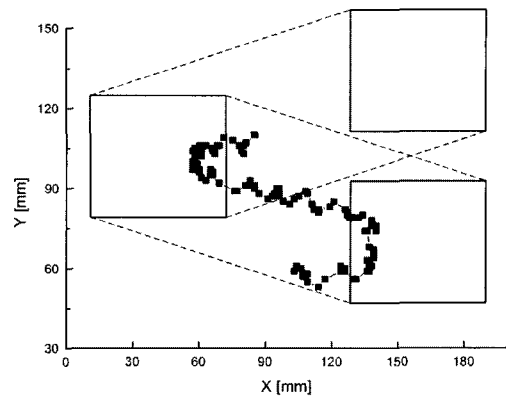


그림 25. 평지에서의 기준보행궤적.
Fig. 25. Criterion walking trajectory for ANFIS.

내었다. 이때 모델의 정밀도는 11.079이다.

그림 19에서는 오르막보행에서의 관절 θ_2, θ_3 와 y축 보행 궤적과의 관계를 나타내었으며, 관절 θ_7, θ_8 과 y축 보행 궤적과의 관계는 그림 20에서 살펴볼 수 있다. 그림 21에서는 앞에서와 마찬가지로, 학습에 따른 에러값의 변화율을 나타내었으며, 이때 모델의 정밀도는 5.1024이다. ANFIS를 통하여 생성된 오르막 보행에서의 궤적은 그림 22에서 나타내었으며, 평지보행과 유사하게 부드러운 곡선을 확인 할 수 있다. 하지만, 곡선의 중심에서 벗어난 몇몇 점들을 확인 할 수 있는데, 이는 추후 개선해야 될 내용이다.

V. 결론 및 결과고찰

본 논문에서는 학습기반 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 휴머노이드 로봇의 지능보행 모델링을 연구하였다. 그 결과 평지보행일 때, 선행연구에 비해 보행궤적의 결과값으로 ZMPx는 4.24에서 4.73으로 ZMPy는 4.59에서 5.20으로 다소 변화가 있었다. 또한 오르막 보행에서는 7.93에서 11.07, 5.79에서 5.10로 변화였다. 하지만 이용된 퍼지 규칙은 1024개에서 81개로 약 8%의 규칙 수만을 사용하여 위와 같은 결과 값을 얻을 수 있었다. 따라서 앞으로의 개선방향으로 모델의 성능인 정밀도와 네트워크의 크기 사이에 적당한 균형점에 대한 기준을 마련하고 이에 대한 연구를 하는 것이 필요하다.

참고문헌

- [1] 유범재, 오상록, “네트워크 기반 휴머노이드,” 전자공학회지, vol. 32, no. 1, pp. 60-69, Jan. 2005.
- [2] Y. Guan, E. S. Neo, K. Yokoi, and K. Tanie, “Stepping over obstacles with humanoid robots,” *IEEE Trans. Robotics*, vol. 22, no. 5, pp. 958-973, Oct. 2006.
- [3] M. Vukobratovic and D. Juricic, “Contribution to the synthesis of biped gait,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 16, no. 1, pp. 1-6, 1969.
- [4] M. Vukobratovic and B. Brovac, “Zero-moment point-thirty five years of its life,” *Int. J. Humanoid Robotics*, vol. 1, pp. 157-173, 2004.
- [5] Y. Hasegawa, T. Arakawa, and T. Fukuda, “Trajectory generation for biped locomotion robot,” *Mechatronics*, vol. 10, pp. 67-89, 2000.

- [6] J. H. Park, "Fuzzy-logic zero-moment-point trajectory generation for reduced trunk motions of biped robots," *Fuzzy sets and systems*, vol. 134, pp. 189-203, 2003.
- [7] J. H. Park and Y. K. Rhee, "ZMP trajectory generation for reduced trunk motions of biped robots" *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, IROS '98*, pp. 90-95, 1998.
- [8] 김동원, 박귀태, "이족 휴머노이드 로봇의 안정적인 보행 패턴 분석: 퍼지 모델링 접근방법," *전기학회논문지*, vol. 54D, no. 6, pp. 376-382, Jun. 2005.
- [9] S. Kajita, F. Kanehiro, and K. Kaneko, "Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point," *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, pp. 1620-1626, 2003.
- [10] J.-S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, vol. 23, pp. 665-685, May 1993.
- [11] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, SMC-15, pp. 116-132, 1985.



김 동 원

1974년 3월 15일생. 2007년 고려대학교 전기전자전파공학과 박사. 2004년~현재 안양대학교 전기전자공학과 겸임교수. 관심분야는 휴머노이드 로봇 설계 및 지능 모델링, 소프트 컴퓨팅기반 진화된 뉴로-퍼지 시스템, 지능제어.



박 귀 태

1947년 10월 25일생. 1981년~현재 고려대학교 전기공학과 교수. 2000년~현재 (사) IBS KOREA 회장. 관심분야는 진화된 퍼지 및 신경망, 지능연산기법을 응용한 공정 모델링, 지능제어, 인텔리전트 빌딩시스템 및 정보통신.