신경회로망과 틸팅을 이용한 이족 보행로봇의 ZMP 개선 연구

A Study on ZMP Improvement of Biped Walking Robot Using Neural Network and Tilting

김 병 수¹, 남 규 민², 이 순 겔³

Kim Byoung-Soo¹, Nam Kyu-Min², Lee Soon-Geul³

Abstract Based on the stability criteria of ZMP (Zero Moment Point), this paper proposes an adjusting algorithm that modifies walking trajectory of a bipedal robot for stable walking by analyzing ZMP trajectory of it. In order to maintain walking balance of the bipedal robot, ZMP should be located within a supporting polygon that is determined by the foot supporting area with stability margin. Initially tilting imposed to the trajectory of the upper body is proposed to transfer ZMP of the given walking trajectory into the stable region for the minimum stability. A neural network method is also proposed for the stable walking trajectory of the biped robot. It uses backpropagation learning with angles and angular velocities of all joints with tilting to get the improved walking trajectory. By applying the optimized walking trajectory that is obtained with the neural network model, the ZMP trajectory of the bipedal robot is certainly located within a stable area of the supporting polygon. Experimental results show that the optimally learned trajectory with neural network gives more stability even though the tilting of the pelvic joint has a great role for walking stability.

Keywords: ZMP, biped walking robot, neural network, backpropagation.

1. 서론

이족 보행로봇을 비롯한 로봇에 관한 일반적인 의미는 전기 또는 자기 효과를 이용하여 사람과 같이 움직이는 기계적 장치를 뜻한다.

보행로봇의 본격적인 연구는 1960년대 초반부터 시작되어, 1966년에 McGhee와 Frank에 의해 개발된 사각 보행로봇인 “Phony Pony”가 액추에이터(actuator)를 사용

하여 컴퓨터 제어가 가능한 형태로 제작되었으며, 이때부터 불규칙한 지형의 보행을 중점으로 연구가 시작되었다^[1].

인간은 보행할 때 기계장치보다 세부적인 부분에서 많은 자유도를 갖고 있으며 여러 자유도에 따른 구동을 통해 보행을 하게 된다. 로봇의 경우 인간과 반대로 관절의 수가 제한되어 있고, 그 수를 비교하면 매우 적다. 그러나 로봇이 인간과 비슷하게 안정한 보행을 모방하는 이유는 관절의 자유도보다 로봇의 무게중심을 계산하고, 변화하는 무게중심을 예측하여 자세를 로봇 스스로 미리 제어하기 때문이다^[2].

이러한 이족 보행로봇의 안정화된 걸음새를 확보하기 위해 우선 보행로봇의 보행궤적을 생성하는 작업이 선행되어야만 한다.

Received: Jan. 11. 2011; Reviewed: Mar. 11. 2011; Accepted: Oct. 11. 2011

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업(NIPA-2010-C1090-1021-0013)과 보건복지부 보건의료기술진흥 사업의 지원(A101987)의 연구결과로 수행되었음.

1 경희대학교 기계공학과 박사 후과정

2 경희대학교 기계공학과 석사

3 경희대학교 기계공학과

먼저 안정성확보의 기준이 되는 ZMP(zero moment point)에 맞게 보행궤적을 생성하는 방법과 보행궤적을 먼저 생성한 후 ZMP조건에 맞도록 수정하는 방법으로 나누어 사용하는데, 본 논문에서는 후자의 방법을 적용하였다^[3,4].

신경회로망(neural network)은 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포간에 연결 관계를 최소평방기법(least mean square)으로 단순화시켜 수학적 모델링을 통해 계산하는 병렬 처리시스템이다^[5].

앞선 연구에서 유전학적 알고리즘을 이용하여 걸음새를 생성한 연구나, 신경회로망을 이용한 걸음새 연구가 활발하게 진행되었으나 실제 로봇에 적용하는 연구는 활발하지 않았다^[6].

본 논문에서는 이족 보행로봇의 보행궤적을 해석한 다음, 틸팅 전과 후의 ZMP 보행궤적과 실제 이족 보행로봇에 신경회로망을 인식한 ZMP 보행궤적을 비교하여 개선되는 보행 개선 알고리즘을 제안하였다..

2. System Setup

본 논문에서는 이족 보행로봇과 컴퓨터 사이에 케이블 변환기를 연결하여 이더넷 통신을 기반으로 한 실시간 처리 시스템을 구축하였다. 본 논문에서 사용한 로봇의

그림 1. 이족 보행로봇

표 1. 이족 보행로봇의 제품 사양

제원	내용
제품명	Bioid
무게	2.0 Kg
높이	35 cm
자유도	18 DOF
제조사	ROBOTIC Corp.

사양은 그림 1과 표 1과 같다.

실제 실험에 사용한 자유도는 상체가 고정되어있다는 가정아래 하체의 자유도 12개만 가지고 엉덩이, 무릎, 발목관절 각도를 제어하면서 보행궤적과 틸팅으로 수정한 보행궤적, 그리고 신경회로망으로 학습한 로봇의 보행궤적을 가지고 수행하였다.

3. 안정한 보행 기본 알고리즘

3.1 ZMP

이족 보행로봇이 보행할 때 중력에 의해 반발력이나 관성력이 발생하게 된다. ZMP는 이런 모든 관성항의 합이 0(Zero)이 되는 영역으로서, 이러한 안정영역이 지면을 지지하고 있는 발바닥 내에 존재하면 안정성을 확보할 수 있으며, 이는 선행된 연구에 의해서 증명된 바가 있다. 보행로봇의 걸음새는 두발로 지지하고 있는 자세인 DSP(double space phase)와 한발지기로 몸체를 지지하고 있는 자세인 SSP(single space phase)로 나눈다.

보행 걸음새에서 이족 보행로봇이 중심을 유지하기 위해서는 첫째, 복수개의 링크 하중은 링크의 무게 중심부분에 집중되어 있고, n 개의 무게 중심을 갖는 질량중심으로 가정하며, 둘째, 지지 평면(support plane)은 수직 항력 이외에 인위적인 외력이나 모멘트의 영향을 받지 않는다는 가정을 하며, 셋째, 지지평면과 발바닥 사이의 미끄러짐은 일어나지 않는다는 가정을 한다^[7].

위의 과정과 D'Alambert 원리에 의한 모멘트 운동방정식을 이용하여 기준 좌표계를 기준으로 한 링크 i 번째 요소의 무게중심(CoM: Center of Mass) 벡터를 표현하면 식(1)과 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{zmp} = \frac{\sum_{i=0}^n m_i (\ddot{z}_i + g) x_i - \sum_{i=0}^n m_i (\ddot{x}_i - g) z_i}{\sum_{i=0}^n m_i (\ddot{z}_i + g)} \quad (1)$$

$$y_{zmp} = \frac{\sum_{i=0}^n m_i (\ddot{z}_i + g) y_i - \sum_{i=0}^n m_i (\ddot{y}_i - g) z_i}{\sum_{i=0}^n m_i (\ddot{z}_i + g)} \quad (2)$$

식(1), (2)에서 x_{zmp} , y_{zmp} 는 균형점의 위치 좌표를 나타내고, n 과 m_i 는 링크의 갯수와 i 번째 링크무게를 나타내

며 $\ddot{x}_i, \ddot{y}_i, \ddot{z}_i$ 는 각 점에서의 선가속도 성분을 표현한다. 센서를 통해 측정할 무게의 힘을 기본으로 하는 ZMP 좌표위치 계산법은 식(3)과 같이 나타낸다^[4].

그림 2는 발바닥내 로드셀의 힘 방향을 나타낸 것으로 ZMP의 위치는 양 발 가운데로 설정하도록 하였다. 본 논문에서는 한 발에 네 개의 로드셀을 사용했기에 n 은 4로 고정하였다.

$$\mathbf{x}_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n f_i}, \quad \mathbf{y}_{zmp} = \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \quad (3)$$

식(3)에서 f_i 는 로봇 발바닥 i 지점에서 얻는 힘의 크기이며, x_i, y_i 는 로봇 발바닥에서 i 지점의 좌표위치를 나타내며, n 은 로드셀의 개수를 나타낸다.

그림 2. 발바닥 로드셀의 힘방향

3.2 틸팅 알고리즘

틸팅은 보행로봇의 무게중심 궤적을 지면과의 선형적인 관계를 유지시켜 보행로봇이 일정한 걸음새를 유지하여 보행하도록 각 관절링크의 상대적인 위치를 변경하여 자세를 보정하는 방법이다^[8].

본 논문에서는 이용한 영역법은 무게중심의 좌표가 안정영역내에 위치할 때 고정된 안정영역내에 무게중심 좌표를 유지시키는 방법으로 그림 3은 안정영역내 안정여유도를 보여주며, 이때 안정여유도 S_M 은 ZMP와 안정영역의 경계선까지 최소거리를 의미한다.

안정영역내 안정도상수 λ 는 $0 < \lambda < 1$ 구간의 값으로 식(4)와 같이 보행과정중 구간내 ZMP유지를 위한 불규

그림 3. 안정영역내 안정여유도

칙시변값을 가지며 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\lambda = \min[(\mathbf{U}_k - \mathbf{M}_C) \cdot \mathbf{n}_k - S_M] \quad (4)$$

여기서 $\mathbf{U}_k$ 와 $\mathbf{n}_k$ 는 어느 한 평면 경계상의 한 점 k 의 좌표벡터와 단위법선벡터이고, $\mathbf{M}_C$ 는 틸팅전 안정된 무게중심(CoM)의 좌표벡터성분이다^[6]. 이때 불안정($\lambda < 0$)의 경우, 안정영역내로 최대한 빠르게 이동하기 위해 식(5)와 같이 이동할 무게중심의 좌표를 계산한다.

$${}_N\mathbf{M}_C = \mathbf{M}_C - \lambda \mathbf{n}_m \quad (5)$$

여기서, ${}_N\mathbf{M}_C$ 은 이동할 무게중심의 좌표이며, $\mathbf{n}_m$ 은 식(5)의 값이 최소화 될 때의 $\mathbf{n}_k$ 값이다.

그림 4는 식(5)의 영역법에 기초한 틸팅상태 유지를 위한 $\lambda > 0$ 의 조건을 고려한 것으로, 보행로봇의 한발 지지상태에서 두발 지지상태로 변환할 때 순간적으로 발생한 ZMP위치를 안전한 영역 안에 옮겨서 유지하는 작업을 나타낸 순서도이다.

그림 4. 틸팅 알고리즘 순서도

3.3 신경회로망

신경회로망(neural network)은 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경 세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링 한 병렬 처리시스템이다.

Oscar는 신경망을 가지고 모든 관절의 각과 각속도를 역전파(backpropagation)의 학습법으로 최적화된 궤적을 연구하였다^[6]. 이 경우, 출력값의 에러가 출력노드에서 내부노드로 역전파하고, 이를 최소평방기법의 비선형 확장순으로 하위층으로부터 나오는 값이 가중치와 곱해져 새로운 입력층으로 설정되는 활성화함수로 표현되도록 설정한다.

본 논문에서는 앞의 연구보다 좀 더 단순화된 각각의 관절만 역전파법으로 학습하여 최적화된 궤적을 연구하였으며, 그림 5는 역전파법을 이용한 신경망 제어 알고리즘의 순서도를 나타내며, 신경망 활성화 함수식은 식 (6) 과 식 (7)과 같이 표현된다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (6)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2} [1 + f(x)] [1 - f(x)] \quad (7)$$

순방향 전파 후에 역전파가 시작되며, 이때 먼저 출력층 i 번째에서 오차정보를 가진 오차상수 δ_i 는 식(8)과 같이 풀이한다.

$$\delta_i = (T_i - O_i) f'(y) \quad (8)$$

여기서, T_i 는 출력층의 신경세포 목적값이며, O_i 는 출력층의 신경세포 활성화값, y 는 은닉층과 출력층의 가중치

그림 5. 역전파법 알고리즘의 순서도

이다. 이때, 가중치의 변화량 Δw_{ij} 은 식(9)와 같이 계산되며, 가중치 w_{new} 의 갱신은 식(10)와 같이 계산된다.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_i O_j \quad (9)$$

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \quad (10)$$

여기서, α 는 학습률(Learning rate)이고, O_j 는 은닉층의 활성화치이다. 이 두 층의 반복횟수는 가중치의 갱신이 일정 오차범위를 만족할 때까지 반복적으로 계속되고, 오차 범위 이내로 결정된 가중치를 이용하여 테스트 데이터를 적용하여 패턴인식을 수행한다^[4,5].

4. 실험 및 실험 결과

표 2는 본 논문에서 사용된 이족 보행로봇의 보행 한 주기에 발생한 이동거리, 이동시간 그리고 설정한 안정여유도 값을 보여준다.

본 논문의 실험은 보행궤적의 ZMP와 틸팅으로 수정한 보행궤적의 ZMP, 그리고 신경회로망으로 학습한 후에 최적화시킨 보행궤적의 ZMP를 측정하여 각각을 비교하도록 구성되었다.

그림 6(a)는 틸팅 전 보행로봇의 X축방향의 보행 궤적 ZMP 위치변화를 나타낸 그래프이고, 그림 6(b)은 틸팅 후의 ZMP 위치변화를 나타낸 그래프이다.

그림 6(c)는 신경회로망으로 획득한 X축방향의 보행 궤적에 틸팅을 적용한 ZMP 위치변화를 나타낸 그래프이다.

표 3은 신경회로망의 궤적 획득을 위한 신경망의 입력 값들이다. 여기서, 입력층의 뉴런수인 입력층(Input layer)은 18개로서 이족 보행로봇의 양다리의 궤적을 기입한 내용이고, 히든층(Hidden layer)은 10개로 설정하였다. 그리고 출력층(Output layer)은 1개로, 바이너리(binary)는 0에서 1사이로 지정하였다.

binary가 0인 경우는 보행이 실패한 경우이며, 1인 경우엔 보행을 성공한 경우로 설정하여 판단시켰다. 신경망

표 2. 보행주기 변수값들

분류	내용
안정여유도	3.0 cm
보행주기	3.5 sec
보폭	6.5 cm

표 3. 신경회로망 입력값

분류	내용
Input Layer	18
Hidden Layer	10
Output Layer	1
Binary	0~1
Sigmoid Function	0.5
Epochs	1000
Goal	0.01
Target data	140
Test data	15

그림 6(a). 틸팅전 X-축 ZMP 위치값

그림 6(b). 틸팅후 X-축 ZMP 위치값

그림 6(c). 신경회로망을 갖는 X-축 ZMP 위치값

발생기의 출력단 Sigmoid 함수를 0.5로 설정하여 바이너리 선행데이터를 구분하였고, 반복횟수의 시작(Epochs)은 1000회로 설정하여 목표치를 0.01값으로 수렴하도록

반복실험을 하였다.

학습데이터의 수인 추종데이터(Target data)와 시험데이터(Test data)는 보행로봇의 보행궤적을 각 관절마다 -5에서 5 사이의 값을 불규칙하게 주어서 Try & Error로 보행 가능유무를 확인한 값들이다.

추종데이터는 140개, 시험데이터는 15개로 설정하여 최적화된 보행궤적을 구하였다.

그림 6(a)와 그림 6(b)를 비교하면 안정여유도를 3cm로 설정하여 보행실험을 수행한 결과, 평균적으로 0.12~0.22sec 구간의 안정적인 X축 ZMP 위치값으로 전 구간 이동을 하였다. 다만, 보행 중간의 0.75~0.85sec 구간에서는 5.86cm의 안정여유도가 이동하였고, 1.60~1.75sec 구간에서는 2.84cm의 안정여유도가 이동하였다. 그림 6(b)에서는 0.11~0.18cm 이내의 틸팅으로 X축의 ZMP 위치를 수정하였다. 그림 6(c)는 신경회로망으로 얻은 궤적으로 그림 6(b)의 1.00~1.14sec 구간에 발생한 순간적인 불안정 측정의 안정여유도를 0.08~0.14cm로 낮추어 안정화 작업을 실현하였다.

그림 7(a)는 틸팅 전 Y축의 ZMP 위치값을 나타낸 것이고, 그림 7(b)는 틸팅 후 Y축의 ZMP 위치값을 나타낸 것이다. 그림 7(c)는 신경회로망으로 얻은 Y축 ZMP 위치값을 나타낸 것이다. 여기서 Y축은 X축과 다르게 안정여유도를 2cm로 두고 측정하였다. 그 이유는 로봇의 발 바닥 크기가 X축은 9cm, Y축은 6cm로 설계되어있어서 같은 비율의 안정여유도를 주고자 2cm로 설정하였다.

그림 7(a)의 ZMP 이동범위는 0.04~0.32cm의 평균이 나왔으나, 1.75~1.83sec 구간에서 순간적으로 1.2cm까지 이동범위가 순간적으로 나타나기도 했으나 안정 여유도를 벗어나지는 않았다. 그림 7(b)의 ZMP 이동범위는 0.0004~0.07cm의 이동범위를 나타내었다. 이는 그림 7(a)와 비교했을 때보다는 안정도를 높였으나 1.75~1.85sec 구간의 순간적인 범위를 안정화 시키지는 못했다. 그림 7(c)의 ZMP 이동범위는 그림 7(a)와 그림 7(b)와는 다르게 0.75~0.87sec 구간에서 보행진동이 발견되었으며, 그 이후의 1.75~1.85sec 구간에서부터 보행진동을 안정화하였다. 전체적으로 안정도여유도를 0.004~0.014cm의 평균 이동범위로 나타내는 안정도 개선의 효과를 확인하였다.

그림 8은 그림 6과 그림 7에서 확인한 ZMP의 X, Y축 위치를 2차원 평면상에 나타낸 그림이다. 그림 8(a)는 틸팅전 그림으로 전체적인 ZMP가 한 곳에 모이지 않음을

그림 7(a) 틸팅전 Y-축 ZMP 위치값

그림 7(b) 틸팅후 Y-축 ZMP 위치값

그림 7(c) 신경회로망을 갖는 Y-축 ZMP 위치값

확인할 수 있다. 그림 8(b)는 틸팅 후 그림으로 ZMP가 한 위치에 모이지만 약간은 넓게 분포되어 ZMP가 위치 한 것을 확인하였다. 그림 8(c)는 전체적인 분포가 한 점에 집중함을 확인하였다. 보행 중간에 Y축으로 튀는 ZMP가 있었지만 X축은 한 점에 일괄적으로 집중되어 안정적인 보행임을 확인하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 이족 보행로봇의 안정한 걸음새를 위해 신경회로망중에 역전파법을 이용해서 자가 학습으로 보행궤적을 최적화시켜 실제 이족 보행로봇에 적용하였다. ZMP궤적을 확인하는데 있어서 엉덩이 관절의 틸팅이 중요하게 작용하지만, 역전파 신경망의 자가학습을 통해서 궤적을 최적화시킨 보행로봇의 ZMP궤적이 더 안정

그림 8(a) 틸팅전 보행평면내 ZMP 값

그림 8(b) 틸팅후 보행평면내 ZMP 값

그림 8(c) 신경회로망을 갖는 보행평면내 ZMP 값

적이라는 내용을 확인할 수 있었다.

향후 좀더 최적화되고 안정화된 걸음새의 구현을 위해서는 신경회로망에 적용할 샘플데이터를 보다 더 많이 보유하여 적용시키는 보행구현의 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] R. B. McGhee, A. A. Frank, "On the stability properties of quadruped creeping gaits", *Mathematical Biosciences*, vol.3, pp. 331-351, 1968.
- [2] M. Vukobratovic, V. Potkonjak, "Contribution to the dynamic study of humanoid robots interacting

- with dynamic environment”, Robotica, Vol.22, pp.439-447, 2004.
- [3] O. L. Vele, “Cinematica inversa de un robot bipedo”, Cuenca-Ecuador, Noviembre, 2005.
- [4] J. H. Park, Y. K. Rhee, “ZMP trajectory generation for reduced trunk motions of biped robot”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.189-203, 1998.
- [5] M. S. Kim, S. S. Ahn, “Feedback Interference Cancellation System of RF Relay Utilizing the LMS Algorithm”, IEEK, March, 2008.
- [6] L. L. Guang, K. Maki, Habib, K. Watanabe, K. Izumi, “Central pattern generators based on Matsuoka oscillators for the locomotion of biped robots”, Artif Life Robotics, Vol.12, pp.264-269, 2008.
- [7] J. S. Kong, K. G. Noh, J. G. Kim, “A Study on the Gait Optimization of a Biped Robot”, Journal of the Korean Society of Precision Engineering, Vol.21, No.7, 2004.
- [8] M. Whittle, “Gait Analysis: An Introduction”, Butterworth-Heinemann, 1997.

남 규 민

2009 조선대학교 기계공학과 (공학사)
2011 경희대학교 기계공학과 (공학석사)
2011~현재 경희대학교 기계공학과 자동제어연구실

관심분야: Walking Robot, Motion Control

이 순 결

1983 서울대학교 기계공학과 (공학사)
1985 KAIST 생산공학과 (공학석사)
1993 Univ. of Michigan 기계공학과(공학박사)

1994~1996 KIST 휴먼로봇센터 선임연구원
1996~현재 경희대학교 기계공학과 교수
관심분야: 제어, 로봇 및 메카트로닉스

김 병 수

1993 경희대학교 기계공학과 (공학석사)
2011 경희대학교 기계공학과 (공학박사)
2011~ 현재 경희대학교 기계공학과 박사후과정

관심분야: Mobile robot, Walking Robot