

# 적응적인 휴머노이드 보행을 위한 CPG 궤적 및 GP 관절 보정의 결합 기법

## A Combined CPG Foot Trajectory and GP Joint Compensation Method for Adaptive Humanoid Walking

조영완\* · 김훈이\* · 서기성\*  
(Youngwan Jo · Hunlee Kim · Kisung Seo)

**Abstract** - A combined CPG (Central Pattern Generator) based foot trajectory and GP (Genetic Programming) based joint compensation method is presented for the adaptive humanoid walking. The CPG based foot trajectory methods have been successfully applied to basic slopes and variable slopes with slow rates, but have a limitation for the steep slope terrains. In order to increase an adaptability of humanoid walking for the rough terrains, a GP based joint compensation method is proposed and combined to the CPG (Central Pattern Generator) based foot trajectory method. The experiments using humanoid robot Nao are conducted in an ODE based Webots simulation environment to verify a stability of walking for the various aslope terrains. The proposed method is compared to the previous CPG foot trajectory technique and shows better performances especially for the steep varied slopes.

**Key Words** : Humanoid robot, Central pattern generator, Adaptive walking, Genetic programming, Joint compensation

### 1. 서론

휴머노이드 보행은 비선형 모델에 대한 동적인 제어를 필요로 하기 때문에 매우 난이도가 높은 문제이다. 보행 제어는 동적인 역진자 모델을 이용하여 휴머노이드 보행을 모델링하고, 안정적 보행을 위해 ZMP 궤적을 생성하며, 이에 따라 보행에 대한 발끝 궤적을 생성하는 것이 주된 접근법으로 널리 알려져 있다[1,2]. 그러나 이 방법은 로봇에 대한 모델링 오차와 외부적인 교란을 보상하기 어렵다. 또한 기준 궤적을 미리 생성하기 때문에 지형의 변화에 적응하지 못한다는 단점이 있다.

동물의 생체신경시스템에 존재하는 CPG(Central Pattern generator)라는 신경망에 의해서 보행 등의 규칙적이고 적응적인 움직임이 발생하는 것으로 알려져 있다[3]. 최근에는 이러한 CPG 원리를 수학적으로 모델링하여[4] 휴머노이드의 보행의 생성과 제어에 적용하는 연구들이 관심을 끌고 있지만, 현재까지는 CPG에 의해 생성된 파형을 변환하여 CoM 이나 발끝의 궤적의 생성에 적용하는 접근이 대부분이다[5,6]. 이 방식은 CPG 자체의 파형을 직접 이용하지 않고 변환을 통해 간접적인 출력 결과를 이용하므로, 생체 CPG의 적응적 특성과는 일부 거리가 있다. 또

한, CoM이나 발끝 궤적의 변형이 일정하여 지형 변화에 대한 충분한 적응성을 발휘하기에는 미흡하다. 이와 같은 CPG 기반 발끝 궤적 생성기법에 몸의 기울기 정보를 처리할 수 있는 피드백 CPG 네트워크를 추가하여 결합한 기법이 제안되었고[7], 10도 이내의 가변적 경사 지형에 적응적인 보행 결과를 보였다.

본 논문은 본 연구자의 사전 연구[7]를 확장한 것으로, CPG 기반 발끝 궤적 방식에 더 험한 지형의 변화에 적응할 수 있는 진화적 관절각 보정 방식을 결합한다. 특히, GP (Genetic Programming)[8] 기반의 비선형 보정식의 생성을 통해 지형 변화에 좀 더 안정된 보행을 할 수 있다. 휴머노이드 Nao를 대상으로 Cyberbotics사의 Webots 시뮬레이션을 통해, 일반 경사, 가변 경사, 급 가변 경사 지형에 대해서 보행 실험을 수행한다.

### 2. CPG를 적용한 휴머노이드 보행

#### 2.1 CPG(Central Pattern Generator)

CPG 모델은 생물체의 신경망들이 서로 신호를 주고받으며, 비 선형적인 주기 신호를 발생시키는 원리를 모델링한 것이다. CPG는 여러 가지 모델이 있으며, 본 논문에서는 Matsuoka[3] 뉴런 모델을 발전시킨 Kimura[4]의 CPG 모델을 사용한다. 그림 1에 CPG 모델의 구조도가 나와 있고, 식 (1)에 모델 식이 나와 있다[4].

\* Corresponding Author : Dept. of Electronics Engineering, Seokyeong University, Korea.

E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr

\* Dept. of Computer Engineering, Seokyeong University, Korea.  
Received : July 10, 2016; Accepted : August 9, 2016

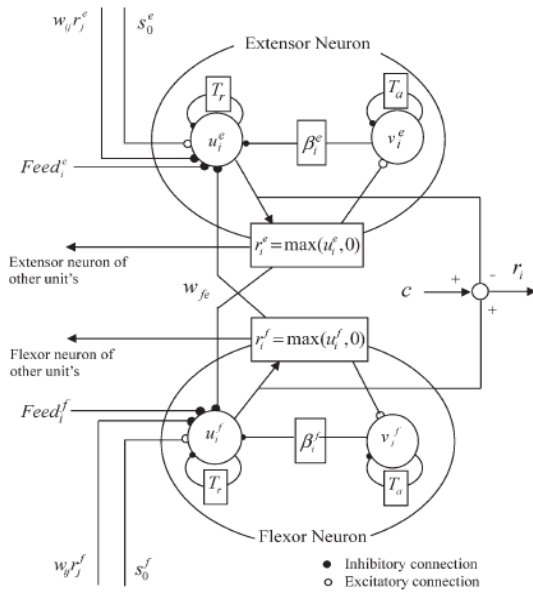


그림 1 CPG 모델 구조  
Fig. 1 CPG model structure

$$\begin{aligned} \tau_i \dot{u}_i &= -u_i - w_{je} y_i + \sum_j w_{ij} y_j - \beta v_i + s_0 + f_i \\ \tau_i \dot{v}_i &= -v_i + y_i, \quad y_i = \max(u_i, 0) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,  $u_i$ 는  $i$ 번째 뉴런의 내부 상태,  $v_i$ 는  $i$ 번째 뉴런의 자기 억제,  $y_i (=r_i)$ 는  $i$ 번째 뉴런의 출력을 나타낸다. 내부 파라미터로  $\beta$ 는  $u, v$ 의 적응에 대한 변수,  $s_0$ 는 정상 입력 신호,  $f_i$ 는 외부 피드백 신호,  $w_{ij}$ 는 외부 연결 가중치,  $w_{je}$ 는 내부 연결 가중치를 나타낸다.

## 2.2 CPG 궤적 기반 보행 기법

일반적인 궤적 기반의 보행은 미리 설계한 발끝 궤적을 가지고 보행하기 때문에 지형이 변화하거나 장애물을 만나게 되면 이에 대처하지 못하고 넘어지게 된다. 이를 개선하기 위해서, CPG를 사용하여 그림 2와 같이 가변적인 발끝 궤적을 생성하는 기법이 제안되어 왔고[5,6], 단순한 경사에 대해서 적응성을 확인할 수 있었다.

또한 이를 개선하기 위해, 몸의 기울기 정보를 반영할 수 있는 CPG 네트워크를 추가하여 경사 지형에서 기울기에 따른 발끝 궤적의 변형적인 생성을 수행한 연구[7]도 시도되었으며, 시뮬레이션 실험을 통해 10도 이하의 경사에서는 안정된 보행 성능을 보였다. 그러나, 이들 접근법들은 그림 2와 같이 CPG 파형을 변환하여 관절 궤적을 생성하기 때문에, 지형의 변화에 따른 직접적인 관절각의 제어 기능이 부족하다.

본 연구에서는 기존의 궤적에 CPG 파형을 입력하여 궤적을 변형하는 방식을 개선하여, 그림 3처럼 기존 궤적에 해당하는 관

절각에 GP를 통한 비선형으로 보정하는 방식을 제안한다. 이것은 CPG 만의 궤적 생성으로는 지형 변화에 대해서 정확한 대응이 힘들기 때문에 진화 학습을 통해서 관절각을 직접 보정하는 기법이다.

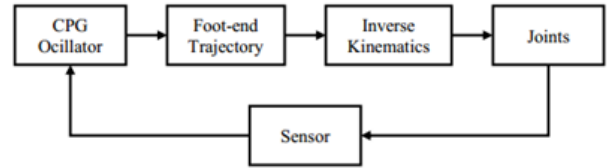


그림 2 CPG 기반 궤적 생성 기법  
Fig. 2 CPG based generation of foot trajectory

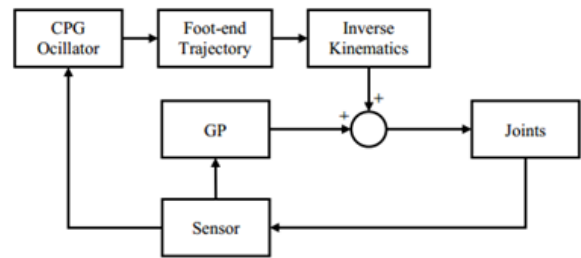


그림 3 CPG 궤적 및 GP 관절 보정의 결합 기법  
Fig. 3 Combining CPG based foot trajectory and GP based joint compensation

## 3. CPG와 GP 관절 보정 기법의 결합

### 3.1 GP(Genetic Programming)

GP[8]는 GA(Genetic Algorithm)에 뿌리를 두고 있지만 다음과 같은 차이점이 있다. 대표적으로, GA는 개체를 표현할 때 스트링을 사용하지만 GP는 함수와 터미널로 이루어진 트리를 사용한다. 또한, GA는 고정크기의 염색체를 사용하지만, GP는 가변크기의 염색체를 사용하기 때문에 해의 길이에 제한이 없다.

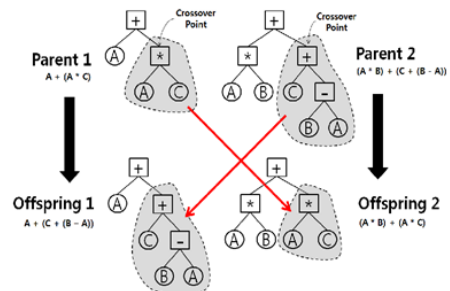


그림 4 GP의 교배 연산  
Fig. 4 Crossover of GP

각 개체가 트리로 구성되기 때문에 교배 연산(Crossover)의 경우, 그림 4와 같이 서브 트리를 서로 교환하는 방식이고, 변이 연산(Mutation)의 경우는 그림 5와 같이 특정 서브 트리를 랜덤하게 생성된 트리와 교체하는 방식이다.

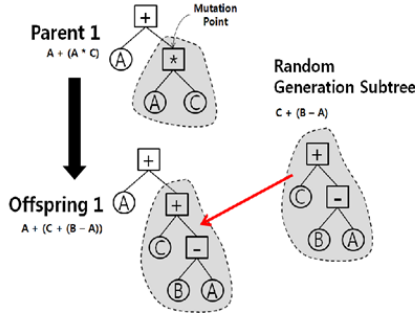


그림 5 GP의 변이 연산  
Fig. 5 Mutation of GP

### 3.2 GP 기반 보정 기법

GP를 통해 보정할 관절각은 총 5개이나, 휴머노이드의 대칭성과 다리의 구조 특성을 고려하여 다음 4개의 보정식만을 사용한다.

$$- f_{hPitch}, f_{kPitch}, f_{hRoll}, f_{feed}$$

여기서, 각 보정식은 식 (2)와 같은 관계를 가진다.

$$\begin{aligned} \Delta z_{hPitch} &= f_{hPitch} + f_{feed} \\ \Delta z_{hRoll} &= f_{hRoll} \\ \Delta z_{kPitch} &= f_{kPitch} \end{aligned} \quad (2)$$

$z_{hPitch}, z_{hRoll}, z_{kPitch}$ 는 각각 엉덩이(hip)의 피치 관절과 롤 관절, 그리고, 무릎(knee)의 피치 관절을 의미하고,  $\Delta$ 는 보정량을 나타낸다.  $f_{hPitch}, f_{kPitch}, f_{hRoll}$ 는 각 해당 관절에 대한 보정식이고,  $\Delta z_{hPitch}$ 에 대해서만 환경에 더욱 적응적으로 대처하기 위해 몸의 기울기에 따른 피드백 값  $f_{feed}$ 를 추가한다.

$$\begin{aligned} \Delta z_{aPitch} &= -\Delta z_{hPitch} \\ \Delta z_{aRoll} &= -\Delta z_{hRoll} \end{aligned} \quad (3)$$

엉덩이 피치 관절과 발목 피치 관절각은 서로 간에 부호가 반대이며 크기는 비례 관계이다. 또한, 엉덩이 롤 관절과 발목(ankle) 롤 관절각은 로봇이 균형을 유지하기 위해서는 서로 반대 관계가 되어야 하기 때문에 식 (3)이 구성된다. 이를 통해 휴머노이드의 한쪽 다리마다 요(yaw) 관절을 뺀 5개의 관절을 제어하지만 식 (2)와 (3)을 통해서 4개의 관절만을 대상으로 한다. GP를 통해 4개의 보정식을 진화적으로 생성하기 위해서, 한 개

체를 다음과 같이 4개의 트리로 구성한다.

$$GP \text{ Individual} = \{f_{hPitch}, f_{kPitch}, f_{balance}, f_{respond}\} \quad (4)$$

### 3.3 보정식 구성을 위한 함수와 터미널

GP를 이용한 관절각 보정식은 트리로 표현되며, 이를 구성하는 함수와 터미널 집합은 식 (5), (6)과 같다. 함수는 개체를 나타내는 트리에서 내부 노드에 해당하고, 터미널은 말단 노드에 해당한다.

$$Functions = \{+, -, *, /, \sin, \cos, \exp, \text{sigmoid}, \text{step}\} \quad (5)$$

$$Terminals = \left\{ z_{ref}, g_x, g_y, a_x, a_y, -\frac{\pi}{6}, -\frac{\pi}{4}, -\frac{\pi}{3}, -\frac{\pi}{2}, \right. \\ \left. -\pi, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \pi, [-60, 60] \right\} \quad (6)$$

함수는 사칙연산, sin 등의 초월함수 및 시그모이드와 계단함수를 포함한다. 터미널은 식 (6)과 같이 구성된다. 여기서,  $z_{ref}$ 는 기존 궤적 관절 값을 의미하고,  $g_x, g_y, a_x, a_y$ 는 각각 자이로 센서 x축, y축과 가속도 센서 x축, y축 값을 의미한다. 터미널 집합에서 각 상수들은 관절각에 관련된 실수 값으로 사용된다.  $[-60, 60]$ 은 랜덤 실수의 범위를 의미한다. 이들 함수와 터미널의 진화적 조합으로 열린 비선형 보정식의 생성이 가능하다.

### 3.4 Fitness function

GP 진화연산을 위한 적합도 함수는 식 (7)과 같이 일정한 시간 동안 로봇의 x축(전진 방향)으로의 보행 거리를 중심으로 몇 가지 다른 요소에 의한 벌칙으로 구성된다.

$$f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\Delta_x^{(i)} - |\Delta_y^{(i)}| - c_{fall}^{(i)} v_{fall}^{(i)}] - c_{nan} v_{nan} \quad (7)$$

$\Delta_x$ 는 전진 방향의 이동 변위를 의미하고,  $\Delta_y$ 는 측면 방향의 이동 변위를 의미한다.  $v_{fall}, v_{nan}$ 은 각각 로봇이 넘어졌을 때와 불가능한 관절 값일 때의 플래그를 의미하고,  $c_{fall}, c_{nan}$ 은 그에 대한 벌칙 상수를 의미한다.  $N$ 은 구간 수를 나타낸다.

## 4. 실험 환경 및 결과

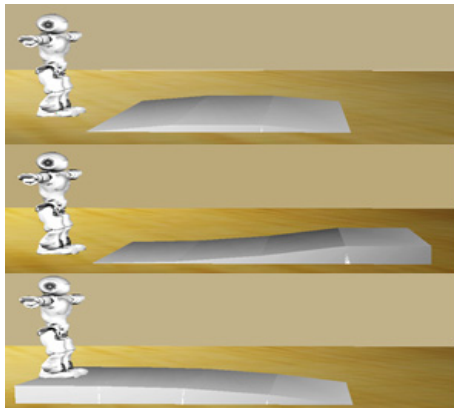
### 4.1 실험 환경 구성

본 연구에서는 휴머노이드 Nao[9] 로봇을 대상으로 하며, 실험은 Cyberbotics사의 Webots 시뮬레이터[6,7]에 GP 프로그램을 결합하여 구현하였다. CPG 기반 GP 관절 보정 보행 실험을 하기 위해 설정한 GP 파라미터는 표 1과 같다. 오프라인 학습

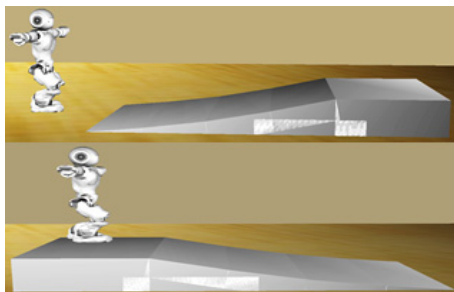
을 위한 GP의 수행은 상당한 계산량을 필요로 하나, 구해진 GP 해는 하나의 보정식으로 표현되기 때문에 실시간 샘플링 시간 내에서 충분히 계산할 수 있다. 이를 통해 GP 온라인 보정이 가능하다.

**표 1** GP 파라미터  
**Table 1** GP parameters

Parameter	Value
Tournament size	10
Crossover rate	0.8
Mutation rate	0.3
Reproduction rate	0.1
Population size	500
Generations	100



**그림 6** 시뮬레이션 환경 1  
**Fig. 6** Simulation environments 1

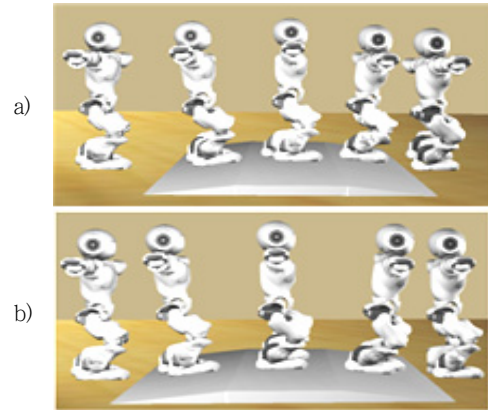


**그림 7** 시뮬레이션 환경 2  
**Fig. 7** Simulation environments 2

시뮬레이션 환경 1은 그림 6과 같이 일반 경사(7도), 오르막 가변 경사(0, 2, 6, 10도), 내리막 가변 경사(0, 2, 6, 10도) 3가지 종류로 구성한다. 추가적으로 시뮬레이션 환경 2는 경사도를 (5, 7, 10, 12도)로 설정하여 더욱 급한 가변 경사를 구성한다.

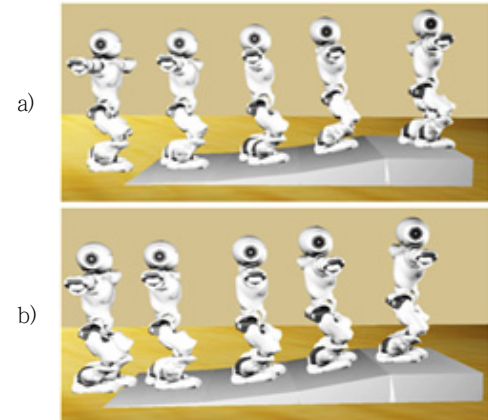
#### 4.2 일반 경사 및 가변 경사 실험

일반 경사면에 대해서 CPG 기반 관절 보행 기법과 GP 보정 기법을 비교한 실험 결과가 그림 8에 나와 있다. 단순한 경사이기 때문에 두 방법 모두 안정된 보행을 수행하였다.



**그림 8** 일반 경사면 보행 a) CPG 궤적 기반, b) GP 보정  
**Fig. 8** Walking for basic slopes a) CPG foot trajectory, b) GP compensation

오르막 가변 경사면에 대한 실험 결과가 그림 9에 나와 있다. 역시 두 기법 모두 변화되는 경사에 대한 적응성을 보였고, 보행 면에서 큰 차이는 없었다.



**그림 9** 가변 경사면 오르막 보행 a) CPG 궤적 기반, b) GP 보정  
**Fig. 9** Walking for variable uphill slopes a) CPG foot trajectory, b) GP compensation

내리막 가변 경사에 대한 실험 결과가 그림 10에 나와 있다. 마찬가지로, 역시 두 기법 모두 가변 경사에 대한 유사한 보행 성능을 보였다.

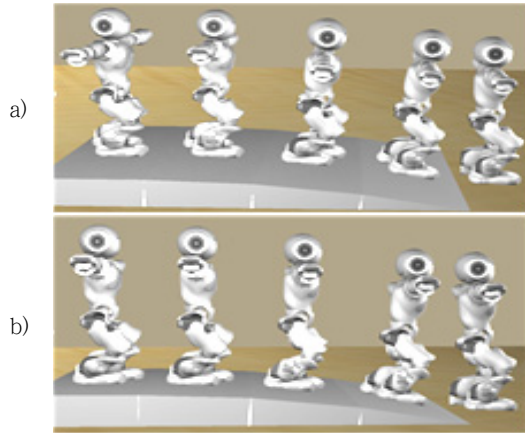


그림 10 가변 경사면 내리막 보행 a) CPG 궤적 기반, b) GP 보정  
 Fig. 10 Walking for variable downhill slopes a) CPG foot trajectory, b) GP compensation

4.3 급 가변 경사 실험

앞의 가변 경사에 대해서는 두 기법 모두 적응적인 보행을 보였으나, 시뮬레이션 환경 2의 급한 가변 경사에 대해서는 CPG 관절 궤적 기반 보행 기법이 한 두 걸음 후부터는 넘어져서, CPG 파형 변화만으로는 한계를 나타내었다. 이를 극복하기 위해 제안된 CPG와 결합한 GP 보정기법은 급한 가변 경사에 그림 11~14에 걸쳐 안정적인 보행 성능을 나타내었다.

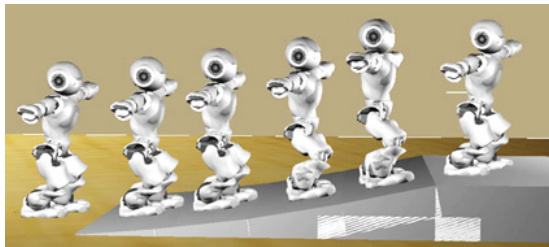


그림 11 급한 오르막 가변 경사면에 대한 GP 보정 보행  
 Fig. 11 GP compensation based walking for steep variable slopes(uphill)

그림 11은 급한 가변 오르막 지형에 대한 GP 보정 기법의 보행 결과이며, 이에 대응하는 휴머노이드의 관절 궤적 그래프가 그림 12에 나와 있다. GP 보정 기법이 CPG 기법에 비해 무릎(Knee) 피치 관절각의 보상을 많이 한 것을 알 수 있다(상단 파형 참조). 나머지 관절들은 거의 두 기법의 그래프가 겹친다. 즉, 기존 CPG 기법에 의한 관절값에 무릎 만을 추가적으로 더 굽히게 함으로써 오르막 급 가변 경사를 안정성 있게 보행할 수 있음을 보인다.

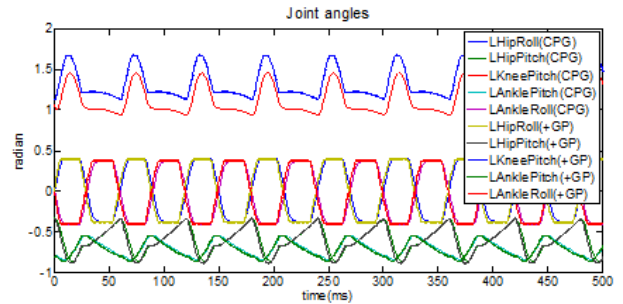


그림 12 급한 오르막 가변 경사면에 대한 각 기법의 관절 궤적  
 Fig. 12 Joint trajectories of each method for steep variable slopes(uphill)

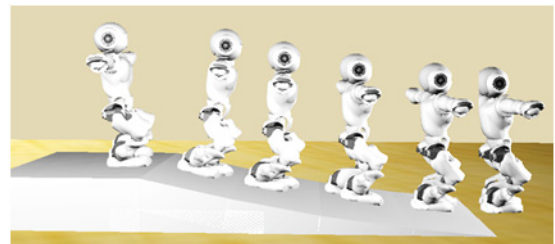


그림 13 급한 내리막 가변 경사면에 대한 GP 보정 보행  
 Fig. 13 GP compensation based walking for steep variable slopes(downhill)

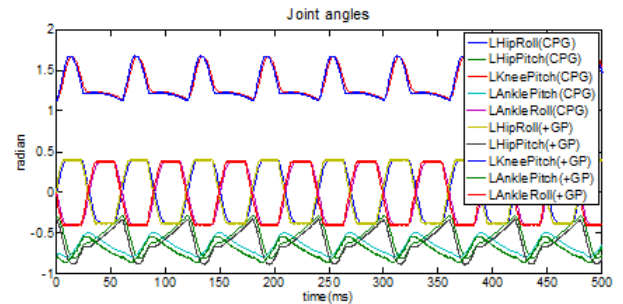


그림 14 급한 내리막 가변 경사면에 대한 각 기법의 관절 궤적  
 Fig. 14 Joint trajectories of each method for steep variable slopes(downhill)

그림 13은 급한 가변 내리막 지형에 대한 GP 보정 기법의 보행 결과이며, 이에 대응하는 휴머노이드의 관절 궤적 그래프가 그림 14에 나와 있다. GP 보정 기법의 경우, 엉덩이 피치 관절각과 발목 피치 관절각에 대해서 보상을 일부 한 것을 알 수 있다(하단의 두 파형 참조). 즉, 내리막 급경사에서는 무릎 대신 엉덩이와 발목의 피치 관절값을 보상하였으며, 보정량은 오르막의 무릎에 비해서는 30~50% 정도이다. 이를 통해 내리막 급 가변 경사도 안정성 있게 보행할 수 있음을 나타낸다.



## 5. 결 론

본 논문에서는 CPG(Central Pattern Generator) 기반 발걸 궤적 방식을 개선하여 더 험한 지형의 변화에 적응할 수 있는 진화적 관절각 보정 방식을 제안한다. 특히, GP(Genetic Programming) 기반의 열린 비선형 보정식의 생성을 통해 지형 변화에 좀 더 안정된 적응을 할 수 있다.

휴머노이드 로봇 Nao를 대상으로 Cyberbotics사의 Webots 시뮬레이션을 통해 일반 경사, 가변 경사, 급가변 경사에 대해서 실험이 수행되었다. CPG를 이용한 발걸 궤적 생성 기법과 이에 GP 보정을 결합한 기법을 비교 하였다. CPG를 이용한 발걸 궤적 생성 기법으로는 보행에 실패한 급 가변 경사 지형에 대해서 본 논문에서 제안한 CPG 궤적과 GP 보정을 결합한 기법이 안정적인 보행 결과를 보였다. 향후, 더 다양한 지형, 특히 연속적으로 굴곡진 실용적인 지형에 대한 확장이 필요하다.

## References

- [1] M. Vokobratovic, A. A. Frank, D. Juricic, "On the Stability of Biped Locomotion," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on , vol. BME-17, no. 1, pp. 25-36, Jan. 1970.
- [2] S. Lee and H. Kim, "Reference ZMP Trajectory Generation and Implementation for a Biped Robot via Linear Inverted Dumbbell Model," Journal of the Korean Society of Precision Engineering, Vol. 29, No. 4, pp. 417-425, 2012.
- [3] K. Matsuoka, "Mechanisms of frequency and pattern control in the neural rhythm generators", Biological Cybernetics, vol. 56, issue 5, pp. 345-353, 1987.
- [4] H. Kimura, S. Akiyama, and K. Sakurama, "Realization of dynamic walking and running of the quadruped using neural oscillator," Autonomous Robots, vol. 7, no. 3, pp. 247 - 258, 1999.
- [5] C. Liu, D. Wang, Q. Chen, "Central Pattern Generator Inspired Control for Adaptive Walking of Biped Robots," Systems, Man, and Cybernetics: Systems, IEEE Transactions on, no. 99, pp. 1-10, 2013
- [6] J. Lee and K. Seo, "Generation of Walking Trajectory of Humanoid Robot using CPG," Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 23, No. 4, pp. 360-365, 2013.
- [7] J. Lee and K. Seo, "CPG Based Adaptive Walking for Humanoid Robots Combining Feedbacks", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, vol. 63, No. 5, pp. 683-689, 2014
- [8] J. R. Koza, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, The MIT Press, 1992.

- [9] C. Graf, A. Härtl, T. Röfer, T. Laue, "A Robust Closed-Loop Gait for the Standard Platform League Humanoid," Proceedings of the Fourth Workshop on Humanoid Soccer Robots in conjunction with the 2009 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, pp. 30-37, 2009.

## 저 자 소 개



### 조 영 완 (Youngwan Cho)

1999년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사). 2000~2003년 삼성전자 디지털프린팅 사업부 책임연구원. 2003년~현재 서경대학교 컴퓨터공학과 부교수. 관심분야는 퍼지 및 신경망 시스템, 적응 및 강인 제어, 무인 비행체 시스템.



### 김 훈 이 (Hunlee Kim)

2014년 서경대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2016년 서경대학교 대학원 전자컴퓨터공학과 졸업(석사). 관심분야는 로봇 보행, 영상인식.



### 서 기 성 (Kisung Seo)

1993년 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1999~2003년 Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate, 2002~2003년 Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor, 2011~2012년 Michigan State University, BEACON(Bio/computational Evolution in Action CONSortium) Center, Visiting Scholar, 1993년~현재 서경대학교 전자공학과 교수. 관심분야는 진화연산, 지능로봇, 컴퓨터비전, 기상예측.