

4족 보행로봇의 걸음새에 대한 Genetic Programming 기법과 Central Pattern Generator 기반 생성기법의 비교 연구

A Comparative Study between Genetic Programming and Central Pattern Generator Based Gait Generation Methods for Quadruped Robots

현수환^{*} · 조영원^{**} · 서기성^{*}

Soohwan Hyun^{*}, Young-Wan Cho^{**} and Kisung Seo^{*}

* 서경대학교 전자공학과

** 컴퓨터공학과

E-mail: xjavalov@shhyun.com, ywcho@skuniv.ac.kr, ksseo@skuniv.ac.kr

요 약

4족 보행로봇의 빠른 걸음새를 자동으로 생성하는 문제에 대해서 GP(Genetic Programming)와 CPG(Central Pattern Generator) 기반의 두 가지 방식을 비교한다. GP(Genetic Programming)를 이용한 관절좌표계 상에서의 걸음새 생성 기법은 발끝의 자취와 수 많은 자세 파라미터를 사용하는 대신에 적은수의 관절 궤적을 생성하므로 효율적이다. CPG는 뇌로부터의 입력을 받아서 진동적인 출력을 생성하는 신경회로로 고등생물의 걸음 원리를 수학적으로 모델링 한 것이다. 바이올로이드로 구성된 4족 보행로봇에 대하여 Webots기반의 ODE 시뮬레이션을 통해 접근 기법들에 대한 최적화를 수행하고 결과를 비교 분석한다. 그리고, 구해진 시뮬레이션과 결과를 실제 로봇에 대해서 각 동작을 실행시켜 보면서 CPG와 GP 기반의 걸음새 방식의 실제적인 성능 및 특성을 고찰한다.

Abstract

Two gait generation methods using GP(genetic programming) and CPG(Central Pattern Generator) are compared to develop a fast locomotion for quadruped robot. GP based technique is an effective way to generate few joint trajectories instead of the locus of paw positions and lots of stance parameters. The CPGs are neural circuits that generate oscillatory output from a input coming from the brain. Optimization for two proposed methods are executed and analysed using Webots simulation for the quadruped robot which is built by Bioloid. Furthermore, simulation results for two proposed methods are experimented in real quadruped robot and performances and motion features of GP and CPG based methods are investigated.

Key Words : Automatic Gait Generation, Quadruped Robot, Joint Space Trajectory, Genetic Programming, Central Pattern Generator, Webots Simulation

1. 서 론

4족 보행 로봇은 바퀴 로봇에 비해 이동성의 제약이 적다는 장점이 있다. 4족 보행 로봇의 걸음새 제어는 보행 계획을 결정하는 핵심적인 부분으로서 발의 궤적, 궤적의 크기, 다리의 움직임 사이의 위상차 등 많은 파라미터를 동시에 고려해야 하는 복잡한 문제이다[1-3].

기존에 주로 사용된 방법으로는 로봇의 발끝이 그리는

자취의 모양을 사전에 결정한 후, 자취에 대한 크기나 모양에 대한 여러 가지 파라미터를 최적화 하는 기법이 주로 사용 되었다[2,3]. 그러나 이러한 걸음새 생성기법은 특정 자취에 대한 최적화만 이루어지기 때문에 그 결과가 전역적인 최적화와는 거리가 있다.

위의 문제점을 해결하기 위해서 GP를 이용하여 관절좌표계상에서의 걸음새를 생성하는 기법이 제안되었다. 기존 GA 기반의 방법들이 특정 궤적에 대한 계수 최적화에 중점을 둔 방식인 반면, 구조와 파라미터에 대한 최적화가 동시에 이루어지는 기법으로서 속도 면에서 가장 우수한 성능을 보여주고 있다[4,5].

최근 주목을 받는 CPG(Central Pattern Generator)를 사용한 기법은 기존의 방법과는 달리, 동물들의 신경활동에 의해 보행의 리듬 패턴을 생성하는 원리를 수학적으로 모델링 한 기법이다[6-8]. CPG는 관절좌표계상의 제어가 이루어

접수일자 : 2009년 8월 24일

완료일자 : 2009년 11월 5일

교신저자 : 서기성

본 논문은 2007년 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음. (KRF-2007-314-D00176)

지며, 자연스러운 보행이 가능하고 안정성 면에서 우수한 것으로 알려져 있다[8].

본 논문에서는 GP와 CPG를 사용한 걸음새 자동생성 기법을 구현하고 이를 비교 실증하고자 하며, 본 연구자에 의한 선행 연구[4,5,9]를 확장한 것이다. 구체적으로, Webots기반의 시뮬레이션[10]을 통해 해당 기법들에 대한 진화 최적화를 수행하고, 시뮬레이션 상에서 결과를 비교 및 분석한다. 그리고 시뮬레이션과 동일한 형태로 구성된 실제 바이올로이드 로봇[11]을 통해 실제적인 성능 및 특성, 시뮬레이션과 실제 로봇간의 차이, 그리고 실제 로봇에서 나타나는 걸음새의 문제점에 대해서 고찰한다.

2. 4족 보행 로봇의 걸음새 생성 기법

4족 보행 로봇의 걸음새 생성 문제는 로봇 보행 계획을 결정하는 핵심적인 부분으로서 발의 궤적, 스텝수, 초기 자세등 수많은 파라미터를 동시에 설계해야 하는 복잡한 문제이다.

기존의 주요 걸음새 생성 기법은 다음과 같다. Hornby는 Sony ERS-110 모델을 대상으로 20여개의 걸음새 파라미터를 정의하여 직교 좌표 공간에서 스윙과 개인의 조절을 통해 주기적인 걸음새를 생성하였다[1]. UNSW팀은 17-18 개의 파라미터를 미리 결정된 사각형의 자취에 대해 조절하는 방식을 사용하였다. 수학적 기법인 Powell's Minimization 기법을 통해 발의 궤적을 최적화 하였다[2]. 다른 접근 방법으로는 Mercli의 타원형 자취를 사용한 방법이 있는데, 이는 10여개의 파라미터를 GA로 최적화를 시도하였다[3].

이러한 방법들은 궤적의 형태에 따라 걸음새가 다른 양상으로 나타나며, 해당 궤적에 대해서만 최적화가 이루어지므로 전체적인 최적화라고 할 수 없다. 또한, 그 결과로서 걸음걸이가 자연스럽지 않거나 속도나 안정성 면에서 우수하지 않은 단점이 있다.

3. GP 기반의 걸음새 생성 기법과 CPG

3.1 GP 기반 관절 좌표계에서의 걸음새 제어

3.1.1 Genetic Programming

유전 프로그래밍(GP)[12]은 큰 부류에서 유전 알고리즘(GA)과 함께 진화 연산(Evolutionary Computation)에 속 하지만, GA와는 몇 가지 다른 특징이 있다. 가장 큰 차이점으로는 GA는 일반적으로 비트스트링 혹은 실수형태로 개체를 표현하지만, GP는 트리로 개체를 표현하는 것이다. 이때 트리의 노드는 하나의 함수를 나타내며 각 개체는 이러한 함수들의 집합으로 표현된다. 이 함수의 집합은 하나의 컴퓨터 프로그램으로서 나타나게 된다. 그러므로 GA는 개체가 하나의 해의 표현의 구성요소를 표현하고, GP는 해 자체를 생성하는 하나의 프로그램을 표현하게 된다. 이러한 차이 외에도 GA가 대부분 고정 크기의 염색체를 이용하는데 반해, GP는 가변크기의 염색체를 사용하는 등의 차이가 있다.

3.1.2 GP 기반 관절공간 걸음새 생성법

GP 기반의 관절공간 걸음새 생성법은 다음과 같이 이루어진다. 우선, 그림 1과 같이 GP의 트리구조를 이용하여 로

봇의 관절 궤적을 형성한다. 그리고 그 관절궤적을 따라 로봇을 움직임으로써 걸음새를 생성하게 된다.

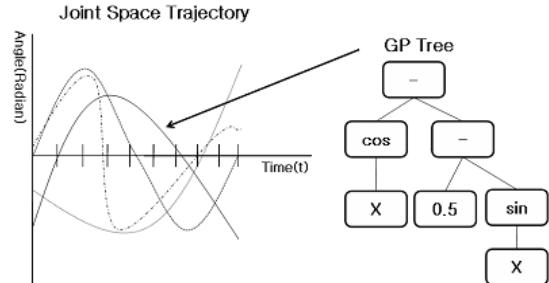


그림 1. 관절의 궤적 그래프 및 GP 트리 표현

Figure 1. Trajectory of joints via GP tree

걸음새 생성을 위한 대상 모델은 바이올로이드로 구성한 4족 보행 로봇이다. 로봇의 각 다리는 3개의 관절로 구성되어 있지만 직선 보행을 위해 어깨와 무릎, 두 개의 관절의 움직임만을 생성하였다. 그리고 양 측면의 다리는 동일한 움직임을 시간차를 두고 이용하며 되므로 앞, 뒷면의 다리에 대한 움직임만을 생성하였다. 각 관절의 독립적인 제어를 위해 다중트리 방식의 구성을 이용하여 진화연산을 수행한다.(그림 2).

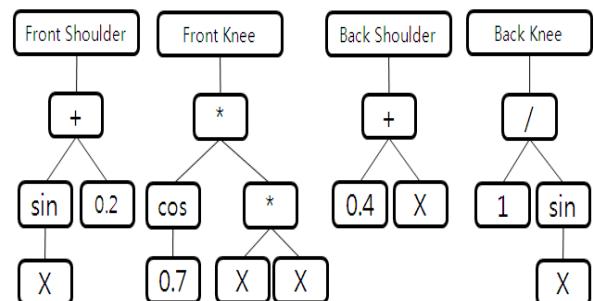


그림 2. Multi-tree GP

Figure 2. Multi-tree GP

이러한 GP 기반의 관절공간 걸음새 생성 방법은 구조 및 파라미터의 동시적인 최적화가 이루어지기 때문에 전체적인 최적화에 균접할 수 있으며, 결과적으로 속도면에서 가장 우수한 성능을 보여주고 있다[4].

3.2 CPG(Central Pattern Generator)

3.2.1 CPG 모델

CPG(Central Pattern Generator) 모델은 생물체의 신경들이 서로 정보를 주고 받으며, 비선형적인 주기신호를 발생시키는 원리를 모델링한 것이다[6-8]. CPG에 사용되는 수식은 많은 모델이 있으며, 본 논문에서는 각각의 뉴런에 대해 아래와 같은 식을 사용한다.

$$\ddot{\nu} = -\alpha \frac{x^2 + \nu^2 - E}{E} \nu - x \quad \tau \dot{x} = \nu \quad (1)$$

여기서 x, ν 는 진동식의 현재 상태, E 는 진동식의 에너지, α 는 최적해로의 수렴율, τ 는 진동의 주기이다.

개별적 뉴런들은 각각 다리의 관절 한 부분이나 머리의 관절 한 부분 등을 표현하게 되며, 전체 뉴런들의 연결 관

계를 해석하게 되면, 일정한 비선형적 주기 신호가 발생하게 된다. 이때의 연결 관계를 종합하여 정리하면 아래와 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$\dot{\nu}_i = -\alpha \frac{x_i^2 + \nu_i^2 - E}{E} \nu - x + \sum_j^N \frac{(a_{ij}x_j + b_{ij}\nu_j)}{x_j^2 + \nu_j^2} \quad (2)$$

여기서 a, b 는 연결 강도 값으로서, 결합된 뉴런으로부터 나타나는 주기신호 사이의 위상 이동을 결정하게 된다[7].

본 논문에서는 그림 3 과 같은 연결 모델들을 사용하여 실험 하였다. 기존 연구에서 4족 보행 로봇에 적합한 CPG 모델 구조로 소개된 것[6]과 대상 로봇의 특성을 고려한 변형 모델들을 선정하였다. 참고로 GP 방식에서의 실험과 마찬가지로 어깨 회전 관절과 무릎 관절만을 사용한다.

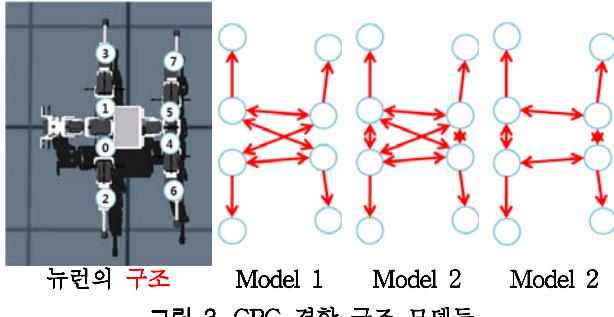


그림 3. CPG 결합 구조 모델들

Figure 3. Topology of Coupling Models for CPG

3.2.2 PSO(Particle Swarm Optimization)

PSO(Particle Swarm Optimization)는 동물들의 사회적 행동에서 영감을 얻어 Eberhart와 Kennedy에 의해서 개발된 최적화 기법이다[13]. PSO의 입자(Particle)는 최적의 해를 얻기 위해 다차원의 해공간을 탐색하며, 자신과 이웃의 경험에 대한 정보를 이용하여 최적의 위치로 이동해 간다.

GA와 유사하게 PSO는 군집을 기반으로 하고 있으며 하나 혹은 여러 개의 해를 따라 서서히 수렴해가는 특징을 가지고 있다. 그러나 GA와는 달리 개체들이 전체 과정에서 유지된다. 또한, GA가 교배, 변이, 선택 등에 의해 개체의 수량이 이루어지는 반면, PSO는 입자들 사이의 관계를 사용하여 개체들의 수량이 이루어진다.

본 논문에서는 CPG 모델에 따라, 식(2)에 나온 각각 24 - 28 개의 a, b 값을 최적화하기 위해 PSO 알고리즘을 사용하였다.

4. 시뮬레이션과 실제 응용

4.1 Webots 시뮬레이션 환경

시뮬레이션 환경은 Cyberbotics사의 Webots[9]을 사용하였다. Webots은 모바일 로봇에 대한 모델링, 프로그래밍, 그리고 시뮬레이션 기능을 제공하는 로봇 시뮬레이션 S/W이다. 주요 기능으로 각종 센서와 엑튜에이터에 대한 라이브러리 제공하며, 물리적 특성을 위한 ODE(Open Dynamics Engine) 라이브러리 제공, 그리고 실제 로봇 컨트롤러를 트랜스퍼할 수 있는 기능을 가지고 있다.

4.2 바이올로이드 로봇

시뮬레이션 및 실제 실험의 대상으로 바이올로이드를 사용한 4족 보행로봇을 사용하였다.(그림 4) 바이올로이드는 국내 로보티즈 시에서 개발한 로봇 키트이다[11]. 센서, 모터, 조립용 프레임 등이 모듈로 구성되어 있기 때문에 로봇의 구성이 용이한 장점이 있다. 또한, 모터 성능이 우수하고, 개별적인 제어가 가능하기 때문에 교육 및 연구용으로 많이 사용되고 있다[14,15].

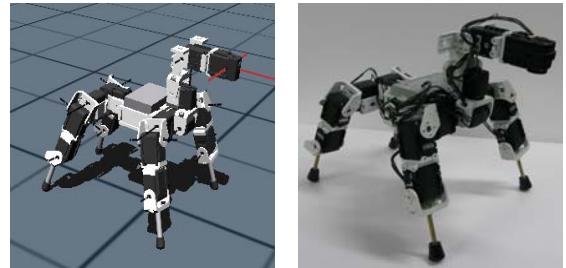


그림 4. 시뮬레이션 모델과 실제 모델
Figure 4. Simulation and Real model

4.3 적합도 함수 및 GP 파라미터

걸음새 생성을 위한 적합도 함수는 직진 거리(x)에다 측면(z)의 벗어남을 별도로 주어 구성하였다.

$$fitness = ((0.9 * (-x)) - |(0.4 * z)|)^2 \quad (3)$$

여기서, 직진으로 이동한 거리(x) = $-x$
양 옆으로 흔들린 폭(z) = $(+z) \sim (-z)$

GP는 아래와 같은 파라미터를 사용하였다.

Number of generations: 100
Population sizes: 30 * 5 (Multi-pop)
Migration : Ring Migration
Initial population: half_and_half
Initial depth: 1-6
Max depth: 15
Selection: Tournament (size=7)
Crossover: 0.6
Mutation: 0.1
Reproduction: 0.3
Function Set : { sin, cos, +, -, *, / }
Terminal Set : { X, erc }

5. 실험 결과 및 분석

5.1 시뮬레이션 결과

우선 시뮬레이션 상에서 GP 기반 걸음새 생성기법과 CPG의 최적화를 수행하였다. 각 실험은 모두 10회 반복되었다. 모든 속도의 단위는 cm/s이다. 또한 실험의 공정성을 위해 PSO와 GP는 서로 동일한 횟수의 평가연산을 수행하도록 했다.

표 1은 GP 기반 걸음새 생성기법의 사이클 당 보간수에 변화를 주어 실험한 결과를 나타내고 있다. 사이클 당 보간수가 많아지면, 하나의 궤적을 더 잘게 나누어 움직이게 된다. 따라서 보다 부드럽고 안정적인 형태의 움직임을 보여주게 되나, 그 속도는 느려지는 특성을 가진다. 실험 결과에

서도 보간수의 증가에 따라 평균속도와 최고속도 모두 느려지는 현상을 확인할 수 있었다.

표 1. 사이클 당 보간수 변화에 대한 결과(GP)

Table 1. Results by variation of step numbers per cycle(GP)

Step 수	평균속도	최고속도
40 Steps	15.04	26.53
50 Steps	13.53	18.53
60 Steps	11.28	18.01

40 스텝의 경우가 가장 좋은 결과를 얻었으며, 이후의 실험에서 이 설정치를 사용하였다.

평균속도는 반복횟수의 평균값이며, 여기에는 넘어지거나 뒤집어지는 개체의 낮은 속도값이 포함되어 있다. 경우에 따라서는 확률적인 유전해의 특성상 뒤로 넘어지면서 이동거리가 음(-)이 되는 경우도 발생되는데 이때는 속도값은 0 으로 처리하였다.

표 2. CPG Model에 대한 결과

Table 2. Results by various CPG models

CPG Model	평균속도	최고속도
1	13.95	18.46
2	18.38	26.02
3	11.25	23.53

표 2 는 CPG 모델에 따른 실험 결과를 기록한 것이다. CPG는 그 모델에 따라서 걸어가는 형태와 속도가 매우 다르게 나타났다. Model 1은 상체가 높은 형태의 움직임이 주로 나타났으며, 안정성면에서는 우수하나 속도면에서는 좋은 결과를 보이지 않았다. Model 2의 경우에는 평균속도나 최고 속도면에서 다른 모델들을 압도하는 결과가 나타났으며, 전체적으로 걸음의 보폭이 매우 좁게 이동하는 결과를 볼 수 있었다. Model 3의 경우에는 양발을 동시에 움직이는 형태가 주로 나타났으며, 전체적인 개체의 결과가 매우 기복이 심한 편이었다.

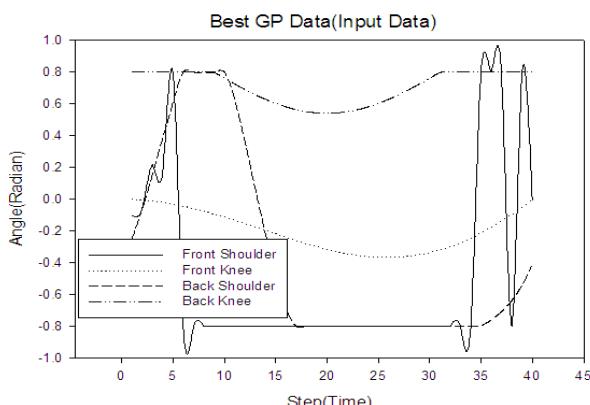


그림 5. 가장 우수한 GP 실험의 관절 궤적

Figure 5. Joint Trajectories of best GP experiment

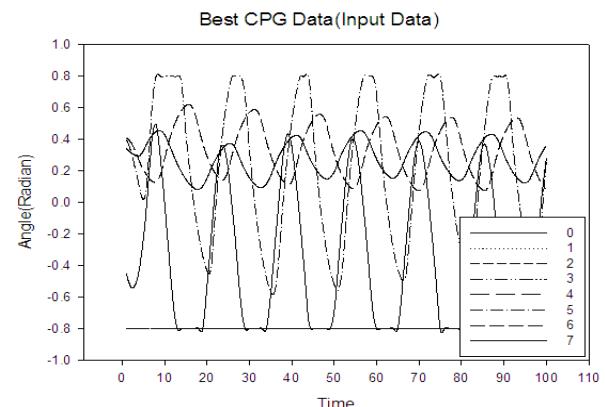


그림 6. 가장 우수한 CPG 실험의 관절 궤적
Figure 6. Joint Trajectories of best CPG experiment

그림 5는 GP 실험의 결과 중 가장 우수한 것의 실제 관절 궤적을 표시한 그림이다. 매우 급격한 순환형태를 보이고 있는 것을 확인할 수 있다. 그림 6은 CPG 실험의 가장 우수한 실험 결과로서 각 그래프를 나타낸 숫자는 그림 3에서 모델의 관절위치를 의미한다. 기존의 삼각함수를 사용한 순환 결과와 유사하지만, 그 순환 패턴이 약간 다른 것을 확인할 수 있다. 또한 GP 데이터는 40개의 구간이 한 사이클로 동작하는 반면, CPG의 데이터의 40개의 구간은 약 2사이클이 동작하는 것을 확인할 수 있다. 순환 구간의 움직임이 약 2배의 주기 차이를 가지며, 이는 시뮬레이션의 결과로 확인할 수 있다.

그림 7은 GP와 CPG를 사용한 방법 중 가장 우수한 결과를 보인 실험을 320ms 간격으로 캡처한 그림이다. 상단은 GP, 하단은 CPG를 사용한 실험이다. 위에서 언급한 것과 같이 2배의 주기 차이를 보이는 것을 알 수 있다. 최고 속도를 기록한 두 결과는 서로 거의 동일한 형태의 움직임을 보였다. CPG 결과는 앞다리를 높게 사용하여 걸어가는 형태를 보여주었으며, GP의 결과는 상체는 높지만 앞, 뒷다리의 움직임은 최대한 낮게 사용하여 움직이는 형태를 보여주었다.

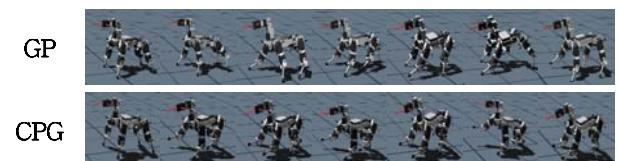


그림 7. GP와 CPG의 시뮬레이션 움직임 비교(best)
Figure 7. Simulation movement comparison between GP and CPG(best)

위의 최우수 개체는 최고 속도를 우선시 하기 때문에 동작면에서 움직임이 크고 약간 부자연스러운 모습을 보일 수 있다. 상대적인 비교를 위하여 평균 속도를 가진 안정적인 다른 보행 결과가 그림 8에 나와 있다.

GP 결과와 CPG 결과 모두 최우수 개체보다는 상체의 변동이 적은 편이다. 또한, 최우수 개체와는 달리 다리의 움직임의 변화가 작은 편이며, CPG의 경우에는 다리를 크게 들어 올리는 행동이 나타나지 않는 것을 확인할 수 있다.

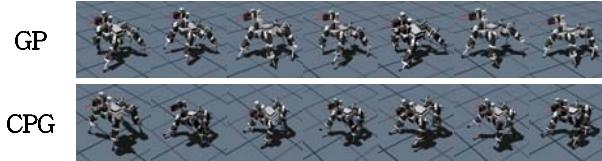


그림 8. GP와 CPG의 시뮬레이션 움직임 비교(평균)

Figure 8. Simulation movement comparison between GP and CPG(average)

5.2 바이올로이드 로봇 실험 결과

바이올로이드 로봇을 통한 실제 실험은 두 가지 방법에 대한 최우수 개체의 실험 데이터를 로봇의 입력 데이터로 변환하여 수행하였다. 각 움직임에 대한 사진들은 동영상 데이터로부터 10 프레임 간격으로 추출하였다.



그림 9. 최고속도에 대한 GP와 CPG의 실제 움직임 비교(바닥)

Figure 9. Real movement comparison between GP and CPG for the best velocity on the floor

그림 9는 바닥위에서 GP와 CPG의 실제 움직임을 비교 실험한 것이다. GP의 경우에는 실제와 시뮬레이션이 모두 큰 움직임을 보여 주었다. CPG 또한 시뮬레이션과 마찬가지로 작은 움직임들이 반복적으로 나타났다.

GP의 실제 결과는 시뮬레이션과 비슷하게 앞으로 진행하는 형태로 나타났다. 그러나 조금씩 왼쪽 방향으로 틀어지는 현상이 보였으며, 바닥면의 마찰에 의해 뒤로 미끄러지는 현상을 확인할 수 있었다. 전체적으로 시뮬레이션에서 측정된 속도만큼 빠르진 않았지만, 무난한 움직임을 보여 주었다.

CPG의 실제 실험 결과는 짧은 주기를 반복적으로 순환하는 것 외에는 시뮬레이션과 매우 다른 현상이 나타났다. 앞으로 조금씩 전진하기는 했지만, 시뮬레이션만큼 빠르게 움직일 수 없었고, 오른쪽으로 심하게 회전하는 형태로 나타났다. 또한, 시뮬레이션처럼 상체를 크게 일으켜 올리는 현상은 나타나지 않았다.



그림 10. 최고속도에 대한 GP와 CPG의 실제 움직임 비교(책상)

Figure 10. Movement comparison between GP and CPG for the best velocity on the desk

그림 10은 책상위로 환경을 옮겨서 실험한 것이다. 그림 9에서 나타났던 것보다 마찰력에 의해 미끄러지는 현상이

더 크게 나타났다. 그로 인해 GP나 CPG 모두 온전하게 전진하는 현상을 확인하기 어려웠다. GP의 경우에는 처음 두 걸음 정도는 앞으로 걸어가지만 그 이후부터 뒤로 되돌아 와서 제자리 걸음을 하는 형태를 보여 주었고, CPG의 경우에는 지속적으로 오른쪽으로 회전하는 형태의 움직임을 보여 주었다.

위의 실험으로 볼 때 실제 실험과 시뮬레이션에서 움직임 자체는 비슷한 양상으로 나타나지만 전진하는 속도나 방향성 면에서 정확하게 일치하지 않는 결과를 보여주고 있다. 주요 원인으로는 로봇의 발바닥과 지면의 재질 및 마찰력을 시뮬레이션에서 완벽히 표현하기 힘들기 때문인 것으로 사료된다.



그림 11. 평균속도에 대한 GP와 CPG의 실제 움직임 비교(바닥)

Figure 11. Real movement comparison between GP and CPG for the average velocity on the floor

그림 11의 결과는 그림 9의 평균속도 개체의 시뮬레이션 결과에 대한 책상위에서의 실제 움직임이다. GP의 개체는 시뮬레이션과 거의 동일한 움직임을 보여 주었고, 실제 움직임에서도 오른쪽으로 약간 휘어지는 양상이 나타난 것을 제외하면 안정적이고 제대로 보행할 수 있는 걸음을 보여주었다. 또한, 바닥면에 의한 미끄러짐 현상은 이 결과에서도 확인할 수 있었다.

그러나 CPG 실험의 결과는 최우수 개체에 비해 보다 느린 속도로 움직일 뿐, 앞으로 거의 나아갈 수 없는 움직임을 보여 주었다. 최우수 개체는 한쪽으로 심하게 회전하는 형태로 나타났었지만, 이 개체는 더 느린 속도로 움직이는 탓에 방향 자체는 회전하지 않고, 제자리에서 매우 느린 속도로 조금씩 움직이는 양상을 보여주었다.



그림 12. 평균속도에 대한 GP와 CPG의 실제 움직임 비교(책상)

Figure 12 Movement comparison between GP and CPG for the average velocity on the desk

그림 12는 책상 위에서의 평균 속도 개체들의 결과이다. GP 개체의 경우에는 오른쪽으로 틀어지는 현상이 나타나는 것을 제외하면 최우수 개체보다 앞으로 더 잘 움직이는 것을 확인할 수 있었다. 미끄러지는 현상은 나타나지만, 앞으로 나아가는 데에는 큰 지장이 없었다.

CPG 개체의 경우에는 이 실험에서도 마찬가지로 제자리 걸음에 가까운 형태의 움직임을 보여 주었다. 평균 속도에 가까운 느린 개체들은 둘 다 책상위나 바닥에서나 움직임이 큰 차이를 나타내지 않았으며, 이는 최우수 개체가 시뮬레

이션 상에서만 나타날 수 있는 매우 급격한 변화를 수행하는 반면, 평균 속도를 가지는 개체는 매우 부드러운 형태의 곡선을 수행하기 때문으로 생각된다.

CPG에서 시뮬레이션과 실제 실험의 결과가 더 차이가 나는 것은 사이클 당 보간수의 문제라고 생각된다. CPG의 경우에는 GP 보다 2배 이상 빠른 주기를 가지고 있기 때문에, 모터 값이 너무 급격한 변화를 보일 경우 실제 움직임이 이를 따라가지 못하는 현상이 나타날 수 있는 것으로 보인다.

6. 결 론

본 논문에서는 기존 GA 기반의 걸음새 파라미터 최적화 방식보다 우수한 성능을 보이는 GP 기반의 관절공간에서의 걸음새 생성방식과 신경활동에 의해 보행의 리듬 패턴을 생성하는 CPG 방식 두 가지를 구현하고 비교하였다.

바이올로이드로 구성된 4족 보행로봇에 대하여 Webots 기반의 ODE 시뮬레이션과 실제 로봇에의 적용을 통해 제안된 기법들에 실험을 수행하였다. 시뮬레이션 결과, 최고속도 면에서는 GP 기반의 걸음새 생성 방식이 가장 우수한 성능을 보여 주었고, CPG는 평균적인 면에서 우수한 움직임을 보여주었다. 그러나 시뮬레이션 결과의 실제 로봇에의 적용에서는, GP 기법의 결과가 CPG 보다 시뮬레이션과의 차이가 적게 나고 전반적인 움직임이 우수함을 보였다.

향후 CPG의 결합구조 및 파라미터의 최적화 탐색이 개선되어야 하며, 시뮬레이션과 실제 실험과의 차이를 보완할 수 있는 모델링 및 제어가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] G. S. Hornby, S. Takamura, T. Yamamoto, M. Fujita, "Autonomous Evolution of Dynamic Gaits with Two Quadruped Robots", *IEEE Trans. Robotics*, Vol. 21, No. 3, pp.402-410, 2005
- [2] Z. D. Wang, J. Wong, T. Tam, B. Leung, M. S. Kim, J. Brooks, A. Chang, N. V. Huben, *The 2002 rUNSWift Team Report*, 2002
- [3] T. Mericli, H. L. Akin, C. Mericli, K. Kaplan, B. Celik, *The Cerbus'05 Team Report*
- [4] 서기성, 현수환, "관절 공간에서의 GP 기반 진화기법을 이용한 4족 보행로봇의 걸음새 자동생성", 제어·로봇·시스템학회 논문지, 제 14 권, 제 6 호, pp. 573-579, 2008.
- [5] K. Seo, S. Hyun, "Genetic Programming Based Automatic Gait Generation for Quadruped Robots" *In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO-2008*, Atlanta, July 12-16, 2008, pp. 293-294.
- [6] K. Matsuoka, "Mechanisms of frequency and pattern control in the neural rhythm generators", *Biological Cybernetics*, vol. 56, issue 5, pp. 345-353, 1987.
- [7] A. jspeert, A. Crespi, J.-M. Cabelguen, "Simulation and robotics studies of salamander locomotion", *Neuroinformatics*, vol. 3, no. 3, pp.

171-195, 2005.

- [8] Y. Fukuoka, H. Kimura, A. H. Cohen, "Adaptive Dynamic Walking of a Quadruped Robot on Irregular Terrain Based on Biological Concepts", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 22, no. 3-4, pp. 187-202, 2003.
- [9] 현수환, 조영완, 서기성, "4족 보행로봇의 걸음새에 대한 Genetic Programming 기법과 Central Pattern Generator 기반 생성기법의 비교 연구", 한국지능시스템학회, 2009춘계학술대회 논문집, vol. 19, no. 1, pp. 70-74, 2009. 4. 24-25
- [10] L. Hohl, R. Tellez, O. Michel, A. J. Ijspeert, "Aibo and Webots: Simulation, wireless remote control and controller transfer", *Robotics and Autonomous Systems*, 54(2006), pp. 472-485, 2006.
- [11] 로보티즈사, <http://www.robotis.com/>
- [12] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992
- [13] J. Kennedy, and R. Eberhart, "Particle swarm optimization", *In Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, Piscataway, NJ, pp. 1942 - 1948, 1995.
- [14] D. Hein, M. Hild, R. Berger, "Evolution of Biped Walking Using Neural Oscillators and Physical Simulation". *In Robocup 2007: Robot Soccer World Cup XI, Lecture Notes In Artificial Intelligence*, vol. 5001. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, pp. 433-440, 2008.
- [15] M. Eaton, "Further explorations in evolutionary humanoid robotics", *Artificial Life and Robotics*, vol.12, issue 1, pp. 133-137, 2008.

저 자 소 개

현수환(Soohwnd Hyun)
제18권 제1호 참조

조영완(Young-Wan Cho)
제18권 제4호 참조

서기성(Kisung Seo)
제19권 제5호 참조