

# HyperNEAT를 이용한 4족 보행 로봇의 이동 제어

## Locomotion Control of 4 Legged Robot Using HyperNEAT

장재영 · 현수환 · 서기성\*

Jaeyoung Jang, Soohwan Hyun and Kisung Seo

서경대학교 전자공학과

### 요 약

4족 보행로봇은 보행 안정성이 높아서 향후 다양한 분야에 활용이 기대되며, 효율적인 보행을 위한 걸음새의 생성과 제어가 중요하다. 특히, 다양한 로봇 모델들에 대한 수요와 여러 가지 걸음 동작의 필요성으로 인하여 자동적인 걸음새 생성 기법이 요구된다. 본 논문에서는 HyperNEAT(Hypercube-based NeuroEvolution of Augmenting Topologies)를 사용하여 지형변화에 적응 가능한 4족 보행로봇의 걸음새를 생성하고, 바이올로이드로 구성된 4족 보행로봇에 대하여 ODE 기반의 Webots 시뮬레이션을 통해서 보행 실험을 수행하고 결과를 분석한다.

**키워드** : 4족 보행로봇, 걸음걸이 생성, Hyper NeuroEvolution of Augmenting Topologies, 걸음새 제어

### Abstract

The walking mobility with stability of 4 legged robots is the distinguished skills for many application areas. Planning gaits of efficient walking for quadruped robots is an important and challenging task. Especially, autonomous generation of locomotion is required to manage various robot models and environments. In this paper, we propose an adaptive locomotion control of 4 legged robot for irregular terrain using HyperNEAT. Generated locomotion is executed and analysed using ODE based Webots simulation for the 4 legged robot which is built by Bioloid.

**Key Words** : 4 Legged Robot, Gait Generation, Hyper NeuroEvolution of Augmenting Topologies, Locomotion Control.

## 1. 서 론

4족 보행로봇은 모바일 로봇에 비하여 높이 있는 보행 환경에서 이동의 제약이 적고, 2족 보행로봇에 비하여 무게 중심이 낮아서, 다방면에 활용되고 있다. 걸음새 생성은 보행의 핵심으로서, 궤적의 형태와 크기, 다리 움직임간의 위상차 등 많은 파라미터를 고려해야하는 복잡한 문제이다.

기존의 걸음새를 생성하는 방법으로 기구학의 계산을 통한 걸음새의 설계부터, 발끝 자취 파라미터 최적화 방법, 진화연산을 사용한 관절좌표계상 걸음새 생성 방법, 동일 활성화 함수의 위상차 제어 방법 등이 연구되었다[1-5]. 그러나 기존 연구 방법들은 대부분 지형변화가 없는 평지에 대해서만 최적화 된 것으로, 평지가 아닌 환경에 대해서는 대처하기가 어렵다. 따라서, 진화최적화 방식의 학습 기법인 NeuroEvolution을 사용하여, 걸음새의 적응성을 높이기 위한 연구가 시도되었다[9]. 그러나 입·출력수가 많은 구조로 인하여 학습의 효율성이 떨어져서 보행에 뛰어난 결과를 보이지는 못하고 있다.

HyperNEAT(Hypercube-based NeuroEvolution of Augmenting Topologies)는 노드의 구조와 연결 관계의 가

중치를 기반으로 한 신경망 기법인 NEAT에 노드간의 기하학적인 관계를 적용하고 대칭, 반복, 변화 재현 등의 규칙적인 패턴을 설계하기 위해서 CPPN(Compositional Pattern Producing Networks)의 개념을 도입한 기법이다[6,7].

본 논문에서는 HyperNEAT를 사용하여 각 관절의 현재 값의 영향을 고려한 4족보행로봇의 걸음새 자동생성기법을 구현하고 물리적 특성이 포함된 Webots 시뮬레이터를 사용하여 걸음새를 실험하고 그 결과를 분석한다.

## 2. 4족 보행 로봇의 걸음새 제어

4족 보행로봇의 보행 제어는 모든 4족 보행로봇의 동작 중 가장 핵심적이고 많은 부분을 차지하는 부분이다. 이러한 보행의 제어방법으로 다양한 방법들이 연구되었다. 초기에는 기구학과 동역학의 계산을 통하여 좌표계에서 로봇의 움직임을 제어하여 안정하게 보행하도록 계획하는 방법을 사용하였으나 이러한 직접 설계 방법은 매우 복잡한 과정을 거쳐야하고, 환경의 변화마다 재계산을 해야 하는 문제가 있다. 이런 문제를 보완하여 연구된 걸음새 자동생성방법은 발의 궤적, 스텝 수 초기자세 등의 파라미터의 최적화를 통해서 발의 자취를 생성하고 관절이 자취를 추종하는 방식을 사용했다[1]. 하지만 이런 걸음새 생성방법은 로봇의 현재 상태를 반영하지 못하는 단점이 있다. 신경망 구조와 학습을 사용한 자동 보행 제어에 대한 연구가 이런 문제를 해결하는 방법으로 연구되었지만[8,9], 다입·출력 구조의 4족

접수일자 : 2010년 10월 21일

완료일자 : 2010년 12월 9일

본 논문은 본 학회 2010년도 추계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

+ 교신저자

보행로봇에서 뛰어난 결과를 보이지는 못했다. 기존 NEAT에서 다입·출력에 적합하도록 신경망 노드간의 기하학적 영향을 고려한 HyperNEAT를 사용한 4족 보행로봇의 자동 제어 연구가 진행되고 있다.

### 3. 뉴럴 진화

#### 3.1 뉴럴 네트워크(Neural Network)

뉴럴 네트워크는 인간의 뇌신경인 뉴런을 모델링한 학습 방법으로 입, 출력 노드와 은신 노드간의 연결 관계와 그 연결간의 가중치에 의해서 신경망을 구성하는 기법이다 [10](그림 1). 이러한 기존의 신경망 기법은 고정된 구조(노드 수)를 기반으로 가중치 값만을 학습이나 진화기법을 사용해서 구하고 있다. 그러나 적합한 층과 노드수, 그리고 연결 구조를 효율적으로 결정하기가 어려운 문제를 안고 있다.

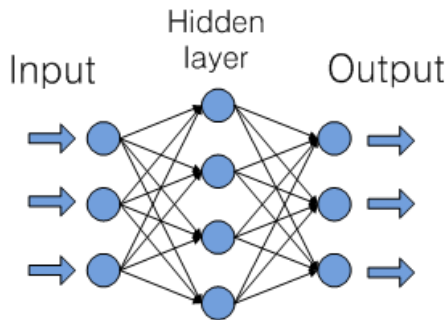


그림 1. 뉴럴 네트워크의 구조  
Figure 1. Structure of Neural Network

#### 3.2 NEAT

NEAT는 기존의 신경망 기법의 약점인 고정적인 구조를 보완하고자 제안된 진화 최적화 기반의 신경망 구성 기법이다. 신경망의 노드에 대한 유전자와 연결 관계에 대한 유전자를 별도로 표현하고, 이를 조합하여 신경망을 구성한다 [8,9](그림 2).

NEAT는 입력과 출력 노드만으로 구성된 기본 구조에서 돌연변이와 교배를 통하여 중간 은신 노드와 연결 관계를 추가하며 성장하는 기법으로 기존의 출력 노드 값이 입력 노드에 다시 연결되어 현재의 상태를 반영할 수 있다.

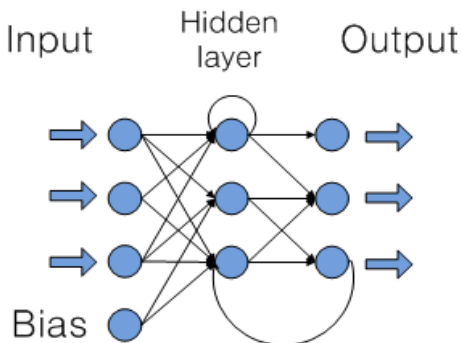


그림 2. NEAT의 유전자 표현  
Figure 2. Expression of Genes of NEAT

#### 3.3 HyperNEAT

HyperNEAT는 기존의 NEAT에 대칭, 반복, 변화 재현 등의 규칙적인 패턴을 생성하는 CPPN 기법의 개념을 추가로 구현한 신경망 구성 기법으로(그림 3), NEAT의 신경망의 구조와 연결 관계 가중치를 진화하는 기법에 기존에는 고려되지 않았던 기하학적인 개념을 추가하여 신경망을 2차원 평면 구조로 표현하고, 평면의 노드가 위치한 좌표를 CPPN의 입력으로 사용해서 신경망을 구성하는 기법이다 [6,7]. CPPN의 적용으로 기존의 신경망에서는 살펴볼 수 없었던 블랙박스안의 정보를 해석할 수 있어서 개선된 신경망의 구성과 진화가 가능하다.

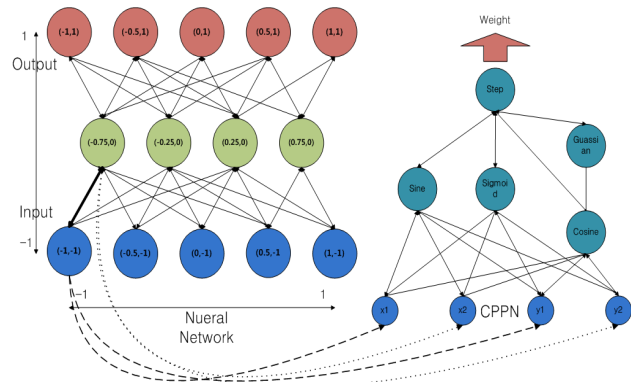


그림 3. HyperNEAT의 구조.  
Figure 3. Structure of HyperNEAT.

### 4. HyperNEAT 기반의 걸음새 제어

HyperNEAT는 Zlib, TinyXMLPlus, Boost C++, JG Template, LibBoard를 라이브러리를 기본으로 사용하고 있으며, 각 응용문제에 대한 코드와 헤더로 구성된 프로젝트와 NEAT, HyperCubeNEAT의 프로젝트로 구성되어 있다.

Webots 시뮬레이터상에서 바이올로이드 4족 보행로봇을 대상으로 실험하기 위하여 프로젝트에 로봇의 디바이스의 선언과 활성화에 포함한 실험 코드와 헤더를 추가하고, 실험들을 정의하고 관리하는 코드에 실험 ID와 입출력 파일 관계를 추가한다. HyperNEAT의 주요 프로젝트인 HyperCubeNEAT\_Base와 HyperCube\_NEAT에 webots의 라이브러리 폴더를 참조하고, 컨트롤러의 라이브러리 역시 추가한다(그림 4).

프로그램은 디바이스와 변수의 선언, 디바이스 활성화, 진화연산의 3부분으로 구현한다. webots의 바이올로이드 4족 보행로봇의 로봇, 관절, 센서를 매칭 시키고, 디바이스들을 활성화 시킨 뒤, 각 개체마다 약15초 동안 약100ms단위로 로봇의 현재 관절 값을 읽어와 신경망의 입력에 전달한다. 신경망의 해석에 의해서 출력이 계산되며, 이 값을 로봇에 전달하여 이동하는 과정을 반복하는 실험을 진행한다. 로봇의 초기 위치에서 동작을 멈춘 위치의 값을 빼고 움직인 방향에 따라서 가중치를 주어 계산된 적합도를 기준으로 HyperNEAT의 진화과정을 진행한다.

본 논문에서는 바이올로이드로 구성된 4족 보행 로봇을 대상으로 하여 각 다리의 무릎과 어깨 관절의 총 8개의 관절 상태와 문턱값 바이어스를 입력노드로 사용하고, 관절의 다음 목표 값을 출력 노드로 구성했다.

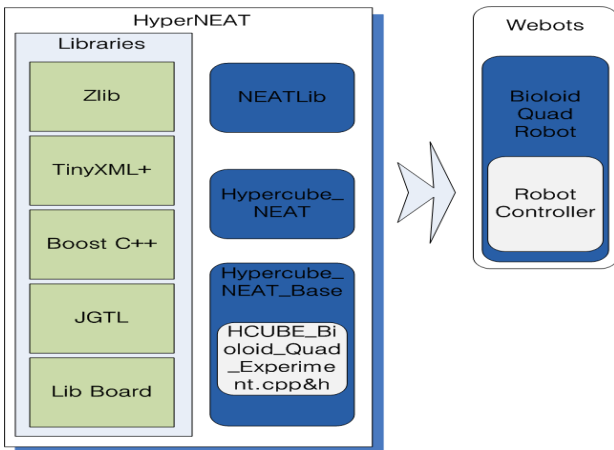


그림 4. HyperNEAT를 사용한 4족 보행로봇 제어  
Figure 4. Quadruped Robot Control using HyperNEAT

## 5. 시뮬레이션 환경

### 5.1 4족보행 로봇 및 Webots 시뮬레이션

시뮬레이션 실험의 대상으로 바이올로이드로 제작한 4족 보행로봇의 형태를 모델링하여 사용하였다[11]. 바이올로이드는 국내 로보티즈사에서 개발된 로봇 키트로 모터와 센서, 연결 프레임 등의 모듈로 구성되어 로봇을 특정 형태로 구성하기에 편리하며, 각 모터의 분해능과 토크가 우수하여 로봇의 구성과 실험에 적합하다.

시뮬레이션 환경은 Cyberbotics사의 Webots를 사용하였다. Webots는 로봇이나 물체에 대한 모델링, 프로그래밍, 그리고 시뮬레이션 기능을 제공하는 로봇 시뮬레이션 S/W로서, 물리적 특성을 위한 ODE(Open Dynamics Engine) 라이브러리를 포함하고 있다.

### 5.2 적합도 함수 및 HyperNEAT 파라미터

걸음새 생성을 위한 적합도 함수는 직진 보행을 강조한 걸음새의 생성을 위하여 직진 거리(-x)에서 측면(z)의 벗어남을 벌칙으로 주어 식(1)과 같이 구성하였다(그림 5(좌) 좌표계 참조).

$$fitness = ((0.9 * (-x)) - |(0.4 * z)|) \quad (1)$$

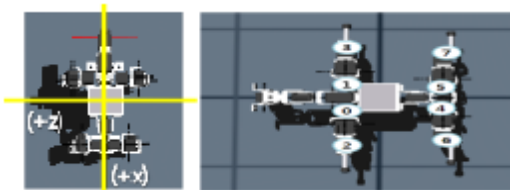


그림 5. 로봇의 좌표계(좌), 로봇의 관절 번호(우)  
Figure 5. Coordinates of Robot(left), Servo numbers of Robot(Right)

HyperNEAT는 아래 표 1과 같은 파라미터를 사용하였다. 관절수에 문턱 값을 포함시킨 9개의 입력을 사용하고 출력은 관절수대로 8개를 사용했다(그림 5(우)). 새로운 노드나 연결을 추가하는 Add와 기존의 유전자를 변형시키는 Mutate의 파라미터를 사용했다. Threshold는 매우 작은 입

력을 제외하기 위해 사용되는 바이어스이다.

표 1. HyperNEAT 파라미터.

Table 1. Parameters for HyperNEAT.

Parameter	Value	Parameter	Value
Generation	150	MutateLink	0.1
Population	50	MutateOnly	0.25
AddNode	0.03	MutateL_W	0.8
AddLink	0.05	Threshold	0.2

### 5.3 실험 지형 생성

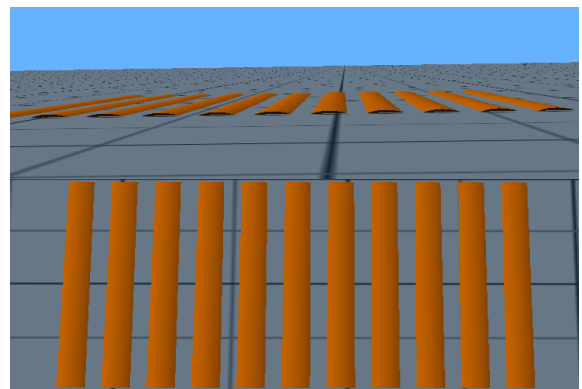


그림 6. 장애물 환경의 구성  
Figure 6. Shape of Rugged Terrain

실험에 사용된 환경은 2가지로 평면과 장애물이 존재하는 지형(그림 6)이다. 장애물은 높이 5cm(로봇 높이의 약 1/6)의 작은 언덕 모양으로, 총 11개 장애물이 로봇의 보행 경로 상에 존재한다. 현재로서는 심한 굴곡보다는 간단한 적응성을 실험해볼 수 있는 약간의 굴곡만을 가진 장애물을 구성하여 사용한다.

## 6. 실험 결과

본 논문에서는 우선적으로 평지와 장애물 환경을 대상으로 10회를 반복하여 실험하였고, 적합도는 재연을 통하여 재측정 하였다. 적합도의 단위는 미터(m)로, 클수록 단위시간당 이동 거리가 긴 것을 의미한다. 실험 1회당 15초 동안 로봇을 동작시켰다.

실험결과는 표 2에 나와 있으며, 표의 적합도는 1초당 이동한 직선거리를 나타낸다. 기존 NEAT를 사용한 실험결과와 비교해 볼 때, HyperNEAT가 적합도면에서 뛰어난 결과를 보였으나, 해들 간의 편차는 더 늘어난 결과를 나타냈다. 다양성이 증가하여 높은 이동성을 가진 해와 그렇지 못한 해의 차이가 더 커진 것으로 생각된다. 신경망을 구성하는 층수와 노드수의 관점에서 HyperNEAT를 사용한 실험에서 평균적으로 층이 다소 증가하는 결과를 나타냈고, 보행에 성공한 해들만 관찰하면 노드수가 약 3개 정도 증가하는 결과를 보였다. 위 결과에서 HyperNEAT를 사용한 해가 더 복잡한 신경망을 구성한다는 것을 알 수 있다.

표 2. 실험 결과

Table 2. Results of experiment

	NEAT		HyperNEAT	
	모든해 포함	실패해 제거	모든해 포함	실패해 제거
평균 적합도	0.354	0.501	0.846	0.94
표준편차	0.392	0.382	0.514	0.444
평균 층수	2.9	2.857	3.2	3.5
평균 노드수	19.2	18.85	19.2	22.0

표 3. 보행 성공률

Table 3. Success rates of experiment

NEAT		HyperNEAT	
평지 환경	장애물 환경	평지 환경	장애물 환경
70%	30%	90%	80%

HyperNEAT를 사용한 경우 1번의 실험만을 제외하고 모두 보행에 모두 성공하여 우수한 결과를 보였다. 보행의 성공률 측면에서 HyperNEAT를 사용한 경우가 기존의 NEAT를 사용한 경우보다 평지에서는 20%, 장애물 환경에서는 50%의 보행 성공률이 증가하였다 (표 3). 여기서, 성공은 4족 로봇이 주어진 시간동안의 보행에서 넘어지지 않음을 의미한다. 특히, 장애물 환경에서 보행 성공률의 증가가 확연한 차이를 나타내는데, 이는 CPPN의 적용을 통한 HyperNEAT의 노드간의 연결 관계 해석의 개선이 장애물 환경과 같은 어려운 환경의 적응성에 긍정적인 영향을 주는 것으로 생각된다.

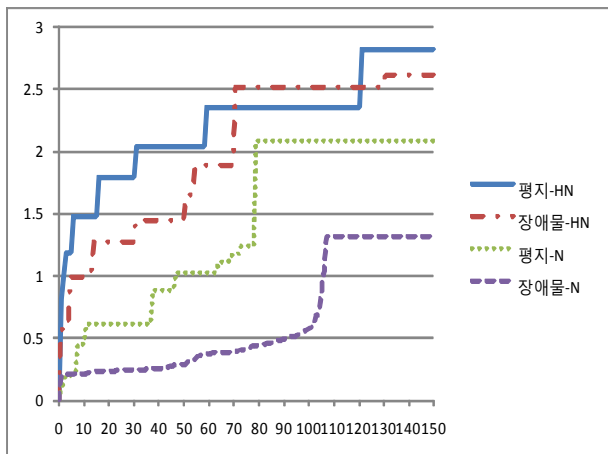


그림 7. 각 환경에 대한 실험 적합도 변화  
Figure 7. change of fitness in each environment

그림 7은 각 환경에 대한 NEAT와 HyperNEAT를 사용한 4족 보행로봇의 보행 실험의 세대별 적합도 변화를 나타낸다. 전체적으로 HyperNEAT를 사용한 경우가 NEAT를 사용한 보행보다 뛰어난 적합도를 보였다. NEAT를 사용한 실험은 평지 환경의 경우 70세대 중반에서, 장애물 환경의

경우 100세대 중반에서 더 이상 적합도가 증가하지 않는 결과를 나타냈지만, HyperNEAT를 사용한 실험의 경우, 평지에서는 120세대 장애물 환경에서는 130세대 정도까지 적합도가 증가하는 결과를 보였다. 8개의 입력과 출력을 사용하는 환경에서 NEAT는 보다 뛰어난 해를 찾지 못한 것으로 사료된다.

보행 실험에서 대부분의 해들은 대각선의 두 다리가 대칭성을 가지는 움직임을 보였는데, 한 쌍의 다리를 축으로 사용하고 다른 한 쌍의 다리들을 주로 사용하여 움직이는 모습을 나타냈다. 움직임 전반에서 몸체의 중심이 낮은 움직임을 나타냈다.

그림 8에 평지 환경에서 가장 우수한 결과를 나타낸 해의 걸음새를 제어하는 신경망의 구성을 표현했다. 0번 bias 노드와 1에서 8까지의 관절 노드를 포함한 입력 층과 9에서 16까지의 관절 노드의 출력 층의 각 노드들이 모두 연결된 형태의 기본 구조(그림 8, 쇠선)에서 하나의 은닉층에 18, 26, 48, 87의 4개의 은닉 노드들이 추가된 신경망 구조가 생성되었다(그림 8 굵은 선). 입력 노드 중 각 앞다리의 무릎 관절이 은닉노드들과 1개의 연결 관계를 가진데 반해, 뒷다리는 다수의 연결이 이루어졌다. 따라서 이 걸음새의 경우 보행에 뒷다리의 영향이 큰 것을 알 수 있다.

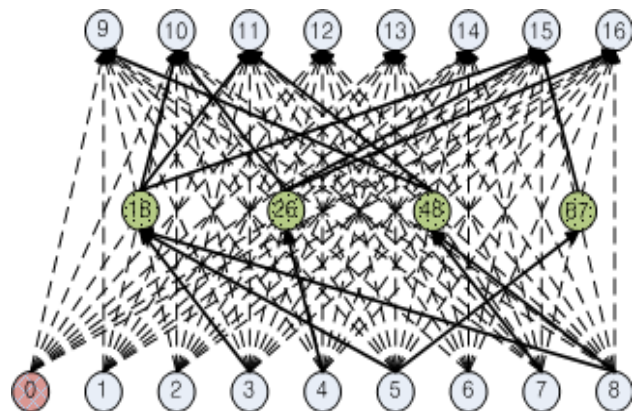


그림 8. 최적해의 신경망 구성(평지)  
Figure 8. Neural Network structure of Best Solution

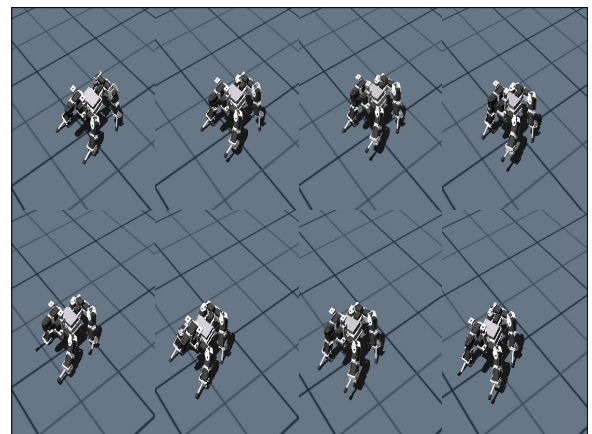


그림 9. 평지 환경 최우수 해의 걸음걸이  
Figure 9. Locomotion of Best Solution

그림 9는 평지 환경에서 가장 우수한 결과를 나타낸 해의 화면으로, 우측 앞다리와 좌측 뒷다리를 축으로 남은 한

쌍의 다리를 주로 사용하여 보행하는 모습을 보였다.

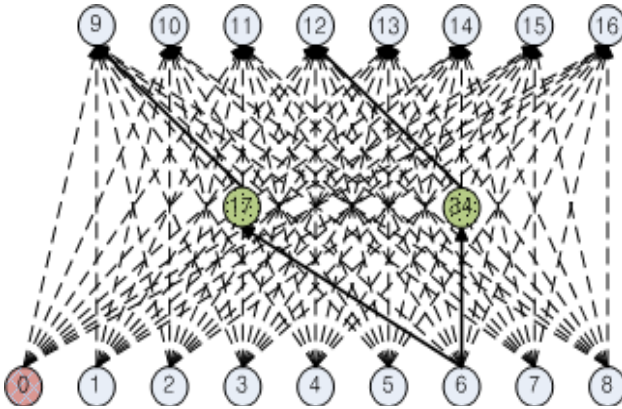


그림 10. 최적해의 신경망 구성(장애물)

Figure 10. Neural Network structure of Best Solution at rugged terrain

그림 10은 장애물 환경에서 가장 우수한 결과를 나타낸 해의 걸음새를 제어하는 신경망의 구성을 나타낸다. 평지 환경의 신경망과 같은 기반 구조를 사용하여 걸음새 제어 신경망이 구성되었고(그림 10, 쇠선), 역시 하나의 은닉층이 추가되었다. 은닉노드는 17과 34의 두 노드가 추가되었는데 둘 모두 우측 뒷다리의 어깨 관절과 연결되었다(그림 10 굵은 선). 하나의 관절의 영향이 큰 구조이며, 어려운 환경에 적용하기 위해서 단순한 구조를 통해 반복성을 높이는 걸음새를 생성한 것으로 생각된다.

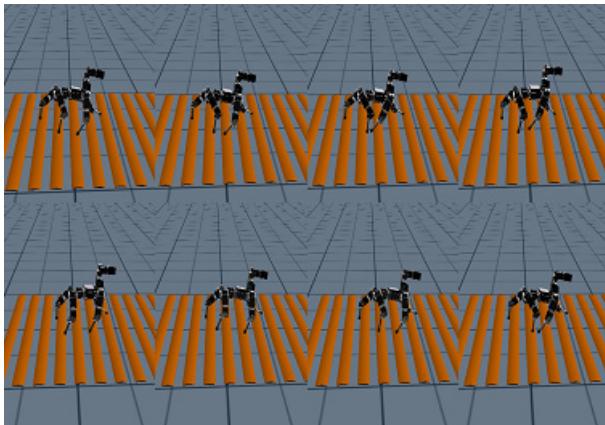


그림 11. 장애물 환경 최우수 해의 걸음걸이

Figure 11. Locomotion of Best Solution at rugged terrain.

그림 11은 장애물 환경에서 가장 우수한 결과를 나타낸 해의 화면을 나타낸다. 우측 뒷다리와 좌측 앞다리를 주로 사용해서 보행하는 결과를 보이며, 나머지 한 쌍의 다리는 물체를 지지하는 형태로 보행했다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 HyperNEAT를 기반으로 구성된 신경망

을 사용하여, 바이올로이드로 구현된 4족 보행로봇을 기반으로 한 시뮬레이션 환경에서 보행을 제어하였다.

실험 결과, 아직 자연스럽지는 못하지만 넘어지거나 뒤집어지지 않는 낮은 걸음새를 보였고, 평지에서는 90%, 장애물 환경에서는 80%의 실험에서 보행에 성공했다. 기존의 NEAT의 결과와 비교해 볼 때, HyperNEAT가 더 로봇의 걸음새 제어에 적합한 것으로 생각된다.

생성된 걸음새의 신경망 표현에서 사용된 노드와 층수의 경우, 보행에 성공한 해들만 살펴보면 HyperNEAT를 사용한 경우가 기존의 NEAT의 결과에 비하여 약 0.6의 평균 층수와 약 3의 평균 노드수가 증가했다. 좀 더 복잡한 신경망을 구성한 HyperNEAT가 다 입,출력 구조인 4족 보행 로봇의 걸음새 제어 문제에 적합한 것으로 사료된다. 또한, HyperNEAT의 적용된 CPPN을 통하여 신경망의 구조 정보에 대한 개념의 추가가 보행 성능 개선에 영향을 준 것으로 생각된다.

본 논문의 HyperNEAT를 사용한 보행 제어 실험에서 4족 보행로봇이 보행에는 성공했지만, 아직까지는 자연스럽게 못한 걸음새를 나타냈고, 걸음새를 제어하는 신경망의 성장이 기대보다 낮은 결과를 보였다. 차후, 더욱 자연스럽게 안정적인 걸음새의 생성과, 불균일하고 좀 더 굴곡이 진 장애물 지형에의 적용이 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] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 현수환, 조영완, 서기성, "4족 보행로봇의 걸음새에 대한 Genetic Programming 기법과 Central Pattern Generator 기반 생성기법의 비교 연구", *한국지능시스템학회, 2009국제학술대회 논문집*, vol. 19, no. 1, pp. 70-74, 2009. 4. 24-25
- [6] K. O. Stanley, "Compositional pattern producing networks: A novel abstraction of development", *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol. 8, pp. 131 - 162, June 2007.
- [7] J. Clune, B. E. Beckmann, C. Ofria, and R. T. Pennock. "Evolving coordinated quadruped gaits with the HyperNAET generative encoding", *In Proceedings of the of the Congress on*

*Evolutionary Computation (CEC-2009) Spec. Sect. on Evolutionary Robotics*, Piscataway, NJ, USA, 2009. IEEE Press.

- [8] R. Miikkulainen, K. O. Stanley, "Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies", *Evolutionary Computation*, Vol. 10, No. 2, pp.99-127, 2002.
- [9] 장재영, 현수환, 서기성, "뉴럴 진화를 이용한 4족 보행 로봇의 이동 제어", *한국지능시스템학회, 2010 춘계학술대회 논문집*, vol. 20, no. 1, pp. 119-122, 2010. 4. pp.2-3
- [10] B. D. Wilamowski, "Neural Network Architecture and Learning Algorithms", *IEEE International Conference on Industrial Technology*, vol. 1, Dec 10-12, 2003, pp. TU1-T12.
- [11] 로보티즈사, <http://www.robotis.com/>

저 자 소 개



**장재영(Jaeyoung Jang)**

2010년 : 서경대학교 전자공학과 학사  
현재 : 서경대학교 전자공학과 석사과정

관심분야 : 지능로봇, 진화연산  
E-mail : geruld@naver.com



**현수환(Soohwan Hyun)**

2010년 : 서경대학교 전자공학과 학사  
현재 : 서경대학교 전자공학과 석사과정

관심분야 : 진화연산, 지능로봇  
E-mail : xjavalov@shhyun.com



**서기성(Kisung Seo)**

1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학사  
1988년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사  
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사  
1993~1998년 : 서경대학교 산업공학과,  
전자공학과 조교수

1999~2003년 : Michigan State University,  
Genetic Algorithms Research and  
Applications Group, Research Associate  
2002~2003년 : Michigan State University, Electrical &  
Computer Engineering, Visiting Assistant  
Professor

2003~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 지능로봇, 진화기반 인식, GP, GA  
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr