

## 4족 보행로봇의 물체 인식 및 GP 기반 지능적 보행

# Objects Recognition and Intelligent Walking for Quadruped Robots based on Genetic Programming

김영균 · 현수환 · 장재영 · 서기성\*

Youngkyun Kim, Soohwan Hyun, Jaeyoung Jang and Kisung Seo\*

서경대학교 전자공학과

### 요약

본 논문은 SURF(Speeded Up Robust Features)를 기반으로 한 대상 물체 인식 알고리즘과 GP(Genetic Programming)를 기반으로 한 직진, 회전, 정지, 후진 걸음새(gait) 자동 생성을 각각 구현한다. 그리고 이를 결합 하여, 대상을 인식하고 자율적으로 접근 및 추종할 수 있는 인식 기반 지능적인 보행 기법을 제안한다. 4족 보행 로봇의 걸음새는 GP를 사용하여 각 관절의 궤적에 대한 회귀분석으로 생성한다. 고속의 특징점 검출에 적합한 SURF를 사용해서 물체의 위치와 크기를 인식하고, 물체까지의 거리를 계산한다. 4족 보행로봇의 물체 인식 및 이를 통한 자율접근 보행 실험은 ODE(Open Dynamics Engine) 기반의 Webots 시뮬레이션과 실제 로봇에 대해서 수행된다.

**키워드** : 물체 인식, 지능 보행, 유전 프로그래밍, SURF, 걸음새 생성

### Abstract

This paper introduces an objects recognition algorithm based on SURF(Speeded Up Robust Features) and GP(Genetic Programming) based gaits generation. Combining both methods, a recognition based intelligent walking for quadruped robots is proposed. The gait of quadruped robots is generated by means of symbolic regression for each joint trajectories using GP. A position and size of target object are recognized by SURF which enables high speed feature extraction, and then the distance to the object is calculated. Experiments for objects recognition and autonomous walking for quadruped robots are executed for ODE based Webots simulation and real robot.

**Key Words** : Objects Recognition, Intellegent walking, Genetic Programming, SURF, Gait Generation

## 1. 서론

4족 보행로봇은 휴머노이드 로봇에 비하여, 넘어질 가능성이 낮으므로, 보행의 안정성 측면에서 우수하고, 제어도 비교적 용이하다. 현재까지 4족 보행로봇은 교육, 연구용 및 엔터테인먼트 분야의 활용이 대부분이지만, 점차 군사용, 혹은 사람의 보조용등의 실용적인 용도의 적용이 증가될 전망이다. 이러한 경우, 대상(인간 혹은 물체)의 정확한 인식이 필요하고, 인식한 정보를 바탕으로 한 이동과 접근, 그리고 대상의 동선까지도 파악하고 추종할 수 있는 지능적인 행동 및 자율적인 보행 제어 등의 도전적인 기술이 요구된다.

본 연구에서는 상기에 필요한 관련 기술 중 강인한 물체 인식 알고리즘과 지능적인 보행 알고리즘을 결합시켜 대상 물체를 인식하고 이에 대한 자율적인 접근 및 추종에 응용할 수 있는 기능을 구현하고자 한다.

구체적으로, GP(Genetic Programming)[1] 를 기반으로 한 직진, 회전, 정지, 후진 걸음새(gait)를 생성하였고, SURF(Speeded Up Robust Features)[2] 를 기반으로 한 대상 물체 인식 알고리즘과 비전을 통하여 인식된 상황에 따라 걸음새를 사용한 위치 이동 알고리즘, 대상 물체를 추종하는 알고리즘을 구현한다.

4족 보행로봇은 로보티즈사의 마이올로이드를[3] 사용하여 제작하고, 일반적인 PC CAM을 통해 획득된 영상에 SURF 알고리즘을 적용하여 인식될 물체를 검출하고, 그 결과를 Zigbee로 구성된 네트워크를 통해 전송하는 실제적인 로봇환경을 구성한다.

4족 보행로봇의 물체 인식 및 이를 통한 자율접근 보행 실험은 ODE(Open Dynamics Engine) 기반의 Webots 시뮬레이션 및 실제 로봇에 대해서 수행된다.

## 2. 작업환경 및 시스템 구성

휴머노이드와 4족 보행로봇이 공존하는 환경에서 4족 보행로봇이 휴머노이드 로봇을 인식하고, 일정거리를 유지하면서 추종할 수 있게 한다. 휴머노이드와의 거리와 방향에 따라 4족 보행로봇이 직진, 후진, 회전 및 정지등 적절한 보행을 수행한다(그림 1).

접수일자 : 2010년 5월 26일

완료일자 : 2010년 10월 8일

교신저자 : 서기성

본 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(2009-0071419) 및 2009년 한국과학창의재단의 URP프로그램의 지원을 받아 수행되었음.

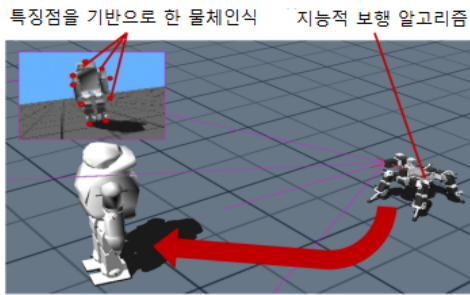


그림 1. 물체 인식 기반 지능 보행  
Fig. 1. Intelligent locomotion based on objects recognition

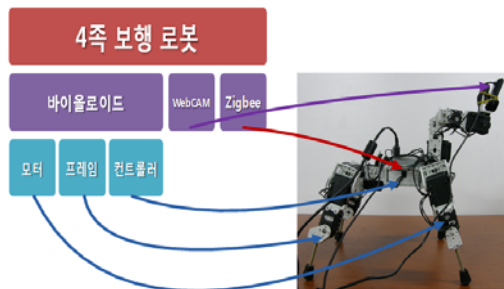


그림 2. 하드웨어 구성도  
Fig. 2. Hardware system

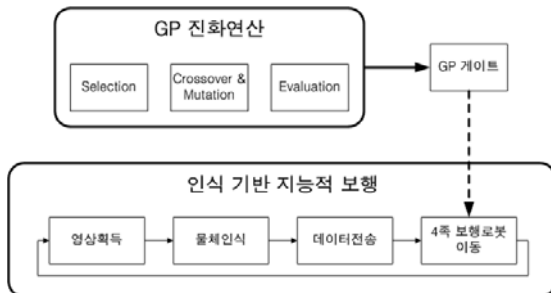


그림 3. 소프트웨어 구성도  
Fig. 3. Software system

대상 시스템의 하드웨어는 그림 2와 같이 바이올로이드로 구성된 4족 보행로봇 본체, 메인컨트롤러, 영상처리를 위한 Web-CAM, 그리고 PC와의 통신을 위한 Zigbee 모듈을 포함한다. 소프트웨어는 Web-CAM을 통한 영상 획득모듈, 물체 인식 모듈, 데이터 통신 및 보행 제어 모듈로 구성된다(그림 3).

### 3. SURF를 이용한 휴머노이드 로봇의 인식

#### 3.1 특징점 추출

특징점은 물체의 정보를 표현하는 가장 대표적인 방법으로 사용되고 있다[4]. 특징점을 통해 영상을 인식하는 방법은 크게 특징점 추출과 표현자(descriptor) 생성 과정이 필요하며, 대표적인 방법으로는 스케일 불변 특징 변환(SIFT:Scale Invariant Feature Transform)[5] 알고리즘과 강인한 고속 특징 추출(SURF:Speeded Up Robust

Features)[2] 알고리즘이 있다. 두 알고리즘은 gray-level의 영상으로부터 특징점 추출과, 표현자를 구성하여 물체를 인식한다.

두 알고리즘은 기본적인 구조는 비슷하지만 SIFT의 경우 DoG(Difference of Gaussian)를 기반으로 영상의 특징점을 검출하는데 비해, SURF의 경우 고속 헤이시안 검출기를 사용하여 특징점을 검출하기 때문에 수행시간이 크게 단축되었다. 본 연구에서는 비전을 통해 물체를 인식하여 계속적인 추종을 목표로 하기 때문에 처리시간이 짧은 SURF를 통해 물체 인식을 수행하였다.

#### 3.2 SURF를 이용한 휴머노이드 로봇 인식

사용된 SURF 알고리즘은 OpenCV ver.1.1[6] 에서 제공하는 알고리즘을 사용하였다. 미리 입력된 원 영상의 특징점을 검출한 후 캠을 통해 들어오는 영상에서 동일한 특징점을 매칭시켜 원하는 물체를 인식할 수 있도록 하며, SURF 파라미터 조정을 통해 영상에 최적화된 결과를 추출할 수 있다.

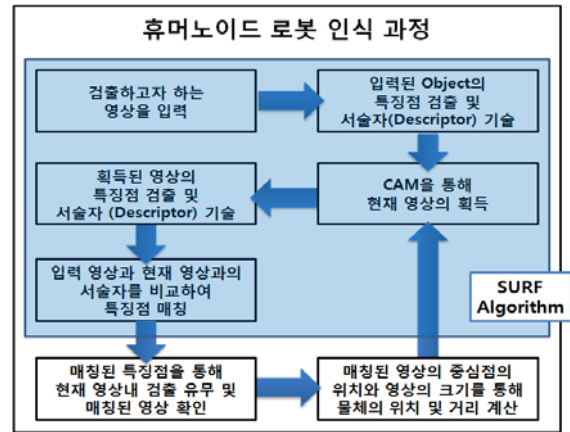


그림 4. SURF 알고리즘 순서도  
Fig. 4. Flow chart of SURF algorithm

본 연구에서는 이를 통해 현재 영상 내에서 찾고자 하는 물체(휴머노이드 로봇)의 위치를 통해 중심점을 계산하고, 영상 내에서 차지하는 비율을 통해 대략적인 거리를 계산한다. (그림 4)

영상처리에 사용된 캠은 Logitech사의 QuickCam Pro for Notebooks 제품으로, 자동초점 시스템과 24비트 트루컬러, 최대 1600x1200의 해상도 및 초당 30프레임을 지원한다.

4족 보행로봇은 휴머노이드 보행로봇을 일정 거리를 유지한 채 계속적으로 추종해야 하기 때문에 거리가 변하더라도 정확한 인식이 필요하고, 인식된 물체를 통해 거리가 측정되어야 한다. 실제적인 실험에 앞서 기본적인 영상 테스트를 통해 거리에 따른 인식률 및 인식된 물체를 통해 계산된 거리를 확인하였다. 실험에 사용된 원본 영상은 그림 5에 나타나있다.

본 연구에서는 영상의 흔들림을 최소화하기 위해서 4족 보행로봇이 이동중 정지시에만 물체를 인식하기로 가정한다.

휴머노이드 로봇과 약 70cm 떨어진 지점에서 촬영한 영상의 일부분만을 캡처하여 사용하였다. 선택된 영상은 휴머노이드 로봇이 움직일 경우 크게 변화가 발생하지 않는 부분이며, 또한 4족 보행로봇의 CAM 위치를 고려하여 선택되었다.

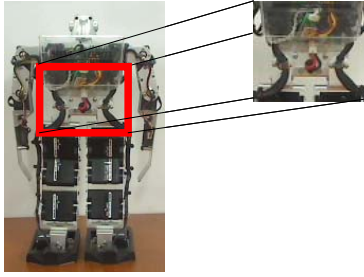


그림 5. 영상 매칭에 사용된 목표 영상  
Fig. 5. Target image for matching

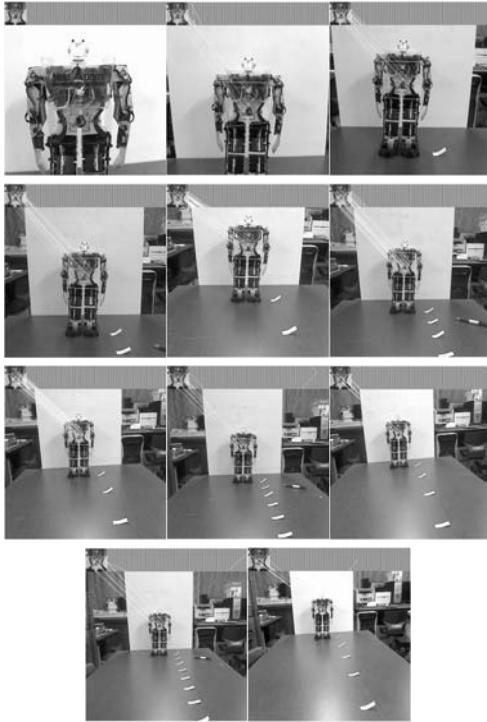


그림 6. SURF를 통한 거리별 매칭 결과영상(로봇과의 거리가 위쪽 (좌)측부터 20cm에서 10cm씩 거리를 증가시키며 측정된 영상)

Fig. 6. Results images using SURF by distance variation

### 3.3 거리변화에 따른 인식률 측정

실험은 20cm 에서 120cm 까지 10cm 간격으로 실제 4족 보행로봇에 CAM을 장착시키고 실험하였으며, 총 100회 영상을 촬영하여 영상의 인식률과 인식된 물체가 전체 영상에서 차지하는 비율을 측정하였다. 이 비율을 통해 추후 상대적인 거리를 확인한다. 그림 6는 각 거리별 영상 인식 및 매칭 결과를 나타낸다. 10cm 마다 측정된 결과 영상으로 거리가 멀어질수록 상대적으로 로봇의 크기가 작아지고, 특징점의 매칭수도 적어지는 것을 확인할 수 있다. 각 영상에서 위쪽 (좌)측의 작은 영상은 미리 주어진 입력영상이고, 아래 큰 영상은 현재 CAM을 통해 입력된 영상이다. 두 영상사이의 실선은 매칭된 특징점과의 연결을 나타낸다. 아래 표1 은 각 거리별 매칭된 특징점의 수와 인식횟수. 매칭을 통해 측정된 영상의 비율을 나타낸다.

표 1 에서도 확인할 수 있듯이 원본영상을 70cm 거리에

서 측정하였기 때문에 70cm 거리에서 매칭된 특징점의 수가 가장 많았으며, 원본 영상과의 거리차가 커질수록 매칭되는 특징점의 수와 인식 횟수가 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 또한 매칭된 영상의 비율을 통해 10cm 간격으로 적은 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 하지만 거리가 가까워 질수록 그 비율차이가 커지기 때문에, 본 연구에서는 30cm를 기준으로 계속적인 추종을 할 수 있도록 하였다. 또한 20cm 이하와 110cm 이상의 거리에서는 영상의 인식률이 매우 저조하기 때문에 일정한 범위안에 4족 보행로봇을 위치시키고 물체를 인식할 수 있도록 실험 환경을 구성하였다.

표 1. 거리별 영상 인식률 및 물체 크기 비율

Table 1. Recognition rates by distance variation

측정 거리	매칭된 최대 특징수	원 영상을 인식한 횟수	매칭을 통해 측정된 비율 (%)
20cm	0	0 / 100	0
30cm	24	93 / 100	10
40cm	32	99 / 100	6
50cm	32	100 / 100	4
60cm	40	100 / 100	3
70cm	60	100 / 100	2
80cm	36	100 / 100	1
90cm	24	72 / 100	1
100cm	20	32 / 100	0-1
110cm	8	17 / 100	0
120cm	5	6 / 100	0

## 4. GP를 이용한 4족 보행로봇의 지능형 걸음새 생성

### 4.1 GP 기반 4족 보행로봇 Gait 생성 기법

GP[1] 는 GA(Genetic Algorithm)와 함께 큰 부류에서 진화 연산(evolutionary computation)에 속하지만, GA와는 몇 가지 다른 특징이 있다. GA는 개체의 표현을 비트 스트링을 사용하고 있는 반면, GP는 유전자가 트리로 표현된다. 트리구조를 이용하여 개체를 표현함으로써 개체의 표현에 가변적인 요소를 가지게 되었고, 복잡하고 실용적인 디자인과 최적화 문제에 많은 응용이 이루어지고 있다.

GP 기반의 관절공간 걸음새 생성법은 다음과 같이 이루어진다. GP의 트리구조를 이용하여 로봇의 관절 궤적을 형성한다. 4족 보행로봇의 좌우가 대칭이므로, 앞다리의 두 관절, 뒷다리의 두 관절에 대한 각각의 궤적의 식을 GP를 통해서 진화 생성한다. 걸음새 방식은 일반적으로 속도면에서 가장 우수한 trot 방식을 선택하였다.[7,8,9].

### 4.2 보행 실험

#### 4.2.1 시뮬레이션 환경 및 대상 모델

시뮬레이션 환경은 Cyberbotics 사의 Webots[10] 을 사용하였다. Webots은 로봇에 대한 모델링, 프로그래밍, 그리고 시뮬레이션 기능을 제공하는 ODE(Open Dynamics Engine) 기반의 로봇 시뮬레이션 S/W이다.

시뮬레이션 및 실제 실험의 대상으로 바이올로이드를 사용한 4족 보행로봇을 사용하였다.(그림 2) 바이올로이드는

국내 로보틱스 사에서 개발한 로봇 구성 키트이다[3]. 센서, 모터, 조립용 프레임등이 모듈로 구성되어 있기 때문에 로봇의 구성이 용이한 장점이 있다. 또한, 모터 성능이 우수하고, 개별적인 제어가 가능하기 때문에 교육 및 연구용으로 많이 사용되고 있다[11,12].

4.2.2 전진 보행

실제 실험을 위해 우선 시뮬레이션 상에서 GP 기반 걸음새 생성기법에 대해 최적화를 수행하였다. 기존의 여러 실험을 통해 사이클 당 보간수(STEP)는 40을 사용하는 것이 가장 올바른 결과가 나오는 것을 확인했고, 다른 파라미터는 고정시킨 상태에서 GP의 군집 크기만을 변경 시켜서 실험이 이루어 졌다. 각 실험은 모두 10회 반복 되었고, 모든 속도의 단위는 cm/s 이다.

표 2는 GP의 군집의 크기만을 변경하여 실험한 결과이다. 군집의 크기가 커질수록 평균속도는 높아지는 것을 확인할 수 있다. 반대로 최고속도는 군집의 크기가 커질수록 낮아 졌는데, 이는 군집의 크기가 커지면 GP 개체들이 몇몇의 지역 최적값에 수렴하게 되는 확률도 같이 커질 수 있기 때문으로 생각된다.

표 2. 군집의 크기 변경에 따른 결과

Table 2. Performances by variation of population sizes

군집 크기	평균속도	최고속도
40x5	15.04	26.53
50x5	16.64	25.59
100x5	20.18	24.82

아래의 그림 7은 시뮬레이션 결과 가장 우수한 GP 개체의 관절 움직임이다. 어깨쪽 관절이 0~15, 30~40 단계 사이에 큰 움직임을 보이고, 무릎쪽 관절은 전 단계에 걸쳐 순환하는 형태의 움직임을 보여준다. 또한, 오른쪽 어깨쪽 관절이 다른 관절에 비해 매우 급격한 순환형태를 보이고 있는 것을 확인할 수 있다.

그림 8은 해당 개체의 시뮬레이션상의 움직임을 320ms의 간격으로 캡처한 것이다. 앞, 뒷다리가 모두 앞, 뒤로 크게 움직이며 전진하는 형태의 움직임을 보여 주었으며, 무릎쪽 관절의 움직임은 아주 적지만 어깨쪽 관절의 움직임은 매우 큰 것을 확인할 수 있다.

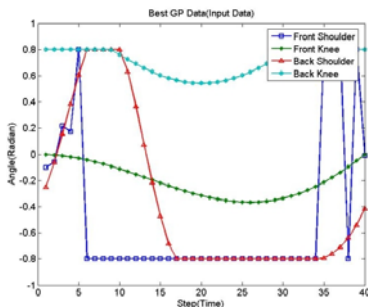


그림 7. 가장 우수한 GP 개체의 관절 궤적(전진)

Fig. 7. Joint Trajectories of the best GP individual(forward)

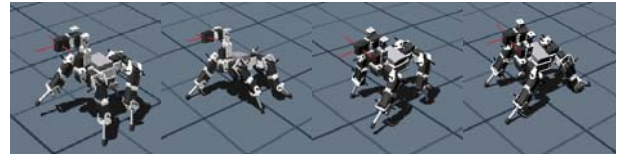


그림 8. 가장 우수한 GP 개체의 시뮬레이션 상 움직임(전진)

Fig. 8. Simulation movements of the best GP individual(forward)

아래의 그림 9는 실제 로봇을 사용해 시뮬레이션상에서 가장 우수한 움직임을 보여주었던 게이트를 테스트한 결과이다. 실제 움직임은 마찰력의 불규칙한 영향으로 인해 시뮬레이션 상의 로봇과는 약간 다른 움직임을 보여주었다. 다리가 본래 상태로 돌아오기 위해 움직일 때, 바닥의 마찰로 인해 미끄러져서 완전히 본래 상태로 회복되지 못하고 다음 동작을 이어가는 움직임이 나타났다.

그로인해 실제의 움직임은 시뮬레이션 상의 고속의 움직임 보다는 약간 느린 형태의 움직임이 나타났으며, 완전한 직진 주행보다는 약간 왼쪽 방향으로 휘어지는 현상이 보였다. 하지만 짧은 거리를 움직일 때에는 시뮬레이션과 거의 동일한 직진방향이 나타났기 때문에, 실제 로봇에는 짧은 거리를 움직이고 자세를 초기화하고 다시 움직이는 형태로 적용할 경우에 거의 완전한 직진주행이 가능할 것으로 생각된다.



그림 9. 가장 우수한 GP 개체의 실제 로봇 움직임(전진)

Fig. 9. Real movements of the best GP individual(forward)

4.2.3 후진 보행

후진 동작의 경우 GP 연산으로 만들어진 결과의 위상을 정 반대로 되돌려 수행해 보았지만, 그 결과가 올바르게 나타나지 않았다. 이는 GP의 최적화 특성 때문이라 생각되는데, 전진에 최적화된 게이트는 전진 동작을 수행하는 데 적합하게 되어 이를 통해 후진을 하기 위해서는 다른 연산 방법의 도입이 필요하다.

그러므로 적합도의 거리 부호를 반대로 뒤집어 반복적인 실험을 수행 하였으며, 이를 통해 고속으로 후진할 수 있는 게이트를 얻을 수 있었다. 아래의 그림 10은 반복 실험중 가장 우수한 게이트의 실험 결과이며, 그림 11, 12는 시뮬레이션과 실제 로봇의 움직임을 나타낸 것이다.



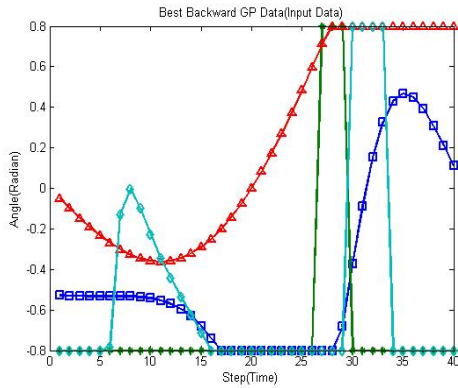


그림 10. 가장 우수한 GP 실험의 관절 궤적(후진)  
 Fig. 10. Joint Trajectories of the best GP individual(backward)

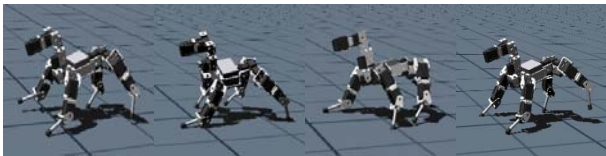


그림 11. 가장 우수한 GP 후진 개체의 시뮬레이션 상 움직임(후진)  
 Fig. 11. Simulation movements of the best GP individual(backward)



그림 12. 가장 우수한 GP 후진 개체의 실제 로봇 움직임(후진)  
 Fig. 12. Real movements of the best GP individual(backward)

4.2.4 회전 보행

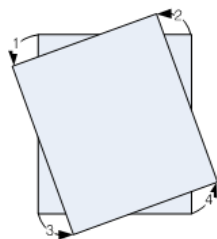


그림 13. 회전 이동  
 Fig. 13. Rotation movements

로봇의 회전 동작은 GP 게이트 방식으로 생성하기에는 무리가 있기 때문에, 일반적인 걸음새 계획 방법을 사용했다. 그림 13 과 같이 각 다리를 1->2->3->4 의 순서로 이동 시킨다. 차례대로 하나씩 이동 시키면, 원하는 방향으로 살짝 틀어지게 되는데, 이를 다시 그림 13 의 첫 번째 그림과 같은 초기화 상태로 되돌리면 정확히 원하는 방향으로

회전할 수 있게 된다. 오른쪽으로 회전하는 것은 2->1->4->3 의 순으로 반대 각으로 회전시키면 된다.

5. 통합 실험 및 결과 분석

5.1 통합 실험 환경 구축

(주)미니로봇의 로보노바를 추종 대상 로봇으로 정했고, 최대한 잡음을 방지하기 위해 하얀 스티로폼 판넬을 뒷 배경으로 사용했다. 바이올로이드로 구성된 4족 보행로봇에 캠을 부착 시켰으며, 유선 캠이기 때문에 선의 방해를 최소화하기 위해 선의 길이를 조절하며 실험하였다. (그림 14).



그림 14. 로봇들을 이용한 실험 환경  
 Fig. 14. Experimental environments using robots

영상처리는 캠을 통해 PC에서 직접 처리된다. 무선캠을 사용할 경우 영상전송 및 SURF에서 사용되는 특징점 처리에 소요되는 시간이 길어 직접 PC에 연결한 상태에서 영상처리를 하고 처리된 결과를 4족 보행로봇에 Zigbee를 통해 전송한다. Zigbee는 저전력과 사용의 용이성을 가진 근거리 무선 네트워크의 대표적인 기술 중 하나로서 로봇이나 센서 네트워크에 많이 적용되고 있다.

5.2 정면 실험

실험 1은 1m 떨어진 공간에서 로봇이 약 20cm 까지 접근하면 성공한 것으로 간주하여 성공률을 기록한 것이다. 모두 10회씩 실험 되었으며, 영상의 인식이 실패한 2번을 제외하고 모두 성공한 것을 확인할 수 있다. 하지만 영상 획득 및 통신 오류로 인한 딜레이로 인하여 실험 1회당 약 3분 정도가 소요되었으며, 좌, 우 회전 동작이 정확성이 조금 떨어져서 많은 반복을 해야만 올바르게 도달하는 것을 확인할 수 있었다.

실험 2는 이러한 시간적인 요소를 줄이기 위해, 약 10 번의 동작 이내에 로봇이 25 cm 정도까지 도달하는 것을 목표로 실험 한 것이다. 약 20 cm 을 25 cm 으로 변경한 것은 20 cm 이내에 접근 했을 시에 화면에 잡히는 영상이 너무 커지기 때문에 인식이 제대로 되지 않았기 때문이다. 위의 실험 1에서 이러한 실패점이 나타났으며, 이를 조금 더 높은 상태에서 실험을 수행했다.

실험 2에서는 4번의 실험이 실패 했는데, 3번의 실험은 14~20 번 내의 동작을 통해 로봇에 근접했기 때문에 실패한 것이고, 한 번의 실험은 오른쪽 앞다리의 모터에 이상이 생겨서 실패한 것이다. 약 10번의 동작 이내라는 제약조건에 대해서는 약 60%의 성공률을 보이지만, 반복 횟수가 높아

지면 지속적으로 로봇에 근접할 수 있음을 알 수 있다. 그러나 약 20cm 이내의 너무 근접한 거리에 도달할 경우에는 이를 제대로 인식하기 어려운 것을 확인할 수 있다

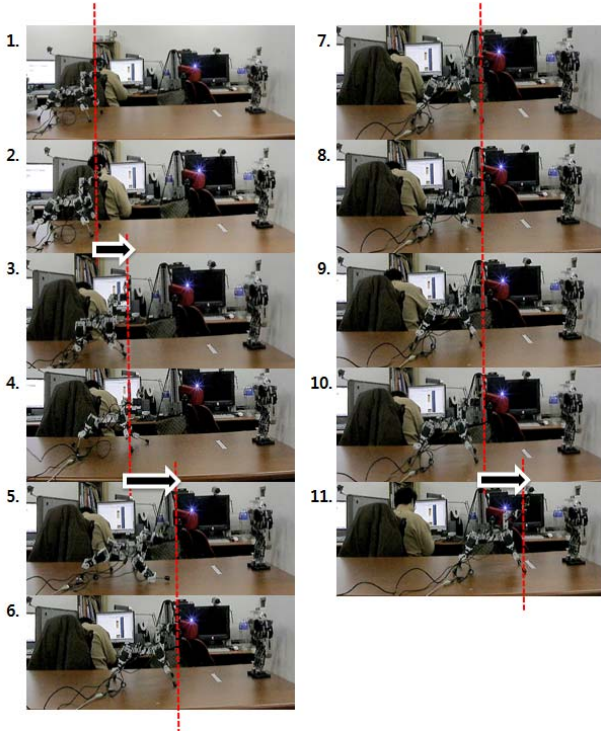


그림 15. 정면 방향 실험 결과  
Fig. 15. Experiment results for front view of an object

위의 그림 15 는 정면 실험을 수행하여 얻어낸 결과로서 약 5초 간격으로 캡처한 동영상이다. 총 11 개로서 약 55초 안에 로봇이 이동하여 물체에 근접한 것을 확인할 수 있다. 2->3, 4->5, 10->11 프레임 사이에 전진 동작이 수행 되었으며, 물체에 가까워질수록 좌, 우 회전 이동 횟수가 늘어난다는 것을 확인할 수 있다. 이는 근접 거리에서는 약간만 좌, 우 이동이 일어나도 영상의 위치가 크게 변하기 때문이다.

5.2 측면 실험

측면에서의 실험은 각각 약 30도 정도의 각도를 두고, 좌, 우측에서 휴머노이드 보행 로봇으로 접근하도록 수행했다(그림 16). 거리는 다른 실험과 마찬가지로 약 1m 정도로 정했고, 약 25 cm 이하에 접근할 경우에 대해 결과를 정리했다. 실험 2와 마찬가지로 10번의 동작 이내라는 제약 조건을 정해놓고 실험을 수행 하였다.

좌측에서의 실험이 우측에서의 실험 보다 성공률이 낮았는데, 이는 좌측 실험이 우측 실험에 비해 빛의 영향을 더욱 크게 받았기 때문이다. 10회라는 제약 조건을 무시할 때에는 우측은 80%, 좌측은 60% 의 성공률을 보여 주었는데, 빛의 강도를 조절해보아도 좌측 보다 우측이 더 좋은 성공률을 보여 주었다.

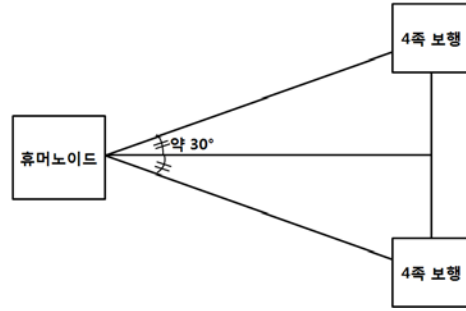


그림 16. 측면 실험  
Fig. 16. Experiments for tilted view of an object

표 4. 정면 및 측면 실험 성공률

Table 4. Success rates for front and tilted view of an object

정면 실험 성공률			
실험 1	80%	실험 2	60%
측면 실험 성공률 (실험 2 기준)			
좌측	50%	우측	60%

6. 결 론

본 논문에서는 GP기반 4족 보행로봇의 이동물체 인식 및 지능적 보행을 위하여, GP를 통한 걸음걸이 생성과 SURF 알고리즘을 사용한 물체 인식과 거리 추정 알고리즘, 을 구현하였고, 이를 결합하여 대상 물체(휴머노이드 로봇)를 효율적으로 추종을 할 수 있는 인식 및 지능적 보행 기법을 구현하였다.

시뮬레이션 상에서 생성된 걸음걸이를 실제 4족 보행로봇에 적용하여 그 움직임과 환경적인 요소로 인한 차이를 확인하기 위하여 실험을 수행하였으며, 그 결과 바닥 표면의 마찰력 차이 등으로 인해 시뮬레이션과 실제 로봇 보행 실험과의 약간의 차이가 있었으며, 미끄러짐으로 인해서 보행시 영상의 흔들림 등의 문제점을 확인 할 수 있었다.

4족 보행로봇에 부착된 유선캠으로 획득한 실시간 영상에 대해서, 특징점 매칭을 통하여 휴머노이드 로봇을 인식하였으며, 거리의 변화에도 강인함을 보였다. 떨어진 거리를 판별하기 위하여 거리별로 영상에서 얻어진 특징점의 크기를 계산하여 실험을 수행하였으며, 그 결과 30 ~ 100cm 정도의 범위에서 대상까지의 거리를 효과적으로 파악할 수 있었다.

향후 물체 인식의 안정성을 도모하고, 학습 기법을 활용하여 다양한 상황에서도 안정적인 유연한 보행이 가능한 추종 로봇 시스템의 구현이 필요하며, 휴머노이드 로봇이 아닌 실제 사람이나 제스처, 얼굴 인식등을 통하여 사람을 따르거나, 접근하는 것을 기본으로 하는 응용문제로의 확장이 가능하리라 사료된다.

참 고 문 헌

[1] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, The MIT Press, 1992.

[2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. J. Van Gool. "SURF: Speeded Up Robust Features." *In ECCV*, vol. 3951, pp. 404-417, 2006.

[3] Bioloid Corporation, <http://www.robotis.com>

[4] 김영균, 서기성, "Genetic Programming을 이용한 코너 검출자의 자동생성", *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 19, no. 4, pp. 80-585, 2009.

[5] D. G. Lowe. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints" *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.

[6] OpenCV, <http://opencv.willowgarage.com/wiki/Welcome>

[7] 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.

[8] J. Busch, J. Ziegler, C. Aue, A. Ross, D. Sawitzki, W. Banzhaf, "Automatic generation of control programs for walking robots using genetic programming", *In Proceeding of the 5th European Conference on Genetic Programming*, pp. 258-267, 2002.

[9] P. Dittrich, A. Bürgel, W. Banzhaf, "Learning to move a robot with random morphology", *In Proceedings of the First European Workshop on Evolutionary Robotics*, pp. 165-178, 1998.

[10] L. Hohl, R. Tellez, O. Michel, A. J. Ijspeert, "Aibo and Webots: Simulation, wireless remote control and controller transfer", *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 54, no. 6, pp. 472-485, 2006.

[11] 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, pp. 433-440, 2008.

[12] M. Eaton, "Further explorations in evolutionary humanoid robotics", *Artificial Life and Robotics*, vol. 12, no. 1, pp. 133-137, 2008.

저 자 소 개



**김영균 (Youngkyun Kim)**

2008년 : 서경대학교 전자공학과 공학사  
2008~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : GP, 영상인식, 지능로봇  
E-mail : dudrbs072@naver.com



**현수환 (Soohwan Hyun)**

2010년 : 서경대학교 전자공학과 공학사  
2010~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사과정

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



**장재영 (Jaeyoung Jang)**

2010년 : 서경대학교 전자공학과 공학사  
2010~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : 지능로봇, 진화연산  
E-mail : geruld@naver.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, GP, GA, 진화 디자인  
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr