

Quadruped Robot for Walking on the Uneven Terrain and Object Detection using Deep Learning

Myeong Suk Pak[†] · Seong Min Han^{††} · Sang Hoon Kim^{†††}

ABSTRACT

Research on high-performance walking robots is being actively conducted, and quadruped walking robots are receiving a lot of attention due to their excellent mobility and adaptability on uneven terrain, but they are difficult to introduce and utilize due to high cost. In this paper, to increase utilization by applying intelligent functions to a low-cost quadruped robot, we present a method of improving uneven terrain overcoming ability by mounting IMU and reinforcement learning on embedded board and automatically detecting objects using camera and deep learning. The robot consists of the legs of a quadruped mammal, and each leg has three degrees of freedom. We train complex terrain in simulation environments with designed 3D model and apply it to real robot. Through the application of this research method, it was confirmed that there was no significant difference in walking ability between flat and non-flat terrain, and the behavior of performing person detection in real time under limited experimental conditions was confirmed.

Keywords : Quadruped Robot, Deep Learning, Object Detection, Walking Robot

딥러닝을 이용한 객체검출과 비평탄 지형 보행을 위한 4족 로봇

박 명 숙[†] · 한 성 민^{††} · 김 상 훈^{†††}

요 약

고성능의 보행 로봇에 관한 연구가 활발하게 이루어지고 있으며 4족 보행 로봇은 비평탄 지형에서 이동성과 적응력이 뛰어나 많은 관심을 받고 있지만 높은 비용으로 도입과 활용성에 어려움이 있다. 본 논문에서는 저비용의 4족 로봇에 지능적 기능을 적용하여 활용도를 높이기 위해 임베디드 보드에 IMU와 강화학습을 탑재하여 비평탄 지형 극복능력을 개선하고 카메라와 딥러닝을 이용하여 객체를 자동으로 검출하는 방법을 제시한다. 로봇은 4족 포유류 동물의 다리 형태로 구성되고 각 다리는 3 자유도를 가진다. 설계된 3D 모델로 시뮬레이션 환경에서 복잡한 지형을 학습시키고 실제 로봇에 적용한다. 본 연구방법의 적용을 통해 평탄 지형과 비평탄 지형의 보행 능력에 크게 차이가 나지 않음을 확인하였으며 제한된 실험조건에서 실시간으로 사람 검출을 수행하는 동작을 확인하였다.

키워드 : 4족 로봇, 딥러닝, 객체검출, 보행 로봇

1. 서 론

로봇이 산업, 상업 및 개인 사용자 모두의 관심을 끌고 있으며, 위험하고 반복적인 작업과 인간의 능력을 뛰어넘는 작업에서 사람들을 대신할 수 있어 지능형 로봇의 역할이 중요해지고 있다[1]. 서비스 로봇은 산업 자동화 응용 분야를 제외하고 가정, 의료, 국방, 농업 분야에 응용되는 로봇으로 최근 수요가 더욱 증대되고 있다[1,2]. 이러한 서비스를 제공하기 위한 이

동 로봇에는 다리가 달린 로봇과 바퀴가 달린 로봇이 있다. 다리가 달린 로봇은 바퀴가 달린 로봇에 비해 복잡한 지형에서 이동성이 뛰어나고 4족 로봇은 2족과 6족에 비해 구조가 단순하여 경제적이고 제어 및 유지 관리가 쉽다[3,4].

이탈리아 기술 연구소(Italian Institute of Technology, IIT)에서 개발한 HyQ[5], 스위스 취리히 연방공과대학(Swiss Federal Institute of Technology Zurich, ETH Zurich)에서 개발한 ANYmal[6], 매사추세츠공과대학(Massachusetts Institute of Technology, MIT)에서 개발한 Cheetah[7]와 같은 고성능의 4족 로봇이 사람들의 많은 관심을 받고 있으며 성균관대학교에서 AiDIN[8], 한국생산기술연구원에서 JINPOONG[9]을 여러 버전에 걸쳐 개발하였다. 보스턴다이 나믹스의 SPOT은 건설현장에 도입되어 무인 순찰 로봇으로 활용성이 검증되었다[10]. ANYmal과 SPOT은 상업적 판매가 시작되었으며, ANYmal은 10만 달러(약 1억 2천만 원) 이상이고, SPOT은 기본 모델이 7만 4,500 달러(약 9,500만 원)로 가격이 시작된다. 이들은 LIDAR와 열화상 카메라 등을

※ 이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2020R1F1A1067496).

※ 이 논문은 2022년 한국정보처리학회 ASK 2022의 “4족 보행 로봇 기반의 실시간 사람 검출 방법”의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 준 회 원 : 한경대학교 전기전자제어공학과 박사수로

†† 준 회 원 : 한경대학교 전기전자제어공학과 학사과정

††† 종신회원 : 한경대학교 ICT로봇기계공학부 교수

Manuscript Received : December 21, 2022

First Revision : January 16, 2023

Second Revision : February 2, 2023

Accepted : February 3, 2023

* Corresponding Author : Sang Hoon Kim(kimsh@hknu.ac.kr)

탐재하여 자율주행 및 검사(inspection) 등의 작업을 수행하고, 로봇의 높이가 60cm 이상으로 자갈밭, 풀밭과 계단에서 보행할 수 있다. SPOT의 최대 속도는 1.6m/s이며 최대 보행 높이는 30cm이다. 이들 로봇은 성능은 좋으나 비용이 많이 들기 때문에 SPOT에서 영감을 받아서 저비용의 소형 4족 로봇[11,12]이 개발되었다. 소형로봇은 600달러(약 74만 원) 정도의 적은 비용으로 취미용으로 도입할 수 있지만, 처리 능력이 제한적이어서 특정 임무를 수행하기에는 어려움이 있다.

위험 지역 정찰이나 침입자 탐지 등에 활용할 수 있는 4족 보행 로봇이 약 300만 원 이하의 비용으로 개발되었다[13]. 최대 속도는 29cm/s, 로봇의 높이는 25cm이고 최대 보행 높이는 10cm이다. 본 연구에서는 고비용과 고성능의 4족 로봇을 도입하기 어려운 경우 저비용의 4족 로봇에 지능적 기능을 적용하여 활용도를 높이는 데 초점을 맞춘다. 쉽게 접할 수 있는 모터와 센서를 채택하여 저비용으로 도입이 가능한 4족 로봇의 구조를 설명하고, 임베디드 환경에서 IMU와 강화학습을 이용하여 비평탄 지형을 보행하고 카메라와 딥러닝을 이용하여 객체를 검출하는 방법을 제시한다. 비평탄 지형의 보행을 위해 시뮬레이션 환경에서 강화학습 문제를 정의하여 학습시킨 후 실제 로봇에 적용하여 로봇 자체적으로 복잡한 지형에 대한 보행을 생성하였다. 또한, 제한적인 자원을 가지고 실시간 객체검출을 위한 딥러닝 알고리즘을 선정하여 사람 검출 성능을 검증하였다.

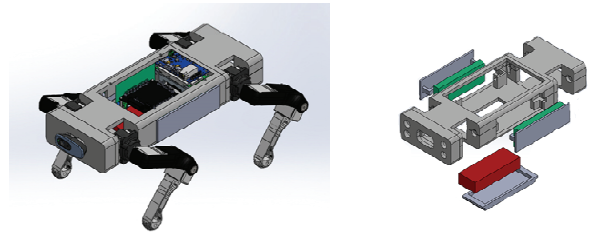
본 논문의 2장에서는 로봇의 구조에 관해 설명하고, 3장에서 4족 로봇의 비평탄 지형에서 보행과 객체검출 방법을 제시한다. 4장에서는 보행과 사람 검출 결과를 확인하고, 5장에서 결론을 제시한다.

2. 로봇의 구조

2.1 설계 개요 및 사양

로봇의 다리는 곤충 형태보다 동적인 보행이 가능한 4족 포유류 형태로 4개의 다리는 전방 지형에 대한 간섭을 일으키지 않도록 모두 무릎이 후방을 향하는 형태로 설계하였으며, 설계한 3D 모델을 Fig. 1(a)에서 보여준다.

몸통의 너비는 15cm, 길이는 40cm, 높이는 6.5cm이고 엉덩이와 무릎 사이의 길이 L1과 무릎에서 발까지 길이 L2는 13cm이다. 몸통 안에는 임베디드 보드, MCU, IMU가 들어 있으며 전방에 카메라와 초음파센서 2개가 장착되어 있다. 배터리는 Fig. 1(b)와 같이 몸통 양옆에 1개씩 모터를 위한 7.4V 2개와 몸통 하단 중앙에 14.8V 1개를 배치하여 몸통을 경량화시키면서 공간 활용을 할 수 있도록 한다. 다리에 서보 모터 12개를 포함하여 로봇의 무게는 3.04kg이다. 로봇에서는 Cortex M4에서 초음파센서의 값을 읽어 Jetson TX2에 전달하여 장애물 회피를 하고, Jetson TX2에서 IMU 값을 읽어 보행 알고리즘을 통해 모터의 각도 값을 MCU에 전달하여 로봇을 이동시키며 카메라의 데이터를 획득해서 객체검출을 수행한다. 원격 조정기(controller)에서는 NVIDIA Jetson Nano에 터치스크린 LCD를 연결하고 WiFi를 통해 로봇을



(a) 3D Model of Quadruped Robot (b) Placement of Batteries
Fig. 1. Robot Design

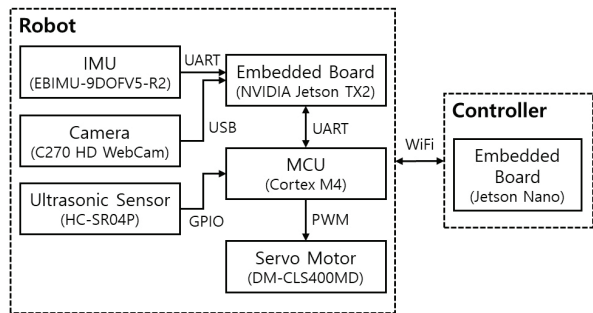
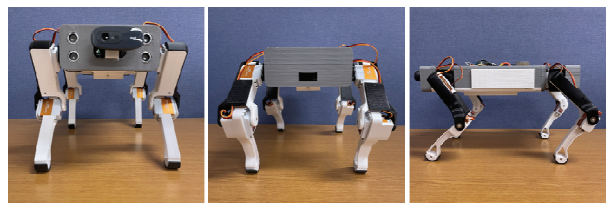


Fig. 2. Configuration of Robot System



(a) Front View (b) Rear View (c) Side View
Fig. 3. The Developed Robot

제어하고 영상을 전송받는다. 시스템의 전체 하드웨어 구성은 Fig. 2와 같고 Fig. 3은 개발된 실제 로봇의 모습을 나타낸다.

2.2 다리 관절의 설계

각 다리는 roll-pitch-pitch의 3 자유도를 가지며 몸통에서부터 엉덩관절 벌림/모음(hip abduction/adduction), 엉덩관절 굽힘/펴짐(hip flexion/extension)과 무릎관절 굽힘/펴짐(knee flexion/extension)의 관절 구조이다. Fig. 4는 다리 하나의 구조를 나타낸다.

모터의 토크는 SOLIDWORKS에서 제공하는 motion simulation을 이용하여 결정하였다. 로봇의 무게를 2배로

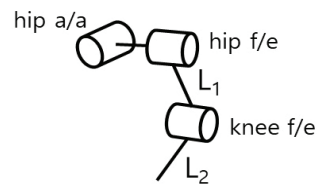


Fig. 4. Structure of Leg

하여 제자리에서 앉았다 일어서는 동작과 대각 방향 다리를 동시에 들었다 내리는 동작을 시뮬레이션하였다. 대각 방향 다리를 들었다 내리는 동작에서 평균 토크가 높게 나왔고 두 동작 모두 무릎관절의 토크가 높았다. 토크는 최댓값에 안전율 1.5배를 하여 4.01Nm가 필요함이 확인되었으며 실제 로봇에 DM-CLS400MD 모터를 채택하고 7.4V 전압을 인가하여 최대 토크에 맞춰 사용한다.

3. 비평탄 지형 보행 및 객체검출

3.1 강화학습을 이용한 비평탄 지형 보행

설계된 로봇은 [12]의 방법을 이용하여 비평탄 지형을 보행할 수 있도록 한다. [12]에서는 학습된 선형정책(linear policy)으로 IMU(inertial measurement unit)만을 사용하여 자원이 제한된 시스템에서 거친 지형을 걷는 것이 가능하다는 것을 보여주었다. 이들은 POMDP(partially observable Markov decision process)로 강화학습 문제를 정의한다. 목표는 상태 o_t 의 부분 관측(partial observation)만을 이용하여 유한 시간 범위 T 에 대해 보상을 최대화하는 정책 파라미터 θ 를 찾는 것으로 Equation (1)로 표현할 수 있다.

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \mathbb{E} \left[\sum_{t=0}^{T-1} \gamma^t r_t \right] \quad (1)$$

여기서 γ 는 할인 요인, r_t 는 보상함수, θ^* 는 최적 정책 파라미터, T 는 에피소드 길이이고 \mathbb{E} 는 무작위 매개변수에 대한 기댓값이다.

시뮬레이션 훈련 중에 로봇의 역학 매개변수와 지형을 무작위화(randomization)한 다음 정책 검색(policy search) 방법을 사용하고 선형 정책(linear policy)을 학습한다. [14]의 베지어 곡선(Bezier curves)을 이용한 개방 루프 보행(open-loop gait)을 3D 보행으로 확장하며 최종 발의 위치는 Equation (2)와 같이 베지어 곡선 보행 생성기의 출력과 정책 잔차(residual)의 조합으로 계산된다.

$$f_{xyz} = \Gamma(S(t), \zeta, \beta) + \Delta f_{xyz} \quad (2)$$

여기서 f_{xyz} 는 각각의 3차원 발의 위치 벡터, Γ 는 각 다리의 1차원 폐쇄 매개변수 곡선, $S(t)$ 는 순환 단계 변수, ζ 는 제어 입력이고 β 는 보행 매개변수이다.

우리는 [12]의 구현 방법을 활용하여 로봇에 보행 알고리즘을 적용한다. PC 상에서 Pybullet 시뮬레이션 환경을 이용하며 URDF 파일 형식으로 로봇의 정보를 전달하고 무작위 비평탄 지형을 생성하여 훈련을 수행하고 학습된 정책을 로봇의 임베디드 환경에 배치한다. Fig. 5는 Pybullet 시뮬레이션 환경에서 훈련하는 화면을 나타낸다.

발의 위치가 계산되면 [15]의 방법을 이용하여 역기구학 해석을 통해 다리 관절의 각도를 구하고 모터를 제어하여 관절을 움직인다. Fig. 6에서 [12]의 방법을 이용하여 적용한 보행의 흐름을 편집하여 보여준다.

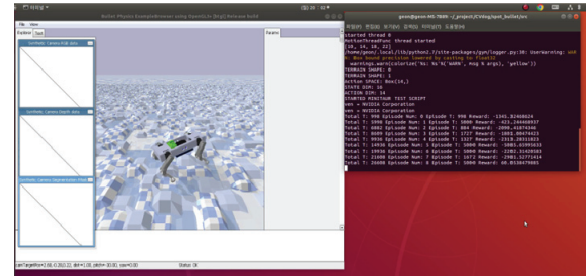


Fig. 5. Training in Pybullet Simulation

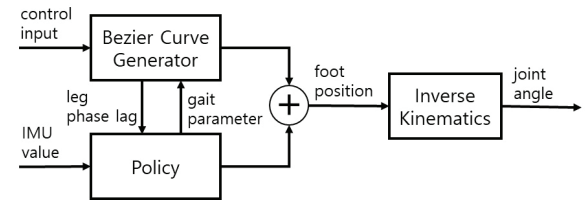


Fig. 6. Gait Generation Diagram

3.2 딥러닝을 이용한 객체검출

4족 로봇이 정찰 등의 임무 수행 시 주요 지능적 기능은 특정 객체의 검출이 될 수 있다. 딥러닝을 이용한 객체검출 방법에서 영역 제안(region proposal)을 생성하는 단계를 두지 않고 단일 네트워크에서 모든 계산을 수행하는 단일 단계(single-stage) 검출 방법이 속도가 빠르다. YOLO[16,17]와 SSD[18]는 잘 알려진 단일 단계 검출 방법으로 속도뿐 아니라 정확도가 개선되면서 실시간 객체 검출기의 성능을 보여주어 객체검출 속도에 제한이 있는 임베디드 환경에 적용 가능성을 높여주었다.

YOLOv7[19]은 YOLO 기반의 최근의 객체검출 방법으로 추론 시 추가적인 비용 없이 네트워크 성능을 향상하기 위해 훈련할 때는 여러 개의 레이어를 학습하고 추론할 때는 레이어들을 하나의 레이어로 결합하는 model re-parameterization과 예측(prediction)과 지상 진실(ground truth)을 고려하여 soft label을 할당하는 label assignment를 적용하여 이전 버전보다 정확도와 속도를 개선하였다. SSD는 멀티 스케일 특징 레이어에서 컨볼루션을 수행한 특징 맵에 대해 여러 개의 디폴트 박스를 씌워 학습을 진행하여 속도가 빠를 뿐만 아니라 정확도도 높였다. 모델 경량화를 위해 depth-wise separable 컨볼루션 구조를 활용한 MobileNet을 개선한 MobileNetv2[20]는 inverted residual과 linear bottleneck을 이용하여 성능을 향상하였으며 SSD에 적용하여 자원이 제한된 환경에서 객체검출 속도를 향상하였다. YOLOv7은 NVIDIA V100에서 5~160 FPS, SSD는 NVIDIA TITAN X에서 59 FPS의 성능을 제시한다.

이 절에서는 이들 객체검출 방법이 로봇에 적합인지 검토하기 위해 임베디드 환경에서 객체검출 속도를 비교한다. 각각의 모델은 최근의 객체검출 방법에서 흔히 사용되는 Microsoft COCO 데이터셋[21]을 이용하여 훈련되었다. COCO 2017은 훈련 118,287개, 검증 5,000개, 테스트

Table 1. Comparison of Detection Speed

Model	FPS
YOLOv7	3.9~4.2
SSD VGG	5~6.5
Tiny YOLOv7	15.4~17.6
SSD MobileNetv2	8~8.5
SSD MobileNetv2 TRT	45~52

40,670개의 영상을 포함하고 있으며 80개의 객체 카테고리를 가지고 있다. Jetson TX2에서 검출 대상을 사람으로 하여 카메라와의 거리는 1m로 촬영한 640 x 480 크기의 영상에 대해 YOLOv7은 3.9 ~ 4.2 FPS, SSD는 5 ~ 6.5 FPS이다. 경량 모델인 YOLOv7 tiny는 15.4 ~ 17.6 FPS, SSD MobileNetv2는 8 ~ 8.5 FPS이다. 비교 결과를 Table 1에 나타내었다. YOLOv7 tiny의 속도가 가장 빠르게 나왔지만, 예측 확률이 SSD MobileNetv2 보다 크게 높지 않고 실시간의 속도를 보여주지 못한다. 본 연구에서는 실시간 검출을 위해 SSD MobileNetv2를 채택하고 TensorRT[22]를 이용해서 딥러닝 모델을 최적화하여 변환한 후 사용한다. TensorRT를 이용한 SSD MobileNetv2의 검출 속도는 45 ~ 52 FPS로 실시간 검출이 가능함을 알 수 있다.

4. 실험 결과

학습된 강화학습 정책을 실제 로봇에 배치하여 보행 실험을 하였다. 대각선 2개의 다리가 지지하고 나머지 2개의 다리가 앞으로 내디디며 보행하는 트롯(trot) 보행으로 서로 다른 지형에서 이동 가능했으며, Fig. 7에 트롯 보행 과정을 나타내고 Fig. 8에서 실험한 지형을 보여준다.

로봇의 보행속도를 측정하기 위해 평탄한 복도와 평탄하지 않은 자갈밭에서 실험하였다. 자갈밭의 경우 Fig. 9(a)와 같이 0.5~3.5cm의 높이를 가진 자갈들이 있고, Fig. 9(b)에서 자갈로 이루어진 지형의 상태를 확인할 수 있다. 개발된 로봇은 7.4~29cm/s의 속도로 보행할 수 있지만, 안정적으로 보행이 가능한 최대 보행속도는 평탄 지형에서 15.8cm/s, 비평탄 지형에서는 14.2cm/s로 측정되었으며 Fig. 10은 속도

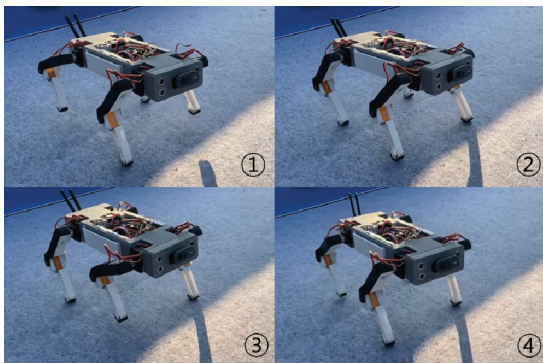


Fig. 7. Trot Walking of Our Robot

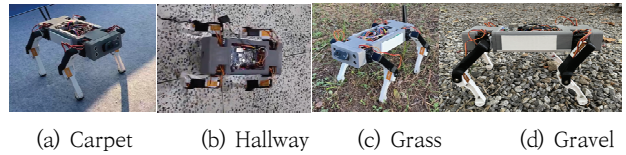


Fig. 8. Walking on Several Terrain

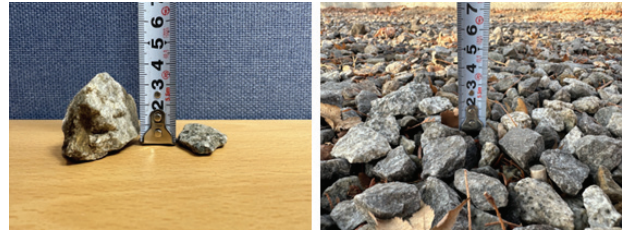


Fig. 9. Conditions of the Uneven Terrain

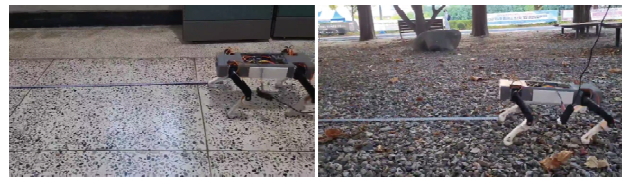


Fig. 10. Measurement of Walking Speed



Fig. 11. Different Poses Detected

측정 화면이다. 얇은 풀밭이나 자갈밭에서 평지와 근접한 속도로 보행할 수 있음을 확인할 수 있다.

로봇을 정찰이나 침입자 탐지에 활용할 때 주요 객체는 사람이 될 수 있어 로봇에서 사람 검출 실험을 수행하였다. 실험을 위해서 COCO 데이터셋을 가지고 SSD MobileNetv2로 훈련한 모델을 TensorRT를 이용하여 최적화한 모델[23]에 대해 검출 대상을 'person'으로 설정하였다. 로봇에 장착된 카메라의 높이는 기본자세에서 지면으로부터 21cm이고 15° 위로 향한다. Fig. 11은 서로 다른 자세로 검출된 사람의 결과를 보여준다.

로봇의 사람 검출 범위를 측정하기 위해 로봇이 서 있는 상태에서 사람을 1m에서 5m까지 1m 간격으로 이동시킨다. Fig. 12는 사람이 서 있을 때 앞모습(윗줄)과 뒷모습(아랫줄)을 거리별로 검출한 결과 영상을 보여준다.

각각의 거리마다 1분 동안 3,000개의 영상을 촬영하여 평균 신뢰도(confidence score)와 속도를 측정하였으며 결과를 Table 2에 나타내었다. 사람이 3~4m 떨어져 있을 때 사람일 확률이 높게 검출되었고 영상 내에 사람의 전신이 나오

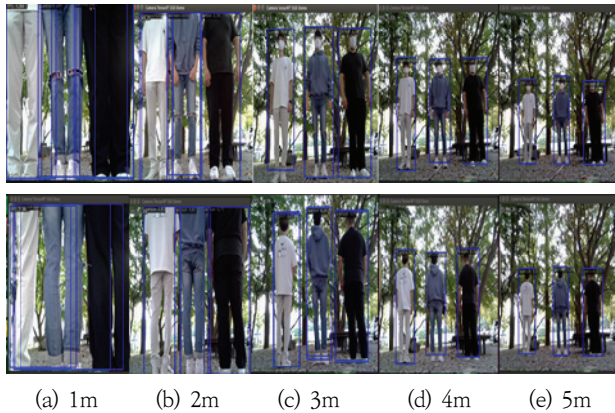


Fig. 12. Person Detection Results by Distance

Table 2. Performance of Person Detection

	1m	2m	3m	4m	5m
Confidence (%)	47	78	97	98	83
FPS	52.88	49.75	51.63	51.53	49.13

는 경우 확률이 높아지며 사람의 전신이 차지하는 영역이 적어지면 확률이 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 검출 속도의 경우 5m 거리 내의 사람을 검출할 때 큰 차이가 없이 49 FPS 이상으로 실시간 성능을 확인하였으며, 로봇의 정찰 등의 임무 수행은 일반적으로 일정한 거리만큼 떨어진 대상을 상대로 하므로 실시간 사람 검출에 활용할 수 있음을 알 수 있다.

개발된 로봇은 주간 임무 수행을 목표로 하지만 가능성을 확인하기 위해 추가로 일몰 후 검출 성능도 실험하였다. Fig. 13과 Table 3에 결과를 나타내었으며 사람일 확률이 현저히 떨어지지만, 일부 검출이 되는 것을 확인할 수 있고 앞의 실험과 유사하게 전신이 많은 영역을 차지할 때 확률이 높고 검출 속도는 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있다.

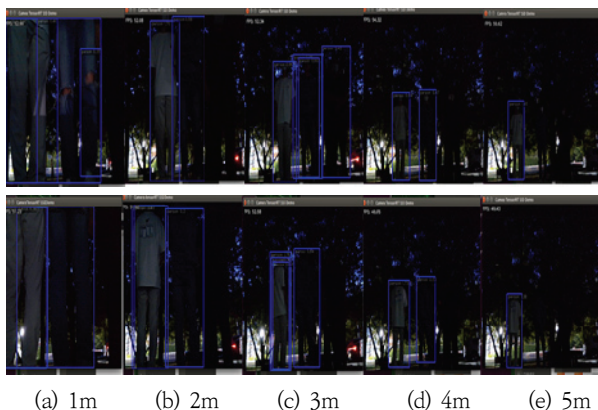


Fig. 13. Person Detection Results after Sunset

Table 3. Performance of Person Detection after Sunset

	1m	2m	3m	4m	5m
Confidence (%)	47	78	97	98	83
FPS	52.88	49.75	51.63	51.53	49.13

5. 결 론

본 연구에서는 고비용과 고성능의 4족 로봇을 도입하기 어려운 경우 저비용의 4족 로봇에 지능적 기능을 적용하여 활용도를 높이고자 하였다. 저비용으로 도입이 가능한 4족 로봇의 구조를 설명하고, 임베디드 환경에서 강화학습을 이용하여 비평탄 지형을 보행하고 딥러닝을 이용하여 사람을 검출하는 방법을 제시하였다. 비평탄 지형의 보행을 위해 시뮬레이션 환경에서 강화학습 문제를 정의하여 학습시킨 후 실제 로봇에 적용하여 로봇 자체적으로 풀밭이나 자갈밭 등의 지형에서 평지와 근접한 속도로 보행을 수행하였다. 로봇의 최대 속도는 29cm/s이고 안정적 보행을 위해 14.2cm/s의 속도로 비평탄 지형을 보행한다. 또한, 제한적인 자원에 적합한 객체검출 딥러닝 알고리즘을 선정하여 5m 이내의 사람을 49FPS 이상의 속도로 실시간으로 검출하였다. 향후 로봇의 외형을 조금 더 키우고 모터의 토크를 높여 단 차가 높은 지형을 극복하고 보행속도를 높이는 것이 필요할 것으로 판단된다. 또한, 사람의 다양한 자세와 일정 부분만 포함된 데이터셋을 추가하여 딥러닝 알고리즘을 학습시켜 지능적인 작업의 성능을 높일 수 있을 것으로 예상된다.

References

- [1] T. M. Wang, Y. Tao, and H. Liu, "Current researches and future development trend of intelligent robot: A review," *International Journal of Automation and Computing*, Vol.15, No.5, pp.525-546, 2018.
- [2] K. I. Kim, "ASTI market insight 32: Service robot," Korea Institute of Science and Technology Information, 2022.
- [3] P. Biswal and P. K. Mohanty, "Development of quadruped walking robots: A review," *Ain Shams Engineering Journal*, Vol.12, No.2, pp.2017-2031, 2021.
- [4] H. Chai et al., "A survey of the development of quadruped robots: Joint configuration, dynamic locomotion control method and mobile manipulation approach," *Biomimetic Intelligence and Robotics*, Vol.2, No.1, 100029, 2022.
- [5] C. Semini, N. G. Tsagarakis, E. Guglielmino, M. Focchi, F. Cannella, and D. G. Caldwell, "Design of HyQ-a hydraulically and electrically actuated quadruped robot," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, Vol.225, No.6, pp.831-849, 2011.
- [6] M. Hutter et al., "Anymal-toward legged robots for harsh environments," *Advanced Robotics*, Vol.31, No.17, pp.918-931, 2017.
- [7] T. M. Wang, Y. Tao, and H. Liu, "MIT cheetah 3: Design and control of a robust, dynamic quadruped robot," In *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp.2245-2252, 2018.

[8] Y. H. Lee and H. R. Choi, "Development of quadruped walking robot AiDIN Series," *Robot and Human*, Vol.17, No.2, pp.3-10, 2020.

[9] J. S. Cho, J. H. Seo, and S. D. Park, "Development of quadrupedal robot technology for field application: JINPOONG," *Robot and Human*, Vol.17, No.2, pp.24-31, 2020.

[10] G. H. Jeong and D. G. Kim, "Hyundai E&C, the current status and future of digital transformation in the construction industry," *Construction Engineering and Management*, Vol.23, No.1, pp.25-31, 2022.

[11] SpotMicroAI [Internet], <https://spotmicroai.readthedocs.io/en/latest/> (accessed on 3 February 2023)

[12] M. Rahme, I. Abraham, M. L. Elwin, and T. D. Murphey, "Linear policies are sufficient to enable low-cost quadrupedal robots to traverse rough terrain," In *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp.8469-8476, 2021.

[13] S. M. Han, S. J. Yu, G. Lee, M. S. Pak, and S. H. Kim, "Real-time human detection method based on quadrupedal walking robot," *Proceedings of the Korea Information Processing Society Conference*, Vol.29, No.2, pp.468-470, 2022.

[14] D. J. Hyun, S. Seok, J. Lee, and S. Kim, "High speed trotting: Implementation of a hierarchical controller using proprioceptive impedance control on the MIT Cheetah," *The International Journal of Robotics Research*, Vol.33, No.11, pp.1417-1445, 2014.

[15] M. A. Sen, V. Bakircioglu and M. Kalyoncu, "Inverse kinematic analysis of a quadruped robot," *International journal of Scientific & Technology Research*, Vol.6, No.9, pp.285-289, 2017.

[16] J. Redmon and A. Farhadi, "Yolov3: An incremental improvement," *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, 2018.

[17] A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. M. Liao, "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection," *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.

[18] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Y. Fu, and A. C. Berg, "Ssd: Single shot multibox detector," In *European Conference on Computer Vision*, pp.21-37, Springer, Cham, 2016.

[19] C. Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H. Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors," *arXiv preprint arXiv:2207.02696*, 2022.

[20] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks," In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp.4510-4520, 2018.

[21] T. Y. Lin et al., "Microsoft coco: Common objects in context," In *Computer Vision-ECCV 2014: 13th European Conference*, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part V 13, Springer International Publishing, pp.740-755, 2014.

[22] H. Vanholder, "Efficient inference with tensorrt," In *GPU Technology Conference*, Vol.1, 2016.

[23] tensorrt_demos [Internet], https://github.com/jkjung-avt/tensorrt_demos (accessed on 3 February 2023)



박 명 속

<https://orcid.org/0000-0003-1048-0792>
 e-mail : nicems@nate.com
 2016년 환경대학교 전기전자제어공학과 (석사)
 2019년 환경대학교 전기전자제어공학과 박사수료

관심분야 : Image Processing, Robot Control, Machine Learning



한 성 민

<https://orcid.org/0000-0002-5411-7744>
 e-mail : tjals512@naver.com
 2017년 ~ 현 재 환경대학교 전기전자제어공학과 학사과정
 관심분야 : Robot Control, Embedded System, Machine Vision



김 상 훈

<https://orcid.org/0000-0001-5351-8215>
 e-mail : kimsh@hknu.ac.kr
 1999년 고려대학교 전자공학과(박사)
 2004년 ~ 2005년 University of Maryland College Park, Visiting Professor

1999년 ~ 현 재 환경대학교 ICT로봇기제공학부 교수
 관심분야 : Image Processing, Robot Vision, Embedded System