

딥러닝 기반 활주로 청소 로봇 개발

박가경*·김지용*·금재영*·이상순**

*한국기술교육대학교 메카트로닉스공학부

Development of Runway Cleaning Robot Based on Deep Learning

Ga-Gyeong Park*, Ji-Yong Kim*, Jae-Yeong Keum* and Sang Soon Lee**

**School of Mechatronics Engineering, Korea University of Technology and Education

ABSTRACT

This paper deals with the development of a deep-learning-based runway cleaning robot using an optical camera. A suitable model to realize real-time object detection was investigated, and the differences between the selected YOLOv3 and other deep learning models were analyzed. In order to check whether the proposed system is applicable to the actual runway, an experiment was conducted by making a prototype of the robot and a runway model. As a result, it was confirmed that the robot was well developed because the detection rate of FOD (Foreign Object Debris) and cracks was high, and the collection of foreign substances was carried out smoothly.

Key Words : YOLO, Deep Learning, Real Time Object Detection, FOD (Foreign Object Debris), Runway Cleaning Robot

1. 서 론

매년 활주로 내 이물질(FOD)에 의한 항공기 파손으로 인해 크고 작은 피해가 일어나고 있다. FOD는 Foreign Object Debris 또는 Foreign Object Damage의 약자이며, 이 논문에서는 Foreign Object Debris의 의미로 사용할 것이다. 즉, FOD란 항공기 이동에 지장을 줄 수 있는 이물질을 의미한다.

FAA(Federal Aviation Administration)에 따르면 매년 FOD로 인한 손실이 약 40억 달러에 달한다고 한다[1]. 이러한 사고를 예방하기 위해 여러 항공사들은 지속적으로 연구를 하고 있다. 현재 국내에서는 사람이 직접 운전하는 청소 차량을 이용해 활주로를 청소하고 있다. 그러나 군사시설에서 청소차량을 운행하기도 하지만, 공군을 투입해 활주소에 일렬로 세운 다음 FOD를 손으로 줍고 있다. 이러한 수동적인 FOD 제거 방법에는 분명 한계가 있으므로 좀 더 정확하고 상시적인 시스템은 필수적이다. 즉, 적은 예산으로 FOD를 정확히 수거하고 불필요한 인력 낭비 및

질병 확산을 줄이는 것은 필수적인 일이 된 것이다. 최근 들어 어려운 환경에서 사람이 직접 청소하던 일들을 지능로봇이 대신 해 주는 연구들이 진행되고 있는데, 한 예로 태양광 패널 청소를 로봇이 대신하는 연구를 들 수 있다[2,3]. 이러한 시대의 흐름에 따라 자율적으로 구동하는 활주로 청소 로봇을 고안하게 되었다.

FOD 탐지를 위해 사용되는 기술은 크게 4가지로 분류된다[1,4-7]. 레이더, 광학 카메라, 열 영상 카메라, 그리고 레이저 방식이다. 레이더 방식을 이용한 탐지 시스템은 기상 변화의 영향을 거의 받지 않는다는 장점이 있지만 비금속 이물질에 대해서는 탐지성능이 저하될 수 있고, 해상도가 낮아 열상 또는 광학 카메라로 추가적인 확인을 필요로 한다는 단점이 있다. 광학 카메라 방식은 다양한 영상 처리를 통해 높은 해상도로 이물질을 식별할 수 있으나, 기상 조건에 민감한 경향이 있다. 열 영상 카메라와 레이저 방식은 광원이 없는 경우에도 사용이 가능하고 작은 크기의 이물질 탐지율도 높지만, 날씨의 영향을 받는다는 단점이 있다. 이렇게 각각의 방식마다 장단점이 존재하며 4가지 기술을 결합하여 사용하기도 한다. 하지만 본 연구에서는 경제성에 우위를 두어 광학 카메라 방

*E-mail: ssllee@koreatech.ac.kr

식을 사용해 로봇을 개발하고 있다. 딥러닝 기반의 비전 시스템을 적용하면 광학 카메라와 임베디드 컴퓨터만으로 구현이 가능하기 때문에 정비 발생 원인을 최소화시키는 동시에 저가로 다양한 수요처에 공급할 수 있다.

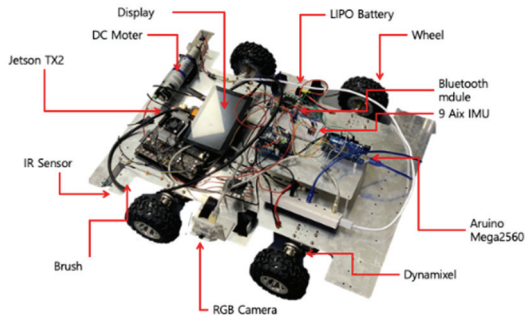


Fig. 1. Deep-learning- based runaway cleaning robot.

이 논문에서 소개하는 로봇은 딥러닝 YOLOv3 모델을 사용한 이동식 FOD 탐지기이며, 사람이 직접 운행하던 기존의 제품과 달리 무인으로 FOD 수거를 진행한다. Fig. 1에 나타나 있듯이 4륜형 차체의 형태로 로봇을 제작했고 카메라 렌즈가 왼쪽을 바라보도록 장착되어서 보다 효율적인 동선을 제시할 수 있다. 하드웨어 구성 및 시스템에 관해서는 ‘3.1 로봇시스템의 구성’에서 자세히 다루겠다. 해당 논문에서는 로봇 개발에 사용된 YOLOv3를 다른 딥러닝 모델과 비교하여 분석하고 있다. 아울러 데이터 학습 과정을 설명하고, 본 모델이 적용된 로봇이 실시간 객체 탐지에 만족스러운 성능을 보이는지 확인한다. 마지막으로 개발한 로봇의 보완점과 앞으로 진행해야 할 과제를 언급한다.

2. 로봇의 딥러닝 모델

딥러닝 기반 활주로 청소 로봇 개발 과정에서는 이미지 탐지를 하기 위해 YOLOv3 딥러닝 모델을 사용했다. 아래에서는 실시간 객체 탐지에 YOLO의 알고리즘을 사용하는 것이 합리적인 선택임을 밝히고자 한다.

2.1 YOLO 모델

YOLO는 You Only Look Once의 약자로 한 번에 보고 처리한다는 뜻을 가진다. 사람이 사물을 인식할 때는 자신의 시야 범위 안에서 한 번에 판단하는데 YOLO는 이러한 시각 체계와 비슷하게 수행되도록 단일 신경망으로 구성된 모델이다. 이는 실시간 물체 인식을 수행하기 위해 고안된 심층 신경망으로서, $N \times N$ 개의 그리드로 분할

한 이미지 전체가 신경망의 입력이 된다. 그리고 같은 신경망 구조를 통해 경계 박스 조정과 이미지 분류 작업을 동시에 실행하는 통합 인식을 한다.

2.2 딥러닝 모델 분석

현재까지 개발된 심층신경망은 1 단계 방식과 2 단계 방식으로 구분할 수 있는데, 일반적으로 1 단계 방식은 처리 속도에서 우위를 보이고 2 단계 방식은 정확도에서 우위를 점한다. 전자의 예로는 YOLO와 SSD를 들 수 있고 후자의 예로는 대표적으로 Faster R-CNN과 R-FCN을 들 수 있다[8]. 2 단계 방식을 사용하는 알고리즘의 경우에는 선택적 검색을 통해 물체가 있을 법한 영역을 제안하는 과정이 추가적으로 존재한다. 이를 지역 제안이라고 하며 해당 작업을 포함한 덕분에 높은 정확도를 제공한다. 그러나 두 단계를 거치기 때문에 더 많은 시간을 필요로 하게 되고 사물을 인식하는 속도가 20 FPS(frame per second)에도 미치지 못한다. 따라서 실시간 객체 탐지에 이러한 모델을 사용하기는 어렵다. 반면 1 단계 방식을 사용하는 YOLO의 경우, 2 단계 방식을 사용하는 모델과 비슷한 정확도를 보이면서도 30 이상의 높은 FPS 값을 가진다[9].

2.3 딥러닝 모델 선정

활주로 상에서 움직이면서 FOD와 균열을 인식하기 위해서는 작은 물체에 대한 정확한 탐지는 물론이고, 무엇보다 높은 이미지 처리 속도가 요구되었다. 따라서 1 단계 방식을 사용하는 YOLO와 SSD 중 하나를 택하는 것은 자명했다. 마지막 선정 과정에서 YOLOv3와 SSD 모델을 비교해보니, mAP(mean Average Precision) 값은 비슷했지만 YOLOv3의 처리 속도가 3배나 더 빠른 모습을 보였다. 그리고 이전 버전에 비해 작은 물체에 대한 인식률이 크게 개선된 덕분에 볼트나 너트를 탐지하기에 매우 유용했다 [10]. 무엇보다 세 번째 버전까지 나올 기간 동안 여러 사용자들에 의해서 많은 검증이 이루어졌다고 판단하여 최종적으로 YOLOv3 모델을 사용했다.

3. 딥러닝 기반 청소 로봇

딥러닝 기반 활주로 청소 로봇의 기능을 상세히 다루기 전에 개략적인 하드웨어 구성 및 특징을 살펴보자. Fig. 1은 딥러닝 기반 청소 로봇을 나타낸다. 프로토타입으로 만든 이 로봇은 가로 80cm, 세로 50cm, 높이 30cm의 규격을 가지며 중량은 약 15kg 이다. 속도는 최대 2m/s이고 총 소비전력은 30W로써 11.1V LIPO 배터리 2개로 약 3시간 동안 작동할 수 있다. 그리고 수거를 위해서 솔을 연결한 DC 모터를 활용했다.

로봇은 앞쪽 좌우에 적외선 센서가 달려있어 활주로를 따라 자율 주행이 가능하다. 카메라는 로봇의 왼쪽 측면을 바라보며 주행한다. 이를 통해 실시간 도로 상황이 Jetson TX2에 입력되어서 FOD와 노면의 크랙을 탐지한다. 이 때 FOD가 탐지될 경우는 왼쪽으로 90도 회전한 다음 인식된 이물질을 수거하고 다시 원래의 자리로 돌아온다. 그리고 이 로봇은 사용자의 모바일 기기와 블루투스 통신이 가능하여 실시간으로 FOD와 크랙의 인식 결과를 전송한다.

3.1 로봇 시스템 구성

Fig 2는 로봇 시스템 구성을 나타낸다. 실시간 객체탐지 구현을 위해선 병렬성이 좋은 GPU(Graphics Processing Unit)가 내장된 SBC(Single board computer)가 필요하다. Jetson TX2의 경우 다른 SBC와 달리 GPU가 내장되어 있어 딥러닝 연산에 유리하다고 판단하여 이를 이미지 처리용 보드로 선정했다. 아두이노는 IoT에 특화된 보드로 각종 센서 및 통신에 유리한 보드이며, 제작당시 2개의 보드와 2개의 센서 사이에 원활한 통신이 이루어지도록 하기 위해 아두이노를 선정하여 사용하게 되었다. 모터의 경우 정밀 제어 및 고속 통신 기능 등을 갖춘 다이내믹셀을 사용했고, 다이내믹셀 제어를 위해 OpenCM을 사용했다.

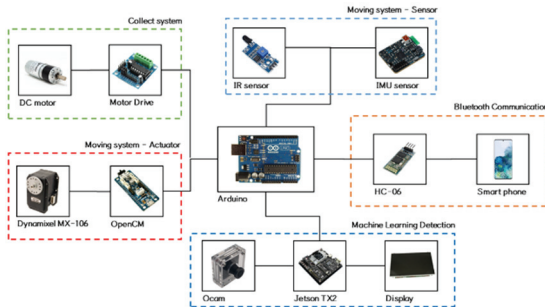


Fig. 2. Configuration diagram.

여러 보드간 통신은 시리얼 통신을 활용했으며, 로봇의 작동 알고리즘은 Fig. 3과 같다. Jetson TX2에서 FOD 및 크랙을 인식하면 인식 결과를 아두이노로 전송한다. 이후 아두이노에서 FOD 정보 및 적외선 센서값을 계산해 로봇이 움직일 방향을 파악하고 결정된 진행방향을 OpenCM에 전송한다. 이와 동시에 사용자의 스마트폰에도 FOD 및 크랙의 탐지 결과를 전송한다. 그 다음으로 로봇이 활주로 상의 이물질을 수거할 수 있도록 OpenCM이 모터를 제어하고 OpenCM에서 구동 결과를 다시 아두이노로 피드백 하도록 설계해 정밀한 움직임을 구현했다.

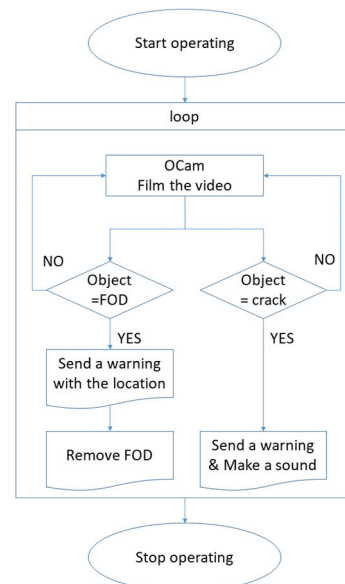


Fig. 3. Flow chart of operation.

로봇은 처음에 적외선 센서를 통해 활주로를 따라 직선 주행을 하다가 FOD를 탐지하면 그 자리에서 90도 회전을 한다. Yaw 방향 누적오차를 보정하는 9축 IMU센서를 통해 정확하게 회전한 후, 그대로 전진하여 FOD를 수거한다. 수거 후 계속 직진해 IR 센서에 활주로 노면이 인식되면 180도 회전 및 직선주행을 하여 원래 위치로 돌아간다. 이후 90도 회전해 다시 활주로를 따라 직선 주행을 한다. 이러한 이동 경로는 Fig. 4에 나타나 있다. 로봇은 위 과정을 반복하며 활주로를 청소한다. 이 방법의 경우 전체 활주로를 청소하는 것이 아닌 FOD가 존재하는 지역만 청소하기 때문에 효율적인 활주로 청소가 가능하다.

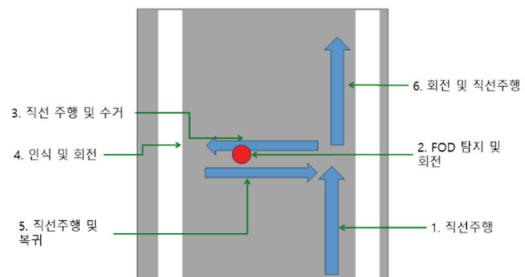


Fig. 4. Sequence of removing FOD.

로봇은 활주로의 끝부분에 다다르면 Fig. 5와 같이 움직인다. 활주로를 따라 직진 중 로봇의 왼쪽 적외선 센서에 활주로 노면표시가 감지되면 반시계방향으로 90도 회전

을 한다. 이 후 활주로를 따라 직진을 한다. 이 과정을 반복하면서 활주로 전체의 FOD를 탐지 및 수거한다. 이러한 동선에 의해 FOD는 항상 로봇의 좌측에 존재하므로 RGB 카메라는 몸체의 좌측에 설치되어 있다.

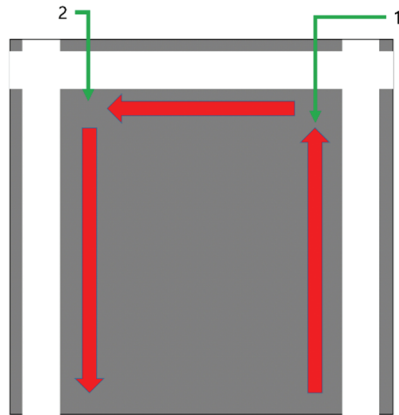


Fig. 5. Sequence of moving on runway.

3.2 실시간 객체 탐지 시스템 구현

해당 연구에서는 YOLOv3 모델을 사용해 실시간 객체 탐지 시스템을 구현했으며 여러 시행착오를 거쳐 개발환경을 세팅했다. YOLO는 윈도우와 리눅스 두 운영체제에서 전부 사용할 수 있다. 하지만 로봇 내부에서 영상처리를 하는 Jetson TX2는 리눅스 기반 운영체제에서만 설치가 가능하기 때문에 연구에 사용되는 모든 PC를 Ubuntu로도 작업할 수 있도록 듀얼부팅이 가능하게 만들었다. 학습용 데스크톱 컴퓨터는 Ubuntu 18.04 LTS Desktop, CUDA 10.0, cuDNN 7.3, OpenCV 3.4.1 버전의 개발환경을 구축했고 Jetson TX2에는 JetPack을 설치한 후에 학습용 데스크톱 컴퓨터와 같은 버전의 OpenCV를 적용했다. 마지막으로 오픈소스 신경망 프레임워크인 Darknet을 설치하고 데이터를 학습시켰다.

먼저 볼트, 너트, 크랙을 학습시켰는데 인터넷상에 충분한 이미지 자료가 없어 데이터를 직접 만들었다. 각 사물 별로 3천 장씩 촬영을 했고, YOLO_Mark 라는 이미지 전처리 프로그램을 통해 인식할 물체에 경계박스 범위를 직접 그려 라벨링된 사진들로 클래스를 만들었다. 그 후, 이미지 학습을 진행하면 가중치 파일이 생성되며 이 파일들을 이용해 인식물을 테스트 해볼 수 있다. 이 과정은 Fig. 6에서 시각적으로 표현되고 있다. 테스트 과정에서 인식 결과가 목표치에 미달했을 경우, 제대로 인식하지 못했던 물체의 위치와 구도를 파악해 다시 사진을 찍고 학습시켰다. 이 때 학습 속도를 높이기 위하여 모든 사진의

해상도를 412 x 412로 줄여 학습을 실행했고, 이렇게 만들어진 가중치들 중 인식률이 가장 좋은 것을 최종적으로 선택했다. “4. 실험” 부분에서는 그 파일을 사용하여 로봇이 활주로 상의 이물질을 파악하고 아두이노로 신호를 보내어 이물질을 수거하는 모습을 보여준다.

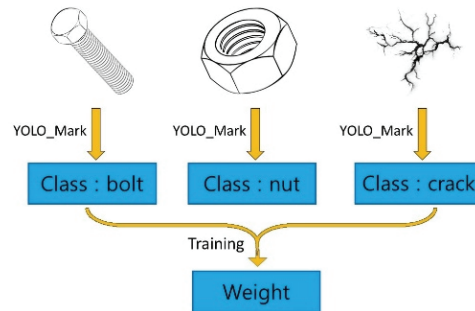


Fig. 6. The process of creating weights.

3.3 스마트 폰 알림 기능

본 로봇은 아두이노 HC-06 블루투스 통신 모듈을 이용해 스마트폰과 통신을 이룬다. 우선 Jetson TX2에서 FOD 및 크랙을 인식한 후 시리얼 통신을 이용해 아두이노로 단일 문자를 송신한다. 이 때 수신된 문자를 char 형 데이터로 임시 저장하고 문자의 종류를 파악하여 데이터를 분류한 후, 이렇게 분류된 정보를 블루투스 모듈을 통해 모바일 기기의 어플리케이션으로 전송한다. 그러면 프로그래밍 된 일련의 과정을 통해 사용자의 스마트폰에 인식 결과를 나타내는 알림이 뜨게 된다. 주행 중에 FOD가 인식되었을 때는 어떤 종류의 FOD가 인식되었는지 알림 문구가 나오고, 노면의 크랙이 인식될 경우에는 Fig. 7과 같이 경고 창이 뜨면서 경고음이 울린다. 이로써 FOD 및 크랙의 발생 지점 파악을 통해 2차 점검을 유도할 수 있고 보다 확실하게 사고를 예방할 수 있다.

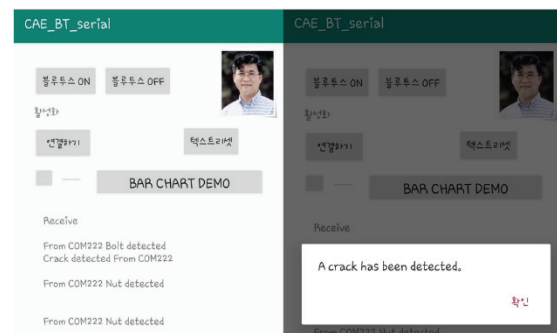


Fig. 7. Smartphone communication screen.

4. 실험

Fig 8은 FOD 인식에 따른 정확도를 나타낸다. 한 화면에 한 종류의 FOD가 잡힐 때는 대부분 99%의 확률로 해당 FOD가 어떤 종류의 FOD인지 구분하는 것을 확인할 수 있다. 볼트와 너트가 한 화면에 같이 잡힐 때는 확률이 조금 떨어지긴 하지만, 그래도 85% 이상의 확률로 해당 물체를 인식할 수 있는 것을 맨 오른쪽 사진을 통해 알 수 있다.

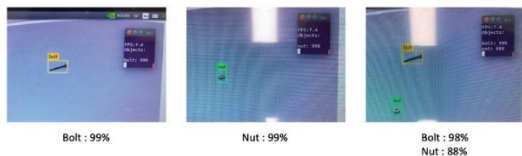


Fig. 8. Result of FOD detection.

FOD 수거의 경우 진공을 이용한 흡입이 아닌 솔을 이용해 수거를 진행하므로 먼지에 비해 상당히 무거운 볼트, 너트 등을 수거하기에 용이하다. 또한 로봇이 이동 중에도 높은 인식률을 보여주기 때문에 실제 활주로에서 구동 시 문제가 없을 것으로 예상된다.

본 실험은 활주로 모형을 직접 제작 후 진행했다. Fig 9에서 보이는 활주로 모형은 로봇의 크기 및 원활한 동작 시연을 고려해 2m x 3m로 제작했다. Fig 9은 로봇이 FOD를 인식 및 수거한 후 다시 자율 주행하는 과정을 일련의 사진으로 나타낸 것이다. 실험 결과 로봇은 90도 회전 및 직선 주행에 있어 오차 없이 원활하게 수행되었다. 동시에 FOD가 인식되면 사용자의 스마트폰으로 그 결과가 전송되었다. 아두이노와 스마트폰 간의 블루투스 통신 결과는 Fig 7을 참고해 확인할 수 있다.

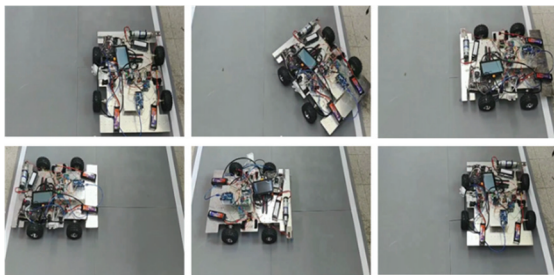


Fig. 9. FOD Collecting process.

해당 실험을 통해 목표로 했던 탐지, 수거, 알림 시스템 기능 모두가 만족스럽게 동작됨을 확인했다. 이로써 딥러닝 기반 활주로 청소 로봇이 목적에 맞게 설계되었다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

현재 다양한 연구에서 FOD 탐지를 위해 레이더, 열상 카메라 등 여러가지 감시원을 활용한 하이브리드 탐지 방법이 제시되고 있다. 하지만 높은 비용으로 인해 모든 활주로에 적용하기에는 한계가 있는 상황이다. 그러므로 이 논문에서는 광학 카메라 방식을 사용하여 경제적인 탐지가 가능하도록 고안한 딥러닝 기반 활주로 청소 로봇 개발을 다루고 있다. 우선 실시간 객체 탐지를 실현하기에 적합한 모델을 조사했고, 최종적으로 선택한 YOLOv3와 다른 딥러닝 모델들과의 차이점을 분석했다. 그리고 보다 효율적인 수거가 이루어지도록 카메라 위치 선정 및 동선 구상을 진행했다. 결과적으로 모든 활주로를 청소하는 것이 아닌, FOD가 존재하는 지역만 국부적으로 청소하기에 청소 시간도 단축시키는 효과를 보였다. 아울러 이 로봇은 기존의 이동식 탐지 기기와 다르게 무인으로 동작하므로 불필요한 인력 낭비 또한 줄일 수 있음을 보였다. 여기에 선택적으로 사람이 직접 2차 점검을 할 수 있도록 FOD 및 크랙에 대한 정보를 스마트폰에 전송하는 시스템도 도입했다.

본 논문에서는 제시한 시스템이 실제 활주로에 적용 가능한지 확인하기 위해 로봇의 프로토타입 및 활주로 모형을 만들어 실험을 진행했다. 그 결과 FOD와 크랙의 탐지율이 높고, 이물질 수거도 원활히 이루어졌기에 로봇이 목적에 맞게 제작되었다는 것을 확인할 수 있었다. 이후 연구에서는 야간에도 FOD를 인식할 수 있는 방안을 찾아보고, 다양한 기상조건을 고려한 연구 또한 진행할 계획이다. 또한 본 연구의 결과물은 기존에 연구가 진행되었던 태양광 패널 청소로봇에도 적용해 볼 계획이다.

감사의 글

본 연구는 한국기술교육대학교의 지원에 의해 이루어졌음.

참고문헌

1. Saleh Al Yahyai, Abid A Khan, Mohamed Al Siyabi, Arshad Mehmood, Tariq Hussain, "LiDAR Based Remote Sensing System for Foreign Object Debris Detection (FODD)", Journal of Space Technology, vol.10, pp.13-18, 2020.
2. Hyungyu Lee and Sang Soon Lee, "Development of Unmanned Cleaning Robot for Photovoltaic Panels", Journal of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, No.3, pp.144-149, 2019.

3. S.P. Park, S. Lee, H. Lee and S. S. Lee, "Development of Unmanned Cleaning Robot for Floating Photovoltaic Panels", *Journal of Semiconductor & Display Technology*, Vol.19, No.3, pp.130-135, 2020.
4. G. Mehdi and J. Miao, "Millimeter wave FMCW radar for Foreign object debris (FOD) detection at airport runways", *Proc. 9th Int. Bhurban Conf. Appl. Sci. Technol.*, pp. 407-412, Jan. 2012.
5. S. H. Kim, M. K. Park, G. Y. Hong, J. S. So, S. K. Kim, and U. E. Kim, "Analysis for FOD automatic detection system," *The Journal of Koera Navigation Institute*, Vol.20. No.3, pp.210-217, 2016.
6. L. Ang, "Research and Design of an Airfield Runway FOD Detection System Based on WSN", *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2013.
7. K. B. Lee, J. G. Lee, and D. H. Kim, "A study for efficient foreign object debris detection on runways," *The Journal of Korean Society for Aviation and Aeronautics*, Vol. 22, No. 1, pp. 130-135, Mar. 2014.
8. Cai L, Zhao B, Wang Z, Lin J, Foo CS, Aly MS, Chandrasekhar V, "MaxpoolNMS: getting rid of NMS bottlenecks in two-stage object detectors", *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 9356-9364, 2019.
9. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, "You only look once: Unified real-time object detection", *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, pp. 779-788, Jun. 2016.
10. J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An incremental improvement" in *arXiv:1804.02767*, 2018, [online] Available: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.

접수일: 2021년 9월 3일, 심사일: 2021년 9월 13일,
게재확정일: 2021년 9월 13일