DBpia

논문 19-44-07-21 The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences '19-07 Vol.44 No.07
https://doi.org/10.7840/kics.2019.44.7.1391

IoT 및 클라우드 기반 유해 야생동물과 고추 탄저병 탐지 시스템

김 재 영◆, 이 수 영*, 조 세 형*, 신 창 용°

IoT and Cloud Based Harmful Wildlife and Red Pepper Anthracnose Detection System

Jae-young Kim◆, Soo-young Lee*, Se-hyoung Cho*, Changyong Shin°

요 약

본 논문에서는 유해 야생동물과 고추 탄저병을 효율적으로 조기에 탐지하여 농작물 피해를 최소화할 수 있는 IoT 및 클라우드 시스템을 제안한다. 이 시스템은 실시간 처리가 가능하고 인식성능이 우수한 객체인식 알고리즘인 You Only Look Once (YOLO)와 농지를 이동하는 탐색로봇을 이용하여 신속하게 유해동물과 고추 탄저병을 탐지하고 탐지된 객체에 따라 적절한 조치를 취한다. 또한 제안한 시스템은 수집한 센서 데이터 및 기상 정보를 활용하여 고추 탄저병 발생 위험도를 예측하고 사전에 방제할 수 있는 기능을 제공한다. 이 시스템은 사용자 편의를 위해 음성인식 기능을 제공하여 사용자가 스마트폰 상의 음성명령으로 이 시스템을 동작시킬 수 있다. 제안한 시스템의 성능 검증을 위해 이 시스템을 실제 구현하여 유해동물과 고추 탄저병 인식률, 음성명령 인식률, 고추 탄저병 발생 위험도 예측 등에 대한 평가실험을 수행한다. 그리고 그 실험결과로부터 제안한 시스템의 우수성을 보인다.

Key Words : Internet of things (IoT), Agriculture, Deep learning, Smart farm, Artificial intelligence

ABSTRACT

In this paper, we propose the IoT and cloud system that detects harmful wild animals and red pepper anthracnose early and efficiently to minimize crop damage from them. This system employs the You Only Look Once (YOLO), which is an object recognition algorithm capable of real-time processing with superior recognition performance, and a navigation robot that moves farmland. Using the YOLO and navigation robot, the system promptly detects harmful animals and red pepper anthracnose and automatically takes appropriate actions according to the detected objects. In addition, by utilizing collected sensor data and weather information, the proposed system can predict the risk of occurrence of red pepper anthracnose and preemptively control the crop disease. Since this system is capable of recognizing voice commands, users can conveniently operate the system with voice commands on smartphones. To verify the performance of the proposed system, we implement the system and use the implemented system to evaluate the recognition rate of harmful animals and red pepper anthracnose, the voice command recognition rate and the risk prediction relevant to occurrence of red pepper anthracnose. From the experimental results, we demonstrate the superiority of the proposed system.

※ 본 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (No. 2017R1D1A1B03035850)
◆ First Author : Dept. of Mechanical and ICT Convergence Engineering, Sun Moon University, woduddl3176@naver.com, 학생회원
° Corresponding Author : Dept. of Mechanical and ICT Convergence Engineering, Sun Moon University, cyshin@sunmoon.ac.kr, 정회원
* Dept. of Mechanical and ICT Convergence Engineering, Sun Moon University, swimming_7291@daum.net; chosh@sunmoon.ac.kr
논문번호 : 201903-012-D-RN, Received March 7, 2019; Revised May 23, 2019; Accepted June 3, 2019

www.dbpia.co.kr

Ⅰ. 서 론

최근 농식품 보호 및 농업 경쟁력 강화를 위해 IoT, 클라우드, 인공지능 기술 등을 포함한 농업 ICT 연구에 관한 관심이 증가하고 있다[1]. 이러한 ICT 기술을 접목한 차세대 농업시스템은 생육환경을 모니터링하며, 수집한 정보를 바탕으로 최적의 생장환경을 조성하는 데 활용되고 있다. 국내 농가에서도 최적 생장환경에 적합하도록 난방, 관수, 포그 시스템 등을 자동으로 관리하는 차세대 농업시스템을 도입하고 있다. 차세대 농업시스템을 도입한 스마트 팜은 토마토, 수박 등 과채류의 연중재배가 가능하도록 하며, 우수한 품질의 농작물을 산출하고 있다[2]. 그러나 이러한 농업 ICT 기술은 아직 초기 비용이 많이 들고, 제한된 환경에만 적용할 수 있어 노지 환경보다는 실내 생육환경 관리를 목적으로 이용되고 있다. 한편 노지 환경에서의 농작물 관리는 유해 야생동물로 인한 농작물 피해, 불규칙한 기후 변화에 따른 다양한 농작물 병해 발생 등의 어려움이 상존한다. 국내 농가에서 유해 야생동물로 인한 피해는 2017년 한 해에만 100억 원이 넘는다[3]. 천적이 사라져 개체 수가 늘고 있는 유해동물로 인한 피해 문제는 수렵 허가에 따른 유해동물 포획에도 한계가 있어 해결에 어려움을 겪고 있다[4]. 또한 농작물 병변으로 인한 피해도 큰데 고추 탄저병만으로도 국내 농가 피해액은 한해 1,300억 원에 달한다[5]. 고추 탄저병과 같은 병해는 감염성이 높아 농작물 피해가 확산하기 전에 기민하게 대처해야만 한다. 유해 야생동물로 인한 농작물 피해를 방지하기 위해 경고등을 상시로 켜 유해동물 접근을 차단하고자 하는 시도가 있어 왔다[6]. 경고등을 상시로 켜놓으면 단기적으로 효과가 있으나 유해동물이 경고등에 적응하여 접근 방지 효과가 떨어진다는 단점이 있다. 또한 병충해 확산 피해를 최소화하기 위해 신경망을 이용한 농작물 병해 인식도 활발히 연구되어 왔다. 중국 연구자들은 오이 병해를 91.08% 정확도로 검출할 수 있는 PNN (Probabilistic neural network) 기반 객체인식 알고리즘을 제시하였다[7]. 국내에서도 파프리카 흰가루병 등의 병해를 96.78%의 정확도로 판별 가능한 Faster R-CNN (Faster region based convolutional neural network)[8] 기반 객체인식 알고리즘을 개발하였다[9]. 이러한 알고리즘 연구를 통해 농작물 병해 인식 정확도는 검증되었지만, 이것을 활용하기 위해서는 농작물 병변이 의심되는 작물을 사람이 직접 촬영하여 클라우드 시스템에 전송해야 하는 불편함이 존재한다. 따라서 본 논문은 이러한 기존 방식의 문제점을 해결하고자 탐색 로봇이 이동하면서 스스로 유해동물과 농작물 병해를 인식하고 농작물을 관리하는 IoT 및 클라우드 시스템을 제안한다. 탐색 로봇은 유해동물과 농작물 병해를 신속하게 인식하기 위해 Fast R-CNN[10] 보다 100배 빠르고 배경오차(Background error)에 강인한 딥러닝 기반 객체인식 알고리즘인 You Only Look Once (YOLO)[11-12]을 사용한다. 제안한 시스템은 다양한 유해동물과 농작물 병변 탐지 및 예방에 적용할 수 있으나 구체적인 구현 사례를 통해 이 시스템을 제시하고자 본 논문에서는 유해동물을 멧돼지와 고라니로, 농작물 병변을 고추 탄저병변으로 한정하여 시스템을 구현한다. 구현한 시스템은 유해동물을 인식하면 퇴치 장치를 작동시켜 쫓아내고, 고추 탄저병 인식 시에 즉시 스마트폰 앱의 알림 메시지를 전송하여 사용자가 조기에 대처할 수 있도록 한다. 따라서 본 시스템은 유해동물 접근 시에만 자동으로 인식하여 퇴치 장치를 작동시키므로 야생동물의 적응을 방해한다. 그리고 병변 의심 작물을 기기 스스로 촬영하여 신속하게 판별하므로 광범위한 재배지의 고추 탄저병 관리를 효율적으로 적시에 수행할 수 있다. 또한 이 시스템은 사전에 고추 탄저병 발생을 예방할 수 있도록 맘다니형 퍼지 추론 (Mamdani-style fuzzy inference)[13]으로 고추 탄저병 발생 위험도를 예측하여 방제시기를 결정하는 데 도움을 제공한다. 이뿐만 아니라 사용자가 편리하게 농작물을 관리할 수 있도록 농작물 생육 정보를 자동으로 클라우드 시스템에 저장하고 사용자는 스마트폰 애플리케이션을 통해 언제 어디서든 이 정보를 실시간으로 조회할 수 있다. 구현한 시스템은 노지 환경에서 설치 및 이동이 쉽도록 구성 장치들이 무선으로 연결되어 정보를 교환한다. 또한 에너지 효율을 고려하여 태양광 패널로 전력을 공급하고 저 전력 경량 장비인 삼성 ARTIK 모듈과 NVIDIA TX2 모듈을 이용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II 장에서는 구현한 객체인식 기반 농업용 IoT 및 클라우드 시스템 구성을 기술한다. 제 III 장에서는 이 시스템에서 사용하는 유해동물 및 고추 탄저병증 인식 및 처리 방법을 설명한다. 제 IV 장에서는 구현한 시스템의 성능을 평가하고 제 V 장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 시스템 구성

[그림 1]은 구현된 농업용 IoT 및 클라우드 시스템을 보인다. 이 시스템은 소규모 실험용으로 제작한 것으로 그림에서 보는 바와 같이 실제 농지 대신 고추밭

www.dbpia.co.kr

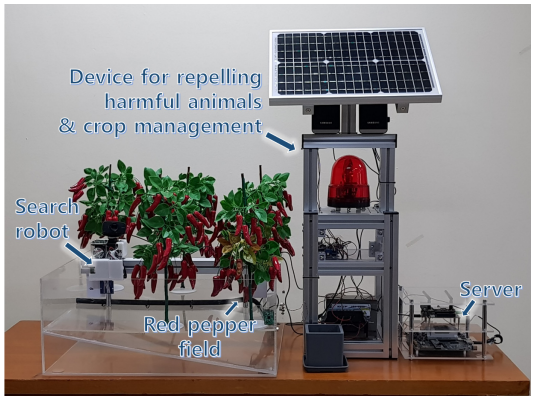


그림 1. 구현된 농업용 IoT 및 클라우드 시스템
Fig. 1. Implemented agricultural IoT and cloud system.

모형과 같은 소형 농지 모델에 적용한다. 이 시스템의 적용 가능성을 바탕으로 실제 상용 시스템으로의 확장은 향후 연구 주제이다. 이 시스템은 딥러닝 기반 객체인식 알고리즘을 이용하여 유해동물과 농작물 병변을 조기에 탐지하고 대처하며 스마트폰 앱으로 사용자가 간편하게 농작물을 관리할 수 있게 한다. 이러한 기능을 실현하기 위해 이 시스템은 크게 탐색 로봇 (Search robot), 유해동물 퇴치 및 농작물 관리 장치 (Device for repelling harmful animals and crop management: DRCM), ARTIK710 서버 (ARTIK710 Server), 클라우드 서버 (Cloud server), 애플리케이션 (Application) 등으로 구성되며 와이파이 통신을 통해 정보를 송수신한다. 이 시스템의 구성은 [그림 2]에 주어지며 각 구성부의 세부 구성과 동작은 다음과 같다.

2.1 탐색 로봇

탐색 로봇은 탐색 및 이동부 (Search and movement)와 객체 인식부 (Object recognition)로 구성되어 농작물 병변과 유해동물을 탐지한다. ARTIK053[14]을 기반으로 구현된 탐색 및 이동부에서는 카메라 한 대로 넓은 범위의 농지를 효율적으로 감시할 수 있도록 카메라가 장착된 탐색 로봇을 이동시킨다. [그림 3]은 본 시스템에서 구현한 탐색 로봇이 움직이는 트랙과 고추밭 모형이다. 탐색 로봇 카메라에 부착된 서보모터를 조작하여 여러 각도에서 농지를 촬영할 수 있다. 또한, 탐색 로봇은 트랙 위를 움직이며, 트랙 출발지점과 도착지점에 설치된 RFID 태그를 인식하여 위치를 파악한다.

객체 인식부는 탐색 로봇 카메라로 영상을 획득하여 NVIDIA TX2에 탑재된 딥러닝 기반 객체인식 알고리즘인 You only look once (YOLO)에 적용한다. YOLO는 이 영상을 기반으로 멧돼지, 고라니 등과 같은 농작물 유해동물과 고추 탄저병증과 같은 농작물 병변 객체 인식을 수행하게 된다. 객체 인식 결과는 서버와 클라우드 서버를 통해 유해동물 퇴치 및 농작물 관리 장치에 전달된다. 또한 비디오 웹 스트리밍 서버를 구축하여 사용자가 탐색 로봇이 촬영한 영상을 통해 실시간으로 처리 과정을 확인할 수 있다.

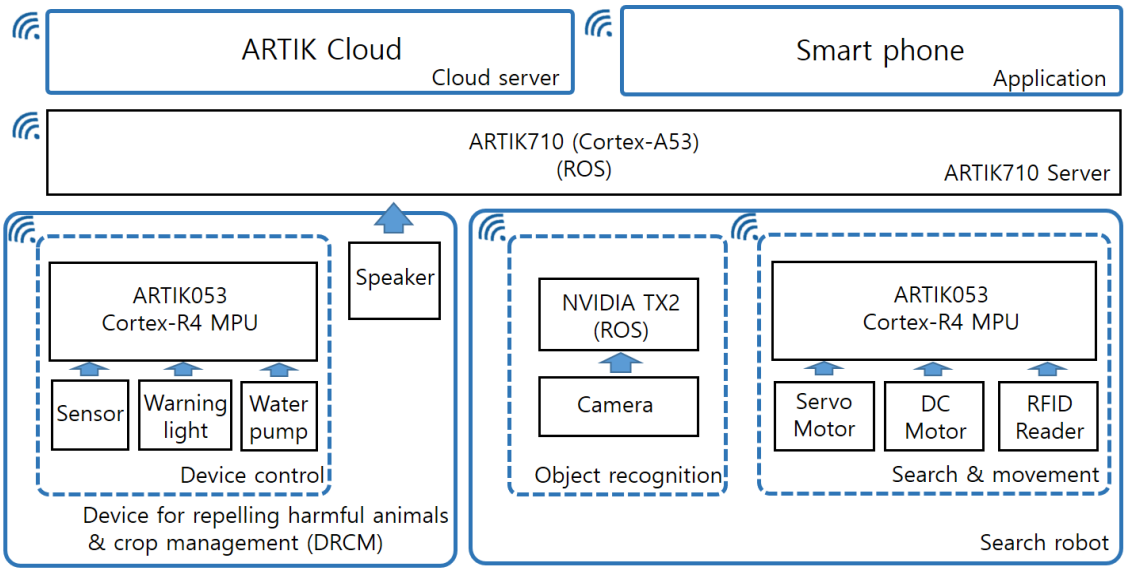


그림 2. 객체인식 기반 농업용 IoT 및 클라우드 시스템 구조
Fig. 2. Architecture of the agricultural IoT and cloud system based on object detection.

www.dbpia.co.kr

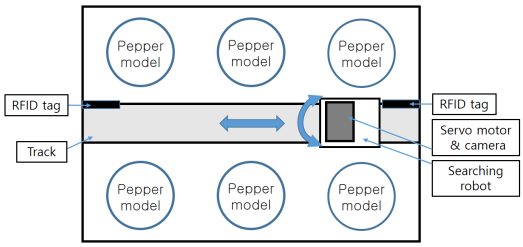


그림 3. 탐색 로봇의 이동 트랙이 설치된 고추밭 모형
Fig. 3. Model for a red pepper field with moving tracks of the search robot.

2.2 유해동물 퇴치 및 농작물 관리 장치

유해동물 퇴치 및 농작물 관리 장치는 장치 제어부와 스피커로 구성되어 전반적인 농작물 관리를 수행한다. 장치 제어부는 NuttX 기반의 RTOS인 TizenRT[15]를 사용하여 실시간으로 액추에이터 작동 및 클라이언트/서버 간 데이터 통신을 처리한다. 클라이언트/서버 간 통신에는 오버헤드가 적고 안정적인 정보 송수신을 위해 MQTT (Message queuing telemetry transport) 프로토콜을 TLS (Transport layer security)로 암호화하여 이용한다[16].

이 프로토콜을 통해 클라우드 서버로부터 유해동물이 인식되었다는 통지를 받으면 경고등과 스피커 등을 이용하여 유해동물을 쫓아낸다. 그리고 클라우드 서버가 고추 탄저병이 감지되거나 감염 위험성 있다고 통지하면 급수펌프를 통해 방제약을 살포한다. 또한 장치 내에 연결된 센서로부터 노지의 온도, 상대습도, 조도 등을 수집하여 클라우드 서버에 전송한다.

2.3 ARTIK710 서버

[그림4]는 ARTIK710[17] 서버를 거치는 전체적인 데이터 흐름 및 관련 통신 프로토콜과 서버가 수행하는 각 기능 단위를 보여준다. 이 그림에서 보는 바와 같이 ARTIK710으로 구현된 서버는 다른 장치들과 MQTT, HTTP (Hyper text transfer protocol), TCPROS (Transmission control protocol based robot operating system) 등의 통신 프로토콜을 사용하여 데이터를 주고받는다. MQTT 프로토콜은 Publish/Subscribe 구조를 가지며 특정 토픽 (Topic)을 사용하는 브로커 (Broker)를 통해 통신할 수 있다. 이 서버에는 ARTIK 클라우드 서버와 MQTT 프로토콜을 사용하여 통신하기 위해 MQTT 브로커 Mosquitto를 구축한다. 또한 서버는 크게 스코어 룰 모듈 (Score rule module), 퍼지 모듈 (Fuzzy module), 정보 교환 모듈 (Information transfer module), 동물 추적 모듈 (Animal tracking module) 등의 네 가지 기능 모듈로 구성된다. 각 모듈은 상호 독립적으로 실행되어 전체적인 농작물 관리를 담당하게 된다. ARTIK710 서버의 각 기능 모듈에 대한 설명은 다음과 같다.

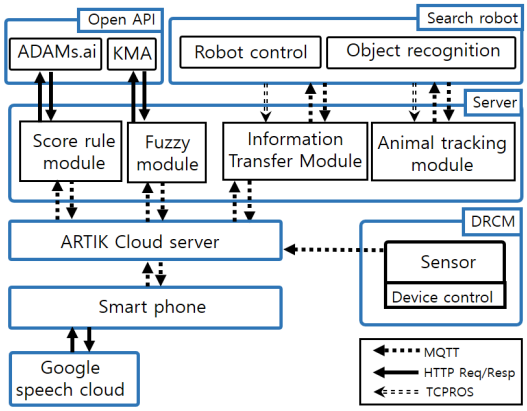


그림 4. 구현 시스템의 데이터 흐름 및 관련 통신 프로토콜과 서버의 기능 모듈
Fig. 4. Data flows, the associated communication protocols and sever function modules for the implemented system.

스코어 룰 모듈은 스마트폰 음성명령으로 시스템을 조작하기 위해 텍스트의 의미를 파악하는 기능을 담당한다. 스마트 폰에서 음성명령을 텍스트로 변환하여 클라우드에 전송하면, 이 텍스트는 다시 ARTIK710 서버에 전달된다. ARTIK710 서버는 언어 분석 인공지능 플랫폼인 ADAMs.ai의 오픈 API를 활용하여 텍스트의 의미를 파악한다. 먼저 ADAMs.ai 형태소 분석(Part of speech tagging) API [18]을 활용하여 텍스트를 형태소별로 추출한다. 형태소별로 관련된 기능의 점수를 더한 후 비교하여 가장 높은 점수에 해당하는 기능을 실행한다. 구현한 농업용 IoT 및 클라우드 시스템이 실행할 수 없는 음성명령이 입력될 때에는 ADAMs.ai 심층 질의응답 API를 이용하여 적절한 응답을 클라우드 서버로 전송한다.

퍼지 모듈에선 시스템 센서값과 기상청 날씨 정보를 바탕으로 고추 탄저병 발병 위험도를 추론한다. 이 모듈은 ARTIK 클라우드 서버를 통해 시스템 센서 정보와 기상청 (Korea meteorological administration: KMA) 오픈 API를 통해 동네 날씨 정보를 받아온다. 그리고 시스템 센서 및 날씨 정보를 바탕으로 맘다니형 퍼지 추론을 거쳐 고추 탄저병 발병 위험도를 계산한다. 위험도 추론 방식에 대한 세부 설명은 III장 2절에 주어진다. 이렇게 계산된 결과는 클라우드 서버로 전송된다.

www.dbpia.co.kr

정보 교환 모듈은 탐색 로봇의 객체 인식부로부터 전송받은 유해동물 종류 인식 및 고추 탄저병증 인식 정보, 탐색 로봇으로부터 수신한 RFID 태그 인식 정보를 ARTIK 클라우드 서버로 전송한다. 그리고 ARTIK 클라우드 서버로부터 탐색 로봇의 자동 탐색 예약 시간을 받아와 지정된 예약 시간에 탐색 로봇이 출발하도록 지시한다.

동물 추적 모듈은 탐색 로봇의 객체 인식부에서 인식한 객체의 YOLO 외곽 사각형 (Bounding box) 좌푯값을 TCPROS를 통해 전송받는다. 이를 이용하여 카메라 촬영 영상 중심과 유해동물이 인식된 외곽 사각형 중심이 일치하도록 조향각을 계산하고, 이 값을 탐색 로봇에 전송한다. 탐색 로봇은 이 조향각 값에 따라 카메라 각도를 조절하여 유해동물을 추적하게 한다.

2.4 클라우드 서버

클라우드 서버는 다양한 데이터를 수집하여 빅데이터를 생성하고 스마트폰을 통해 구현한 IoT 시스템을 편리하게 조작하는 것을 가능하게 한다. 본 시스템을 위한 클라우드 서버로는 ARTIK 클라우드[19]를 사용한다. 클라우드 서버는 유해동물 및 고추 탄저병증 인식과 같은 이벤트 발생 시, 발생 시간, 인식된 종류, 센서 데이터 등을 수집하여 저장한다. 이렇게 수집된 데이터는 차후에 노지 작물 재배 및 관리 연구와 유해 야생동물 퇴치 방법 연구 등에 활용될 수 있다.

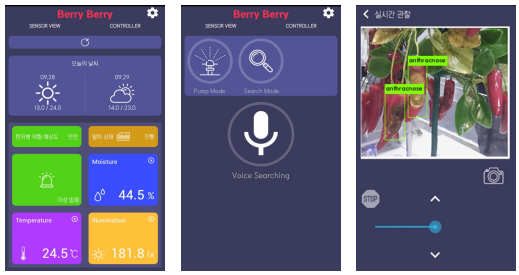
또한 클라우드 서버는 IoT 장치에서 수집한 센서 데이터, 작동제어 명령, 서버로부터 전송받은 유해동물 및 고추 탄저병변 인식 트리거 등을 MQTT 프로토콜을 통해 전송한다. MQTT QoS (Quality of service)는 0, 1, 2로 구분되며, 0은 최대 한번, 1은 최소 한번, 2는 정확히 한번 송신한다. 본 시스템은 기능별 MQTT QoS 설정으로 센서 데이터 관련은 0, 유해동물 및 고추 탄저병변 인식 관련은 2, 그 외 장치 동작 제어 명령은 1을 사용한다.

2.5 스마트폰 애플리케이션

애플리케이션은 클라우드 서버와 연결되어 있어 원격으로 본 IoT 시스템을 제어할 수 있게 한다.

[그림 5]는 본 시스템을 동작하는 스마트폰 애플리케이션의 사용자 인터페이스를 나타낸다.

이 애플리케이션의 대표적인 액티비티 (Activity)인 Sensor View 액티비티, Controller 액티비티, Cam 액티비티의 기능은 다음과 같다. SensorView 액티비티에서는 센서 데이터, 현재 탐지상황, 고추 탄저병 발



SensorView Activity | Controller Activity | Cam Activity

그림 5. 구현된 시스템의 애플리케이션 사용자 인터페이스
Fig. 5. Application UI for the implemented system.

병 위험도, 탐색 로봇 상태 등의 조회가 가능하다. Controller 액티비티는 급수펌프와 경고등을 수동조작할 수 있는 버튼과 음성인식 기능 버튼을 제공한다. 음성인식 기능은 구글 스피치 클라우드 (Google speech cloud)[20]를 활용하여 사용자의 음성 데이터를 텍스트 데이터로 변환한다. 변환된 텍스트 데이터는 클라우드 서버를 통해 ARTIK710 서버로 전송된다. 전송된 데이터는 ARTIK710 서버의 스코어 룰 모듈에서 해석되어 애플리케이션으로 기능 작동 개시 지시를 보내거나 사용자 질문에 대한 응답을 전송한다. 이때 수신한 응답은 구글 스피치 클라우드를 통해 음성 데이터로 변환되어 사용자에게 제공된다. Cam 액티비티에서는 탐색 로봇을 수동 조작할 수 있고 탐색 로봇에 장착된 카메라가 촬영하는 영상을 실시간으로 확인할 수 있다.

또한 애플리케이션에서는 사용자가 발생한 이벤트를 확인할 수 있도록 탐색 로봇의 객체 인식부에서 유해동물 혹은 고추 탄저병증 인식 시 영상을 캡처하여 스마트폰에 저장하고 인식 시간을 로그에 저장한다. 저장된 영상은 스마트폰 갤러리에서 확인할 수 있다.

Ⅲ. 유해동물 및 탄저병증 인식 및 처리

3.1 유해동물 및 고추 탄저병증 인식

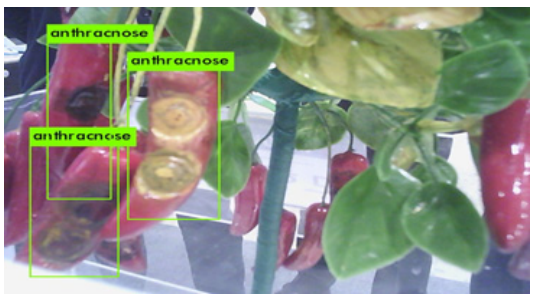
본 시스템은 딥러닝 기반 객체인식 알고리즘인 YOLO를 사용하여 고라니, 멧돼지 등의 유해동물과 고추 탄저병증을 탐지한다. YOLO는 실시간 객체탐지에 특화된 CNN (Convolutional neural network) 구조를 사용하는 딥러닝 알고리즘으로, Fast R-CNN보다 빠르고 배경오차(Background error)가 적은 것이 특징이다. 본 시스템은 GoogLeNet 모델을 일부 변형한 딥러닝 네트워크 구조로 Darknet-19 YOLO 모델

www.dbpia.co.kr

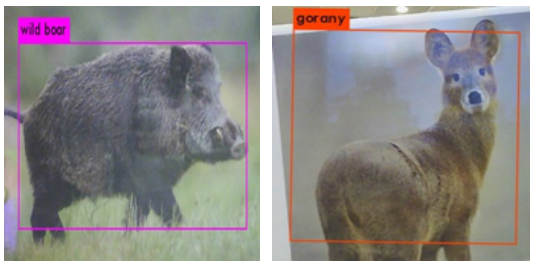
을 사용한다. Darknet-19 모델은 19개의 컨볼루션 레이어 (Convolutional layer)와 5개의 맥스풀링 레이어 (Maxpooling layer)로 구성되며, 주로 3x3 필터로 이루어지고 풀링 (Pooling)을 거쳐 채널을 두 배로 늘리는 구조를 가진다[21].

YOLO는 실시간 객체 검출을 위해 입력 영상을 여러 개의 그리드 셀로 나누어 단일 신경망 (Single neural network)을 실행한다. 분할된 그리드 셀을 기준으로 외곽 사각형을 생성하고 각 외곽 사각형에 객체가 포함될 확률과 예측 정확도를 나타내는 신뢰도 점수 (Confidence score)를 계산한다. 이것과 동시에 각 그리드 셀마다 분류하고자 하는 각 클래스에 해당할 확률인 조건부 클래스 확률 (Conditional class probability)을 구한다. 그리고 신뢰도 점수와 조건부 클래스 확률을 통합하여 외곽 사각형 안에 특정 객체가 존재할 확률을 획득한다. 이때 외곽 사각형 내 객체가 존재할 확률이 임계치 이상일 때만 객체 클래스를 판별한다[1]. [그림 6]은 YOLO 알고리즘을 이용하여 탄저병에 걸린 고추와 유해동물을 탐지한 결과를 보인다. 탐지된 객체는 외곽 사각형으로 표시되며 사각형 상단에 인식된 객체의 종류가 표시된다.

[그림 7]은 YOLO를 이용한 유해동물과 고추 탄저병 인식 및 처리 과정을 나타낸다. 먼저 YOLO 단일 신경망에 영상을 입력하여 객체 클래스를 분류한다. 이후에 해당 객체가 외곽 사각형에 존재 확률을 검사



(a) Red pepper anthracnose recognition



(b) Harmful animal recognition

그림 6. YOLO 알고리즘을 이용한 객체 인식
Fig. 6. Object recognition using the YOLO algorithm.

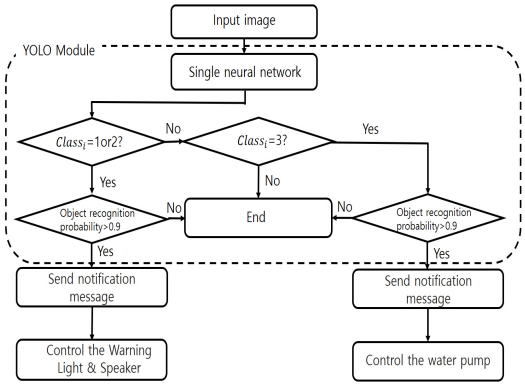


그림 7. 유해 야생동물과 고추 탄저병 인식을 위한 순서도
Fig. 7. Flowchart for recognition of harmful wildlife and red pepper anthracnose.

한다. 이 확률이 0.9 이상일 때만 유해동물의 종류와 고추 탄저병 인식정보를 전송하도록 하여 시스템 안정성을 높인다. 유해동물 및 고추 탄저병 인식 후 세부 처리 내용은 다음과 같다.

3.1.1 유해동물 인식 후 처리

탐지 로봇은 유해동물을 감지하면 객체인식 정보를 ARTIK710 서버로 전송한다. 이 서버는 유해동물이 인식된 YOLO 외곽 사각형 좌표를 이용하여 유해동물을 추적할 수 있도록 카메라 조향각을 계산하여 탐지 로봇으로 재전송한다. 탐지 로봇은 계산된 조향각에 따라 카메라가 부착된 서보모터를 제어하여 인식된 유해동물을 추적 촬영한다. 이와 동시에 경고등으로 강한 빛을 방사하면서 총 쏘는 소리, 다수의 개가 짖는 소리, 맹수의 울음소리 등의 경고음을 스피커를 통해 재생하여 퇴치한다.

3.1.2 탄저작물 인식 후 처리

탐지 로봇이 탄저병에 걸린 작물을 감지하는 경우, 감염 작물 사진, 작물의 위치, 감지 시간 등을 클라우드 서버를 통해 사용자에게 전송한다. 사용자는 스마트폰 애플리케이션을 통해 농작물 감염 상태를 확인하고 방제약 살포 여부를 본 시스템에 지시할 수 있다. 사용자가 살포를 승인하면 본 시스템은 펌프를 통해 방제약을 살포한다. 또한 감염에 의한 병변 명세는 차후 역학 조사에 이용할 수 있도록 클라우드 서버에 자동으로 저장되며, 스마트폰 애플리케이션으로도 이 정보를 확인할 수 있다.

본 시스템은 고추 탄저병 감염에 적절히 대처할 수 있을 뿐만 아니라 사전에 탄저병을 예방할 수 있도록 맘다니형 퍼지 추론으로 탄저병 발생 위험도를 예측

www.dbpia.co.kr

하여 제공한다. 탄저병균은 온도, 습도, 강우 환경에 따라 확산량이 다르게 나타난다. 비가 오고 난 뒤 고온다습한 날이 지속하면 병균의 활동성이 급격히 증가하고 건조하고 맑은 날에는 활동성이 줄어든다[22]. 따라서 탄저병균 활동에 영향을 미치는 온도, 습도, 강우 환경에 따라 46개의 퍼지 규칙을 생성하여 평가한다. 각각의 규칙에 대한 평가는 통합되어 탄저병 위험에 따른 단일 퍼지 집합을 생성하고 이 퍼지 집합은 역퍼지화 과정을 통해 탄저병 발생 위험도를 판단하는 데 사용된다.

[그림 8]은 본 시스템의 퍼지 규칙 평가에 사용되는 탄저병 발생 위험도의 소속도 함수 (Membership function) 집합 {L, M, H, VH}을 나타낸다. 역퍼지화 과정에서는 무게 중심법 (Center of gravity)으로 추정치를 획득하여 0에서 100 사이의 값으로 정규화한다. 이렇게 획득한 탄저병 발생 위험도는 스마트폰 애플리케이션을 통해 사용자에게 제공되고 사용자 승인 여부에 따라 방제를 하여 농작물 피해를 사전 예방한다.

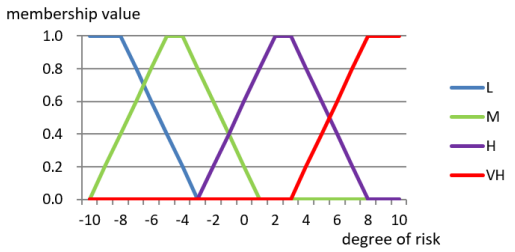


그림 8. 고추 탄저병 발생 위험도에 대한 소속도 함수
Fig. 8. Membership functions for risk of occurrence of anthracnose on red pepper.

Ⅳ. 구현 시스템 평가

본 장에서는 구현한 농업용 IoT 시스템의 유해동물과 탄저병 감염 작물 인식률, 음성명령 수행률, 탄저병 발생 위험도 예측 성능 등을 평가한다. 참고로 본 시스템의 실제 동작은 https://youtube.com/ watch?v=3-giibKcDAk에서 동영상으로 확인할 수 있다.

4.1 유해동물과 탄저병 감염 작물 인식률 평가

딥러닝 객체인식 알고리즘인 YOLO는 객체 인식부의 NVIDIA TX2에서 수행되며 운영체제로는 리눅스 Ubuntu 16.04 LTS와 메타 운영체제인 ROS Kinetic Kame 버전을 사용하였다. 농작물 유해동물과 고추 탄저병증 인식 모델을 생성하기 위한 학습 영상으로 멧돼지 영상 250장, 고라니 영상 250장, 탄저병 감염 고추모형 영상 250장을 사용했다. 그리고 객체 인식 시 사람과 유해동물의 혼동을 막기 위해 사람 영상 500장을 추가로 사용하여 학습을 진행하였다. 초기 학습률은 0.001, 감쇠율 (Decay)은 0.0005, 모멘텀 (Momentum)은 0.9로 설정하였다. 학습 반복 횟수는 45,000회로 진행하였으며, 유동적으로 학습 속도를 조절하기 위해 학습 반복 횟수에 따라 학습률을 조정하였다. 즉, YOLO 3000회, 4000회 학습 시마다 학습률에 0.1을 곱해서 학습 속도를 조정하였다.

인식률 평가 실험은 학습 영상과 다른 독립적인 영상을 테스트 영상으로 사용하여 진행되었다. 이를 위해 고라니 테스트 영상 150장, 멧돼지 테스트 영상 150장, 탄저병 감염 고추모형 테스트 영상 150장을 사용하였다. 탄저병 감염 고추 테스트 영상은 고추밭 모형에 임의로 배치한 탄저병 고추 모형을 탐색로봇이 이동 촬영하여 획득하였다. 그리고 멧돼지와 고라니 인식 실험은 테스트 영상을 움직이면서 추적 촬영한 영상을 캡처하여 수행하였다. [표 1]은 이 실험을 통해 획득한 각 객체의 인식 정확도를 나타낸다. 평가척도는 테스트 영상 총량에서 올바르게 인식한 영상의 개수의 비율을 나타내는 정 인식률 (Correct recognition rate)을 사용하였다. 실험결과 제안한 시스템의 고라니 정 인식률은 94.0%, 멧돼지의 정 인식률은 93.3%, 고추 탄저병 정 인식률은 90.0%로 나타났다. 이것은 YOLO 알고리즘을 이용하여 높은 신뢰도로 유해동물과 고추 탄저병을 인식할 수 있음을 보여준다. 특히 고라니와 멧돼지 같이 신속한 탐지와 대처가 필요한 경우에 YOLO와 같은 실시간 처리 객체 인식 알고리즘이 효과적임을 확인할 수 있었다.

반면에 고추 탄저병 정 인식률은 90.0%로 유해 야생동물 정 인식률 보다 낮은 수치를 보였다. 농작물 병변과 같이 실시간 처리보다는 높은 정확도를 요구하는 객체인식을 위해서는 Faster R-CNN기반 객체인

표 1. 객체 인식 정확도 비교
Table 1. Comparison of object recognition accuracy.

Class	No. of input images	No. of correctly recognized images	Correct recognition rate (%)
Elk	150	141	94.0
Wild boar	150	140	93.3
Anthracnose infected red pepper	150	135	90.0

www.dbpia.co.kr

식 알고리즘[8]과 같이 실시간 처리 속도는 다소 떨어지나 정확도가 높은 기법을 고려할 필요가 있다. 또한 고추 탄저병인 경우 실제 감염된 고추의 다양한 영상을 구하기 어려워 대신에 다양한 탄저병 감염 고추 모형 영상을 학습 및 테스트 영상으로 활용하였다. 따라서 정확한 성능 평가를 위해서는 실제 탄저병 감염 고추에 대한 다양한 영상을 확보하여 추가 실험을 진행할 필요가 있다. 이것들은 향후 상용 시스템 개발 시에 고려할 것이다.

4.2 음성명령 수행률 평가

본 시스템은 구글 클라우드 STT (Speech to text) API를 사용하여 음성명령을 텍스트로 변환한다. 변환된 텍스트의 의미를 파악하는 방식으로는 스코어 룰과 직접비교 (Direct comparison) 방식이 주로 사용된다. 스코어 룰 방식은 변환된 텍스트를 형태소로 나누어 점수를 부여하는 방식으로 의미를 파악하여 명령을 수행한다. 반면에 직접비교 방식은 변환된 텍스트가 해당 명령에 대해 미리 지정해둔 텍스트와 일치할 경우에만 명령을 수행한다. 이번 평가에서는 본 시스템에 스코어 룰 방식과 직접비교 방식을 각각 적용하여 음성명령의 수행 정확도를 평가하였다. 비교 대상 목록으로는 센서 데이터를 조회하는 음성명령, 탐색 로봇을 조종하는 음성명령, 급수펌프를 동작하는 음성명령 등을 선정하였다. 각 음성명령별 20가지의 세부 명령을 다섯 명의 화자가 발음하여 실험하였다. 실험은 각 음성명령 별로 100회 실험을 하여 총 300회 진행되었다.

[그림 9]는 본 시스템에 스코어 룰과 직접 대조 방식을 적용하여 획득한 음성명령 인식 정확도를 보인다. 이 그래프에서 알 수 있듯이 비교 대상의 모든 음성명령에 대해 스코어 룰 방식은 91% 이상의 인식 정확도를 달성하여 직접비교 방식보다 우수한 성능을 보였다. 그 이유는 다음과 같다. 세부 명령어가 길거나 발음이 부정확한 경우 혹은 음성명령에 주변 잡음이 섞이는 경우, 음성인식 기능을 통해 얻은 텍스트 데이터에 오탈자가 존재할 확률이 높았다. 오탈자 존재 시, 정해진 음성명령 입력과 정확히 일치할 때만 동작하는 직접비교 방식에서는 기능이 제대로 동작하지 않았다. 그러나 스코어 룰 방식에서는 핵심 키워드를 인식할 때에만 기능 점수를 부여하므로 오탈자가 존재하더라도 비교적 정확하게 기능이 실행되는 것을 확인할 수 있었다. 또한 스코어 룰 방식을 적용함으로써 텍스트 데이터의 형태소 분석을 통해 유동적으로 명령의 의미를 해석하여 시스템이 음성명령을 수행함

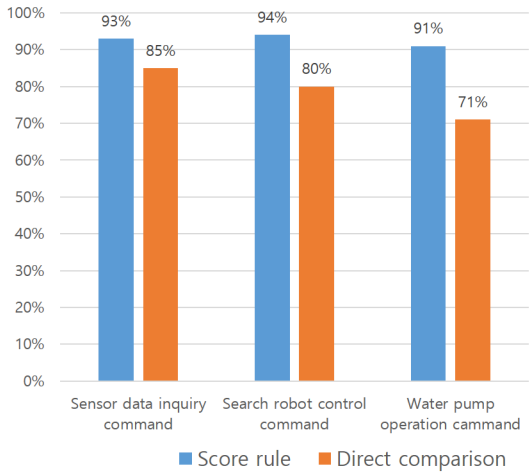


그림 9. 스코어 룰 방식과 직접비교 방식의 음성명령 인식 정확도 비교
Fig. 9. Comparison of voice command recognition accuracy between the score rule method and the direct comparison method.

을 보였다. 특히 빈번하게 오인식되는 말을 핵심 키워드로 룰에 포함하면 음성명령 수행률을 상승시킬 수 있음을 확인하였다.

4.3 탄저병 발생 위험도 평가

고추는 5월 초순에 모종하여 9, 10월에 수확하므로, 재배 시기인 6월에서 10월 사이의 기상 조건에 따른 탄저병 발생 위험도 추이를 평가한다. 고추 탄저병균은 28℃에서 가장 활발히 생장하고 온도가 높을수록 병변이 빠르게 퍼진다. 병반상의 분생자층은 상대습도가 70%를 넘어가면 급격히 형성되고 수분 지속시간이 길어질수록 병반 형성률도 증가하는 것으로 보고된다[23]. 또한 탄저병균은 빗물에 의해 전파되므로 여름철 잦은 강우와 태풍에 의해 많이 발생한다. 따라서 고추 탄저병은 장마기를 지나 8~9월 고온다습한 조건에서 급속히 증가하는 것으로 알려진다[24]. 반면에 맑고 건조한 날이 지속하는 기상 조건에서는 탄저 병반 형성률이 감소한다.

[그림 10]은 본 시스템의 맘다니형 퍼지 추론을 이용하여 기상 조건에 따른 탄저병 발생 위험도를 평가한 결과이다. 6월과 10월 사이의 기상 조건은 2017년도 기상청 자료를 참고하였다[25]. 이 그래프에서 보는 바와 같이 8, 9월에 탄저병 발생 위험도가 높게 측정되었다. 이것은 문헌에서 보고되는 발생 위험시기와 일치하여 이 추론 방식의 잠재성을 보인다. 향후 상용 시스템 개발 시에는 더욱 정확한 예측 성능 평가를 위해 장기간의 일간 혹은 주간 단위의 실제 기상 조건을

www.dbpia.co.kr

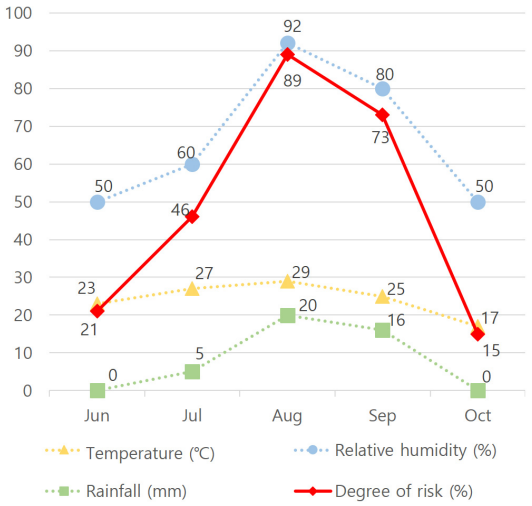


그림 10. 월간 기상 조건에 따른 탄저병 발생 위험도 평가
Fig. 10. Risk assessment of occurrence of anthracnose according to monthly weather conditions.

이용하여 발생 가능성을 예측하고 이에 상응하게 실제 고추 탄저병의 발생 여부를 확인하는 실험을 수행하고자 한다.

V. 결 론

본 논문에서는 유해동물과 고추 탄저병을 조기에 탐지하여 농작물 피해를 최소화할 수 있는 IoT 및 클라우드 시스템을 제안하고 구현하였다. 이 시스템의 유효성을 검증하기 위해 유해동물 및 고추 탄저병 인식률, 음성명령 수행률, 탄저병 발생 위험도 예측 등의 성능평가를 수행하였다. 평가 결과 제안한 시스템이 유해동물 및 고추 탄저병증을 90% 이상의 정확도로 인식할 수 있음을 확인하였다. 또한 음성명령 수행률 측면에서도 본 시스템에서 채용한 스코어 룰 방식이 일반적인 직접 대조 방식보다 우수한 음성명령 수행률을 보였다. 그리고 고추 탄저병 발생 위험도 예측을 위해 제안한 맘다니형 퍼지 추론 기법을 다양한 월간 기상 조건에 적용한 결과 제안한 추론 기법의 결과와 문헌에 보고되는 고추 탄저병 발생 위험시기가 일치함을 보였다. 따라서 제안한 발생 위험도 예측 기법을 이용하여 조기에 고추 탄저병균 활동시기를 예측하여 방제할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 제안한 시스템은 탐색 로봇과 성능 및 처리속도가 우수한 객체인식 알고리즘인 YOLO를 채용하여 기기 스스로 이동하면서 신속하게 탐지하고 탐지된 객체에 따라 적절한 조치를 취한다. 따라서 본 시스템이 장시간 동안 사람이 직접 해당과업을 수행하는 것에 비해 탐지 정확도는 향상하고 시간과 노동비용은 크게 절감할 수 있을 것으로 기대한다. 이러한 제안 시스템의 잠재성을 고려하여 이 시스템을 상용 시스템으로 확장하는 것은 향후 연구주제이다.

References

[1] J. H. Hwang, H. S. Chung, and H. Yeo, “Trends and prospects of agri-food IT convergence technology,” *Inf. & Commun. Mag.*, vol. 30, no. 10, pp. 53-60. Sep. 2013.

[2] J.-T. Kim and J.-S. Han, “Agricultural management innovation through the adoption of internet of things: Case of smart farm,” *J. Digital Convergence,* vol. 15, no. 3, pp. 65-75, Mar. 2017.

[3] Korea National Biological Resource Center, *Analysis and management monitoring of harmful wildlife*(2017), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://webbook.me.go.kr/DLi-File/099/011/5641364.pdf.

[4] Peasant newspaper, *Wildlife damage should occur. Farmers’ time limit*(2019), Retrived Feb. 23, 2019, from https://www.nongmin.com/plan/PLN/SRS/307018/view.

[5] Korea Rural Development Administration, *RDA Press Releases*(2015), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://rda.go.kr/fileDownLoadDw.do? boardId=farmprmninfo&dataNo=100000713927&sortNo=0.

[6] JEIL DECO, *JANI-125*(2019), Retrieved Mar. 18, 2019, from http://jeildeco.com/product/%EC%95%BC%EC%83%9D%EB%8F%99%EB%AC%BC%ED%87%B4%EC%B9%98%EA%B8%B0-jani-125/10/category/44/display/1/.

[7] S. Yun, W. Xianfeng, Z. Shanwen, and Z. Chuanlei, “PNN based crop disease recognition with leaf image feature and meteorological data,” *Int. J. Agricultural and Biological Eng.*, vol. 8, no. 4, pp. 60-68, Aug. 2015.

[8] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks,” in

www.dbpia.co.kr

Proc. NIPS 2015, pp. 1-9, Montreal, Canada, Dec. 2015.

[9] H. C. Yang, J. S. Lee, H, D, Lee, and H. S. Kim, "Automatic detection of paprika diseases/pests outbroken during the hydroponic cultivation in greenhouse using artificial intelligence," *J. Inst. Contr., Robotics and Syst.,* vol. 24, no. 11, pp. 1020-1024, Nov. 2018.

[10] R. Girshick, "Fast R-CNN," in *Proc. IEEE ICCV 2015*, pp. 1440-1448, Santiago, Chile, Dec. 2015.

[11] J. C. Redmon, *Darknet Neural Network Framework*(2015), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://pjreddie.com/.

[12] J. Redmo, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. CVPR 2016*, pp. 779-788, Las vegas, NV, May 2016.

[13] S. H. Kwon, "Fuzzy set, fuzzy measure and fuzzy integral," *J. Inst. Contr., Robotics and Syst.*, vol. 1, no. 3, pp. 39-51, Nov. 1995.

[14] Samsung Electronics, *ARTIK 053/053s Module Datasheet*(2018), Retrieved Feb. 28, 2019, from http://developer.artik.io/downloads/hw-datasheet-artik-053-pdf/download.

[15] TizenRT, *TizenRT Wiki*(2017), Retrieved Feb. 23, 2019, from https://wiki.tizen.org/Tizen_RT.

[16] J. H. Chung and T. H. Cho, "A method to improve energy efficiency for IoT using SSL/TLS on wireless network," *J. Korea Inst. Inf. Secur. & Cryptology*, vol. 26, no. 3, pp. 661-666, Jun. 2016.

[17] Samsung Electronics, *ARTIK 710/710s Datasheet*(2018), Retrieved Feb. 28, 2019, from http://developer.artik.io/downloads/artik-710-datasheet/download.

[18] Saltlux, *ADAMs.ai OPEN API service configuration*(2018), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://adams.ai/apiList.

[19] Samsung Electronics, *ARTIK Cloud*(2018), Retrieved Feb. 23, 2019, from https://artik.cloud.

[20] Google, *Google Cloud Speech-to-Text* (2018), Retrieved Feb. 23, 2019, from https://cloud.google.com/speech-to-text/?hl=ko.

[21] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: Better, faster, stronger," in *Proc. IEEE CVPR 2017*, pp. 7263-7271, Honolulu, HI, Jul. 2017.

[22] C. H. Kim and K, S. Park, "A predictive model of disease progression of red-pepper anthracnose," *Korean J. Plant Pathology*, vol. 4, no. 4, pp. 325-331, Dec. 1988.

[23] K. S. Park and C. H. Kim, "Effect of temperature, relative humidity, and free water period on lesion development and acervulus formation of colletotrichum gloeosporioides on red pepper," *Korean J. Plant Pathology*, vol. 10, no. 1, pp. 34-68, Mar. 1994.

[24] Korea Rural Development Administration, *Prevention and Control of Major Pests*(2017), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://www.nongsaro.go.kr/portal/ps/psv/psvr/psvre/curationDtl.ps?menuId=PS03352&srchCurationNo=1185.

[25] Korea Meteorological Administration(KMA), *Weather observation data*(2017), Retrieved Feb. 23, 2019, from http://www.weather.go.kr/weather/climate/past_cal.jsp.

김 재 영 (Jae-young Kim)

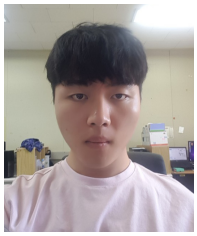
2012년 3월~현재 : 선문대학교 기계ICT융합공학부 정보통신공학과 학사과정

<관심분야> 임베디드 시스템, 사물인터넷, 딥러닝

[ORCID:0000-0002-7855-4068]

www.dbpia.co.kr

이 수 영 (Soo-young Lee)

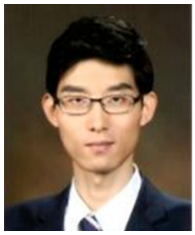


2012년 3월~현재 : 선문대학교 기계ICT융합공학부 정보통신공학과 학사과정

<관심분야> 딥러닝, 강화학습, 사물인터넷

[ORCID:0000-0003-4283-0208]

조 세 형 (Se-hyoung Cho)



2016년 2월 : KAIST 로봇공학 학제전공 (공학박사)

2016년 3월~2017년 2월 : KAIST 정보전자연구소 연구원

2017년 3월~현재 : 선문대학교 기계ICT융합공학부 교수

<관심분야> 로봇공학, 인공지능, 임베디드 시스템

[ORCID:0000-0002-8525-2615]

신 창 용 (Changyong Shin)

2006년 12월 : Univ. of Texas at Austin 전기 및 컴퓨터공학과 (공학박사)

2007년 4월~2013년 10월 : 삼성종합기술원 Future IT 연구소 전문연구원

2013년 11월~2014년 2월 : 삼성전자 Digital Media & Communications (DMC) 연구소 수석연구원

2014년 3월~현재 : 선문대학교 기계ICT융합공학부 교수

<관심분야> 무선통신, 사물인터넷, 인공지능

[ORCID:0000-0001-6216-7138]

www.dbpia.co.kr