

# 작물 생산률 향상을 위한 성장 환경 변화 탐지 CCMS(Crop Classification Management System)

최호길\* 이병관\*\* 손수락\*\* 안희학\*\*\*

## CCMS (Crop Classification Management System) Detecting Growth Environment Changes to Improve Crop Production Rate

Hokil Choi\* Byungkwan Lee\*\* Surak Son\*\* Heuihak Ahn\*\*\*

**요약** 본 논문에서는 작물의 생산 비율 향상을 위하여 성장 환경 변화를 탐지하는 CCMS(Crop Classification Management System)를 제안한다. CCMS는 첫째, CNN을 이용하여 이미지를 통해 작물의 종류를 구분하는 Crop Classification Module(CCM)과 둘째, 농장의 누적 데이터를 비교하여 농작물의 이상을 탐지하는 FADM(Farm Anomaly Detection Module)로 구성된다. CCMS의 CCM은 잎 이미지를 통하여 현재 농장에서 재배되는 작물을 인식하고 FADM에 전송하고, FADM은 해당 작물을 재배하는 농장의 과거부터 현재까지 기상데이터를 선택하여 그것을 넬슨 규칙에 적용한다. FADM은 넬슨 규칙을 통하여 이상이 발생한 기상데이터를 찾아내고, IoT 디바이스를 통하여 농장의 환경을 조절한다. CCMS의 성능분석 결과 CCMS의 CCM은 약 90%의 작물 분류 정확도를 갖고, FADM은 예측 수확량을 최대 약 30%가량 향상시키는 것으로 나타났다. 즉, CCMS를 통해 농장을 관리하는 것이 스마트 팜의 수확량 증가에 도움을 줄 수 있다.

**Abstract** In this paper, we propose the Crop Classification Management System (CCMS) that detects changes in growth environment to improve crop production rate. The CCMS consists of two modules. First, the Crop Classification Module (CCM) classifies crops through CNN. Second, the Farm Anomaly Detection Module (FADM) detects abnormal crops by comparing accumulated data of farms. The CCM recognizes crops currently grown on farms and sends them to the FADM, and the FADM picks up the weather data from the past to the present day of the farm growing the crops and applies them to the Nelson rules. The FADM uses the Nelson rules to find out weather data that has occurred and adjust farm conditions through IoT devices. The performance analysis of CCMS showed that the CCM had a crop classification accuracy of about 90%, and the FADM improved the estimated yield by up to about 30%. In other words, managing farms through the CCMS can help increase the yield of smart farms.

**Key Words** : Agricultural, Analysis System, Artificial Intelligence System, CNN, Smart Farm, Nelson Rules

### 1. 서론

최근 4차 산업혁명과 함께 농장의 자동화에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다. 이러한 농장의 자동화에 가

장 많은 연구가 되는 분야 가운데 하나가 스마트 팜이다. 스마트 팜(Smart Farm)은 관찰, 처방, 작업, 결과 분석 4단계로 ICT 기술을 사용한다. 스마트 팜 산업이 이전부터 농업에 사용되었지만 활발하게 사용된 기간은

\*Computer Engineering of Graduate School, Catholic Kwandong University

\*\*Department of Software, Catholic Kwandong University

\*\*Computer Engineering of Graduate School, Catholic Kwandong University

\*\*\*Corresponding Author : Department of Software, Catholic Kwandong University (hhahn@cku.ac.kr)

Received March 25, 2020

Revised April 17, 2020

Accepted April 19, 2020

얼마 되지 않는다. 농작물의 생육 환경을 빠르게 개선하기 위해서는 실시간적인 작물, 환경이 분석되고 개선 방법을 제시해야 한다. 그리고 작물의 관리와 작물의 수확량을 예측하여 효과적인 스마트 팜의 개선이 필요하다. 그러므로 본 논문에서는 현재 농장에서 재배되고 있는 작물이 무엇인지 구분하고, 스마트 팜의 수확량 증가 및 관리의 용이성을 향상시키고자 재배 중인 식물의 생산 비율에 대한 특별한 원인 변화를 줄이는 CCMS(Crop Classification Management System)를 제안한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 스마트 팜 플랫폼

기존 철제 지주대를 사용하는 비닐하우스를 대신해 공기의 압력을 이용한 스마트 에어 하우스의 제어를 위한 압력 유지 송풍기, 압력 센서를 이용한 제어시스템과 온·습도, 조도 및 일사량, 양수 장치 등 생육환경 조절을 위한 IoT 플랫폼 기법을 사용하였다[1]. Telebit에서 제안한 중고 스마트폰 기반 스마트팜 구축 시스템은 농작물 재배시설 내의 무선센스로 온도, 습도, 화재, 정전 등을 측정 분석하며, 분석결과에 따라 제어장치를 구동하여 재배시설 내의 모든 조건을 적절한 상태로 유지할 수 있다[2]. 그러나 해당 시스템은 중고 스마트폰 기반 모니터링 시스템이기 때문에, 모니터링 이후 대처가 자동화되지 않는다. 투비 시스템은 농작물의 생육상태를 분석하고, 실시간으로 모니터링하여 병해충을 예방하는 생육환경 농작물 통합 관리 시스템을 제안하였다[3]. 스마트 팜의 기초 모델을 제시했다[4]. 해당 연구에서는 실제로 농작물의 수요를 예측하는 방법, 통계정보의 상세한 설명 없이 기초적인 네트워크의 구성만을 제안하고 있다. 시간과 공간의 제약 없이 작물의 생육환경을 관측하고 자동 및 원격으로 제어할 수 있는 스마트팜 플랫폼을 설계 및 구현하였다[5]. 국립농업과학원에서는 식품원료로 등록되고 건강 기능성 효능이 널리 알려지면서 생산과 수요가 점차 증가하고 있는 흰점박이 꽃무지 유충의 사육환경 제어를 위한 식용곤충 스마트팜 공조시스템을 설계하여 제안했다[6]. 애그로닉스에서는 수경 인삼 식물공장의 사례를 통하여 ICT 기반의 스마트 팜 팩토리 시스

템에 대한 연구를 진행했다. 스마트 팜 팩토리는 기존의 식물공장의 개념을 확장한 것으로 일부 환경정보를 수집하여 시설물을 제어할 수 있는 기존의 식물공장 수준을 뛰어넘어 식물 생육을 위한 정보의 수집과 시설의 운영 및 관리의 자동화가 가능하며, 수집된 정보를 이용하여 최적의 작물 생육을 위한 정보 분석과 이의 적용이 가능한 전사적인 식물공장 관리시스템이다[7]. 가톨릭관동대학교 의료공학과는 작물의 근권 환경부의 생장 환경 데이터를 무선으로 수집하고 수집한 데이터를 스마트폰으로 모니터링할 수 있는 스마트팜 융합서비스 시스템의 개발을 제안했다[8]. 전남대학교의 측정된 빅데이터를 활용한 농작물의 통계적 최적 생육환경설정 모형은 스마트팜에서 의사 결정하는데 도움이 될 것으로 본다. 본 연구에서는 스마트팜 토마토 농가에서 실제로 수집된 자료를 이용하여 수확량과 환경변수의 연관성을 알아보고 이것을 토대로 수확량을 예측하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다[9].

### 2.2 스마트 팜을 위한 농업 시스템

무주행 농기계용 임베디드 통합 제어시스템은 ARM의 32-bit Cortex M4 CPU를 사용한 통합제어보드를 직접 제작하여 기존의 기계식 농기계를 전장화했다. 무인으로 주행하는 농기계용 통합제어시스템은 CAN, RS232, SPI 통신을 지원하고 범퍼의 전자접촉 센서와 초음파 센서, 약액 수위센서 등 여러 가지 센서들이 연결되어 데이터를 수집한다[10]. 경운기나 트랙터 위에 장착할 수 있는 신경회로망을 이용한 농기계 스마트 안전등화 장치를 제안했다[11].

## 3. CCMS(Crop Classification Management System)

본 논문에서는 현재 농장에서 재배되고 있는 작물이 무엇인지 구분하고, 재배 중인 식물의 생산 비율에 대한 특별한 원인 변화를 줄이는 CCMS(Crop Classification Management System)를 제안한다. CCMS는 CNN을 이용하여 이미지를 통해 작물의 종류를 구분하는 CCM(Crop Classification Module)과 농장의 누적 데이터를 비교하여 농작물의 이상을 탐지하

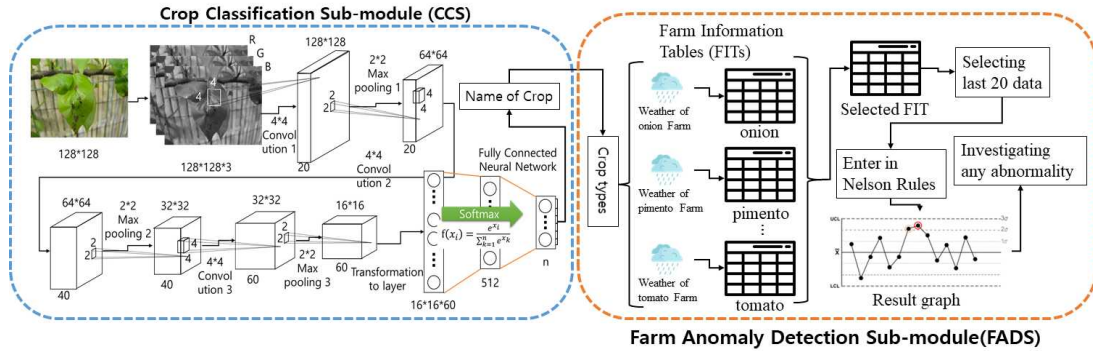


그림 1. CCMS의 전체적인 구성  
Fig. 1. An overall composition of the CCMS

는 FADM(Farm Anomaly Detection Module)으로 구성된다. 그림 1은 CCMS의 전체적인 구성을 나타낸다.

### 3.2.1 CCM(Crop Classification Module)

CCM(Crop Classification Module)은 작물의 이미지를 입력받아 현재 농장에서 재배중인 작물의 종류를 판단한다. CCM을 위한 학습 데이터는 여러 다른 위치의 농장으로부터 촬영한 이미지를 사용한다. 이 이미지들은 128x128 크기로 잘리고 작물별로 라벨링된다. CCM의 입력은 128\*128 이미지를 3개의 채널(R, G, B)로 나눈 128\*128\*3의 이미지이다. CCM의 출력 노드의 수는 CCM에서 구분할 수 있는 작물의 수이다. CCM의 출력은 0~1 사이의 값이며, 출력 노드 중 가장 확률 값이 높은 노드에 해당하는 작물명을 출력한다. CCM은 세 번의 Convolution 과정과 sub-sampling 과정, 그리고 2개의 레이어를 사용하는 Fully Connected 신경망 연산을 사용하여 CNN을 생성한다. Convolution 과정에는 n\*n의 정방 행렬을 이용하여 이미지를 스캔하는 Filter와 Filter의 이동 단위인 Stride가 사용된다. CCM은 4\*4의 Filter를 사용한다. Filter의 개수는 첫 번째 연산에서는 20개, 두 번째 연산에서는 40개, 3번째 연산에서는 60개를 사용한다. 세 번의 Convolution 과정에서 Stride는 모두 1을 사용한다. Convolution은 이미지와 Filter 사이에 ReLU함수를 사용하여 Convolutional Feature map을 계산한다. CCM은 세 번의 Convolution 과정과 sub-sampling 과정이 종료된 16\*16\*60의 Convolutional Feature map을 배열로

바꾸고, Fully Connected 신경망을 사용해 종류를 구분할 수 있는 작물의 수와 같은 크기의 배열을 생성한다. Fully Connected 신경망의 계산은 기존의 Multi-Layer Neural Network의 계산 방식과 같다. CCM은 작물 목록 중 Softmax값이 가장 높은 노드의 결과를 사용자에게 전달한다.

### 3.2.2 FADM(Farm Anomaly Detection Module)

FADM(Farm Anomaly Detection Module)은 벨슨 규칙을 사용하여 CCM에서 판단된 작물 농장에 이상이 없는지 진단한다. FADM은 벨슨 규칙을 스마트 팜에 적용하여 재배 중인 식물의 생산 비율에 대한 특별한 원인 변화를 줄이고, 전체 농장의 활동기간 동안 평균 생산율을 증가시킨다.

벨슨 규칙은 과학적인 데이터를 근거로 문제를 직시하고 해석하며 해결책이나 향상 방안을 찾아내는 SPC(Statistical Process Control) 방법에 사용되는데, 이는 FADM이 정확한 데이터를 근거로 농장의 상태를 판단할 수 있게 한다.

FADM은 벨슨 규칙에 따라 자동으로 농업 시스템을 감시하고, 이상이 발생한다면 경보를 생성한다. 표 1은 벨슨 규칙의 기준인 8가지 규칙을, 그림 2는 표 1의 패턴을 그래프로 나타낸다. 표 1에서 Zone A는 정확한 정상 수치에서 ±σ만큼의 범위를, Zone B는 ±2σ만큼의 범위를, Zone C는 ±3σ만큼의 범위를 의미한다. 그림 2에서 검정색 점은 단위 시간마다 측정된 생

산 공정의 결과를 의미한다. 넬슨 규칙은 이를 관측치라 명하고, 그림 2의 빨강색 점들은 생산 공정에 이상이 발생했음을 의미한다. FADM은 넬슨 규칙을 스마트 팜에 적용하기 위하여 스마트 팜에서 수집된 기상 정보를 0~1사이로 정규화하고, 이것들의 평균을 이용하여 넬슨 규칙을 위배하는 환경이 있는지 검사한다.

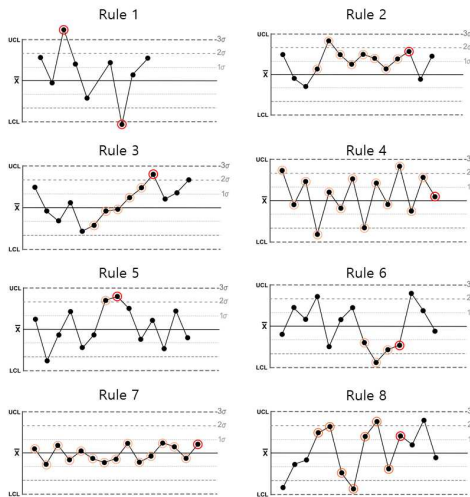


그림 2. 넬슨 규칙이 적용된 그래프  
Fig. 2. Graphs with Nelson rule applied

표1. 넬슨 규칙의 8가지 규칙  
Table 1. The 8 rules of the Nelson rule

Rule	Rule Name	Pattern
1	Beyond Limits	One or more points beyond the control limits
2	Zone A	2 out of 3 consecutive points in Zone A or beyond
3	Zone B	4 out of 5 consecutive points in Zone B or beyond
4	Zone C	7 or more consecutive points on one side of the average (in Zone C or beyond)
5	Trend	7 consecutive points trending up or trending down
6	Mixture	8 consecutive points with no points in Zone C
7	Stratification	15 consecutive points in Zone C
8	Over-control	14 consecutive points alternating up and down

FADM은 넬슨 규칙의 입력으로 스마트 팜의 기상 정보를 사용하기 때문에, 현재 스마트 팜에서 재배하고 있는 작물이 무엇인지 CCM에게 전달받고, 해당 작물의 과거 정보를 사용하여 넬슨 규칙에 대입한다. 따라서 FADM은 농장(작물)별로 기상데이터를 따로 저장하는 FIT(Farm Information Table)들을 생성하여 관리해야 한다. FADM은 기상데이터를 0~1로 정규화한 다음 그것들을 각각 넬슨 규칙에 대입하여 농장에 문제가 있는지 진단한다. 그러나 넬슨 규칙은 규칙 8개를 전부 적용하면 불필요한 오류를 검사하는 경우가 많이 발생한다. 따라서 FADM은 규칙 5, 6, 7번을 제외하고 규칙 1, 2, 3, 4, 8번만을 사용하여 기상데이터의 오류를 검출한다.

기존 넬슨 규칙은 불량, 정상을 확실하게 가려낼 수 있는 생산 제품에 적용되기 때문에, FADM은 넬슨 규칙을 적용하기 위하여 작물별 최적의 기상데이터를 저장하여 넬슨 규칙의 기준인  $\sigma$ 로 설정한다. FADM이 농장으로부터 농장이 재배 중인 작물의 이름과 농장의 기상데이터를 전달받으면, FADM은 CCM으로부터 전달받은 작물의 FIT에서 최근 20개의 기상데이터를 불러온다. 다음으로 FADM은 20개의 기상데이터를  $\sigma$ 와 비교하여 넬슨 규칙에 해당하는 기상데이터가 있는지 검사한다. FADM은 기존 넬슨 규칙과 같이  $3\sigma$ 를 기준으로 기상데이터에서 나타나는 오류를 검출하고, 오류가 검출된 데이터는 온실 장비를 사용하여 수정한다. 다음은 넬슨 규칙 1, 2, 3, 4, 8번에 적용되는 알고리즘이다. 모든 규칙에서 mean original. mean()으로, sigma는 original.std()로 설정된다.

```

Algorithm 1. nelson rule 1
function rule1(original, mean, sigma):
    copy_original = original
    ulim = mean + (sigma * 3)
    llim = mean - (sigma * 3)
    results = []
    for i in range(len(copy_original)):
        if copy_original[i] < llim:
            results.append(True)
        elif copy_original[i] > ulim:
            results.append(True)
        else:
            results.append(False)
    return results
    
```

규칙 1번은 20개의 데이터 중  $\pm 3\sigma$ 를 벗어나는 심각한 데이터가 있는지 검사하고, 만약 있다면 오류로 판정한다. 이때 FADM는 온실을 관리하는 디바이스의 안정화 오류로 판단한다.

```

Algorithm 2. nelson rule 2
function rule2(original, mean, sigma):
    copy_original = original
    segment_len = 9
    side_of_mean = []
    for i in range(len(copy_original)):
        if copy_original[i] > mean:
            side_of_mean.append(1)
        else: side_of_mean.append(-1)
    chunks = _sliding_chunker
        (side_of_mean, segment_len, 1)
    results = []
    for i in range(len(chunks)):
        if chunks[i].sum()==segment_len
        or chunks[i].sum()==(-1*segment_len):
            results.append(True)
        else: results.append(False)
    return results

```

규칙 2번은 20개의 데이터 중 대부분이  $3\sigma$  사이에서 + 혹은 - 방향에서만 검출될 때 오류로 판정한다. 이때 FADM은 온실을 관리하는 디바이스의 설정에 문

```

Algorithm 3. nelson rule 3
function rule3(original, mean, sigma):
    segment_len = 6
    copy_original = original
    chunks = _sliding_chunker
        (copy_original, segment_len, 1)
    results = []
    for i in range(len(chunks)):
        chunk = []
        if chunks[i][0] < chunks[i][1]:
            for d in range(len(chunks[i])-1):
                if chunks[i][d] < chunks[i][d+1]:
                    chunk.append(1)
            else:for d in range(len(chunks[i])-1):
                if chunks[i][d]>chunks[i][d+1]:
                    chunk.append(1)
            if sum(chunk) == segment_len-1:
                results.append(True)
            else: results.append(False)
    return results

```

제가 있다고 판단한다.

규칙 3번은 20개의 데이터가 중 연속으로 6 개 이

```

Algorithm 4. nelson rule 4
function rule4(original, mean, sigma):
    segment_len = 14
    copy_original = original
    chunks = _sliding_chunker
        (copy_original, segment_len, 1)
    results = []
    for i in range(len(chunks)):
        current_state = 0
        for d in range(len(chunks[i])-1):
            if chunks[i][d] < chunks[i][d+1]:
                direction = -1
            else: direction = 1
            if current_state != direction:
                current_state = direction
                result = True
            else: result = False
                break
            results.append(result)
    return results

```

상의 포인트가 지속적으로 증가 또는 감소할 때 오류라고 판단한다. FADM은 온실을 관리하는 디바이스 센서 고장으로 불필요한 작동이 발생한다고 판단한다. 규칙 4번은 14개 이상의 포인트가 방향을 번갈아 가면서 증가하고 감소할 때 오류라고 판단한다. FADM은

```

Algorithm 5. nelson rule 8
function rule8(original, mean, sigma):
    segment_len = 8
    copy_original = original
    chunks = _sliding_chunker
        (copy_original, segment_len, 1)
    results = []
    for i in range(len(chunks)):
        if all(i < (mean-sigma) or i >
            (mean + sigma) for i in chunks[i])
            and any(i<(mean-sigma)
            for i in chunks[i])
            and any(i>(mean+ sigma)
            for i in chunks[i]):
                results.append(True)
            else: results.append(False)
    return results

```

온실의 상태를 체크하는 센서에 고장이 발생하여 극단적인 상태변화가 측정된다고 판단한다.

규칙 8번은 20개의 데이터 중 연속된 8개 이상의 데이터가  $\pm\sigma$  범위를 전부 벗어나는 경우 오류라고 판단한다. FADM은 현재 온실에 심각한 이상이 발생한다고 판단하고 온실의 디바이스를 모두 점검해야 한다고 판단한다.

#### 4. 성능분석

본 논문은 CCMS의 유효성을 판단하기 위하여 가상환경의 기상데이터를 사용하여 CCM과 FADM에 대한 실험을 진행한다. CCM의 경우 다른 딥러닝 모델을 사용하여 농작물을 인식했을 때의 정확도가 비교되었으며, FADM의 경우 표 2는 실험에 사용된 가상환경을 구성한 PC의 사양을 나타낸다.

표 2. 가상환경 사양  
Table 2. Virtual environment specification

Part Name	specification
CPU	Intel i5-7500 3.40Ghz
RAM	8GB
GPU	GTX 1050
SSD	125GB

##### 4.1 CCM의 정확도 검증

본 논문은 CCM의 정확도를 검증하기 위하여 일반 MLP와 GAN을 사용하여 동일한 입출력을 가진 딥러닝 모델을 설계하고 농작물을 인식하는 것에 대한 정확도를 비교한다. 그림 3은 작물 개수 별 각 딥러닝 모델들의 정확도를 나타낸다.

각 딥러닝 모델들은 1개의 작물부터 50개까지 서로 다른 잎 이미지를 입력받고 그 잎이 어떤 식물의 잎인지 출력했다. 실험결과, MLP가 작물을 인식할 때 평균 정확도는 85.29%, GAN의 평균 정확도는 88.72%, CCM의 평균 정확도는 96.38%로 측정되었다. CCM은 MLP보다 약 11%, GAN보다 약 8% 높은 정확도를 나타내었다. 또한, 작물의 수가 많아지면 많아질수록 CCM의 정확도는 안정적으로 90% 중반을 유지하지만, MLP의 정확도는 70% 밑으로, GAN의 정확도는 80% 초반으로 감소하였다. 따라서 CCM은 한 번에 여

러 작물을 학습하고 학습된 CCM 모델을 여러 농장에 보편적으로 적용할 수 있으므로, CCM이 스마트 팜의 농작물을 인식하는데 가장 적합하다.

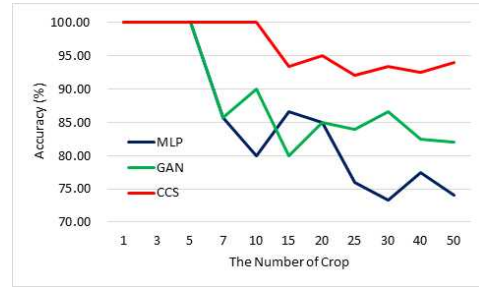


그림 3. 작물 수에 따른 딥러닝 모델의 정확도  
Fig. 3. Accuracy of deep learning models according to the number of crops

##### 4.2 FADM의 유효성 검증

본 논문은 FADM의 유효성을 검증하기 위하여 FADM을 적용했을 경우 수확량과 FADM을 적용하지 않았을 경우의 수확량을 비교한다. 그러나 FADM은 가상환경에서 동작하기 때문에, 수확량은 수확량 예측 플랫폼[11]을 사용하여 예측된 수확량을 사용한다. FADM의 유효성을 검증하기 위하여 여러 가지 유형의 작물을 실험에 사용한다. 나무에서 자라는 과일인 사과, 뿌리식물인 감자, 양파, 덩굴 식물인 토마토, 엽채류인 배추의 수확량이 예측되었다. 그림 4는 작물별 수확량을 예측한 그래프를 나타낸다.

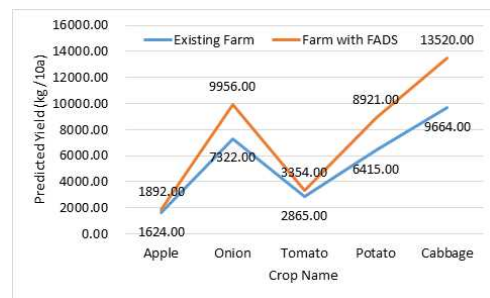


그림 4. 작물별 예측 수확량  
Fig. 4. A Predicted yield by crop

실험결과, FADM을 적용한 농장의 예측 수확량은

사과가 14.16%, 양파가 14.58%, 양파가 26.46%, 감자가 28.09%, 배추가 28.52% 더 높게 측정되었다. 특히 뿌리식물인 감자와 양파는 FADM을 적용했을 때 약 30% 정도 생산량 증가가 예측되었다. 따라서 FADM을 통하여 농장을 관리하는 것이 스마트 팜의 수확량 증가에 도움이 될 것이다.

## 5. 결론

본 논문에서는 CNN을 이용하여 이미지를 통해 작물의 종류를 구분하는 CCM(Crop Classification Module)과 농장의 누적 데이터를 비교하여 농작물의 이상을 탐지하는 FADM(Farm Anomaly Detection Module)을 이용하여 현재 농장에서 재배되고 있는 작물이 무엇인지 구분하고, 재배 중인 식물의 생산 비율에 대한 특별한 원인 변화를 줄이는 CCMS(Crop Classification Management System)를 제안하였다. 제안하는 CCMS의 기대 효과는 다음과 같다. 첫째, CCM 모델을 여러 농장에 보편적으로 적용할 수 있으므로, CCM이 스마트 팜의 농작물을 인식할 수 있다. 둘째, 실험 결과 CCM은 MLP보다 약 11%, GAN보다 약 8% 높은 정확도를 갖기 때문에 보다 정확한 농작물 분류가 가능하다. 셋째, 실험 결과 FADM을 통하여 농장을 관리하면, 스마트 팜의 수확량을 최대 약 30%가량 증가시킬 수 있다.

## REFERENCES

- [1] Yoon Su Park, Jeong Min Seo, Kim Gyoung Ba, "Air House Smart Farm Growth Environment Control System based on IoT and Big Data," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 358-359, 2017.
- [2] Sung-Gab Kwon, Shin-Chul Kang, Han-Ho Tack, "Implimentation of Smart Farm System Using the Used Smart Phone," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 22, No. 11, pp. 1524-1530, 2018
- [3] Min-Sik Ghil, Dong-Kurl Kwak, Shin-Hyeong Choi, Jong-Keun Shin, "A Study on the Architecture Design of Smart Farm System based on Technology," Power Electronics Conference, pp. 543-545, 2019.
- [4] Kim Tae Sung, Park Dae Seo, Kim Hwa Jong, "Study of smart farm model using Big Data," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 1408-1409, 2018.
- [5] JungHoon Kim, EunSol Lee, DongCheol Choi, MinSeok Kim, SungJin Kim, NakJin Choi, NakJin Choi, JunDong Lee, "Design and Implementation of Automatic Control Smartfarm Platform using IOT Technology," Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference, Vol. 28, No. 1, pp. 71-72, 2020
- [6] Si-Young Rho, Jin-Ho Won, Jae-Su Lee, Jeong-Hyun Baek, Hyun-Dong Lee, Kang-Su Kwak, "Development of the Insect Smart Farm System for Controlling the Environment of *Protaetia brevitarsis seoulensis*", Journal of the Korea Society of Computer and Information, Vol. 24, No. 12, pp. 135-141, 2019
- [7] Sung-Il Hwang, Jong-Moon Joo, Seong-Yong Joo, "ICT-Based Smart Farm Factory Systems through the Case of Hydroponic Ginseng Plant Factory", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol. 40, No. 4, pp. 780-790, 2015.
- [8] Jin-Hyoung Jeong, Chang-Mok Lim, Jae-Hyun Jo, Ju-hee Kim, Su-Hwan Kim, Ki-Young Lee, Sang-Sik Lee, "A Study on the Monitoring System of Growing Environment Department for Smart Farm", Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, Vol. 12, No. 3, pp. 290-298, 2019.
- [9] Myung Hwan Na, Yuha Park, Wan Hyun Cho, "A study on optimal environmental factors of tomato using smart farm data", Journal of the Korean Data And Information Science Society, Vol. 28, No. 6, 1427-1435, 2017
- [10] SuKyung Park, Taeho Lee, MinChul Kim, Ji-young Jeon, Gang-min Choi, In-Soo Lee, "Implementation of Smart Safety Lighting System for Agricultural Machinery Using Neural Network," Proceedings of KIIT Conference, pp. 346-348, 2018.
- [11] Hyun-sik Ham, Dae-han Kim, Dong-Hyun Kim,



Hyun-chong Cho, "A Study of Disease Detection from Images of the Tomato Plant Leaves for Smart Farm," INFORMATION AND CONTROL SYMPOSIUM, pp. 78-79, 2019.

저자약력

최 호 길(Hokil Choi)

[정회원]



- 1977년 2월 : 한국항공대학 항공관리학과(이학사)
- 1988년 1월 : 연세대학교 산업대학원 컴퓨터공학과 전자계산 전공(공학석사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 가톨릭관동대학교 일반대학원 컴퓨터공학과 박사과정
- 1980년 6월 : KCC 정보통신(주) 근무
- 1999년 12월 : (주)강원랜드 정보전략실장
- 2018년 3월 ~ 현재 : 세인테크(주) 대표이사

<관심분야> IoT기반 스마트 팜, 스마트 공장, 스마트 시티, S/W 공학, S/W 개발

이 병 권(Byungkwan Lee)

[정회원]



- 1979년 2월 : 부산대학교 기계설계학과(공학사)
- 1986년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과(이학석사)
- 1990년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과(공학박사)
- 1988년 3월 ~ 현재 : 가톨릭관동대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야> 네트워크보안, 빅데이터, 데이터마이닝, 사물인터넷

손 수 립(Surak Son)

[정회원]



- 2018년 2월 : 가톨릭관동대학교 컴퓨터학과(공학사)
- 2019년 8월 : 가톨릭관동대학교 컴퓨터학과(공학석사)
- 2019년 8월 ~ 현재 : 가톨릭관동대학교 컴퓨터학과(공학박사 재학)

<관심분야> 빅데이터, 네트워크, 프로그래밍 언어

안 희 학(Heuihak Ahn)

[정회원]



- 1981년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과(공학사)
- 1983년 2월 : 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)
- 1994년 8월 : 숭실대학교 전자계산학과(공학박사)
- 1984년 4월 ~ 현재 : 가톨릭관동대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야> 시스템소프트웨어, 프로그래밍 언어, IoT, 컴퓨터보안