

# 지능형 농업 서비스를 위한 미기상기반 스마트팜 예측 플랫폼 개발<sup>+</sup>

## (Development of Microclimate-based Smart farm Predictive Platform for Intelligent Agricultural Services)

문 애 경<sup>1)</sup>, 이 은 령<sup>2)\*</sup>, 김 승 한<sup>3)</sup>

(Aekyung Moon, Eunryung Lee, and Seunghan Kim)

**요 약** 최근 다양한 애플리케이션 도메인을 위한 IoT 솔루션이 개발되고 있으며, 농업분야에서도 IoT 기술을 적용하여 농작물 생산량은 늘리는 반면에 손실은 줄임으로써 농업 생산성을 향상시키기 위한 데이터기반 정밀농업 연구가 진행되고 있다. 이에 본 논문은 미기상 데이터를 수집하여 서리 및 병해충 등 농업예측서비스를 제공하기 위한 스마트팜 플랫폼을 제안하고자 한다. 제안된 플랫폼에서는 실시간으로 수집한 미기상 데이터를 기반으로 서리 및 병해충을 예측하여, 농민들에게 서리 가능성과 병해충 예보 서비스를 제공한다. 실험을 통해 확인한 결과, 미기상기반 예측 플랫폼은 지역기상기반 데이터를 이용한 서리예측보다 더 높은 정밀도(Precision)값을 보임을 알 수 있었다. 정확한 실험을 위하여 시스템 설치 현장에서 실제 관측한 병해충 예찰 데이터를 수집 중에 있다. 본 플랫폼을 활용하여 서리와 병해충 발생 예측정보를 사전에 효과적으로 제공함으로써, 농민들이 작물 피해 및 불필요한 농약 사용을 줄일 수 있도록 하는 정밀농업 서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

**핵심주제어:** 미기상, 서리, 병해충 예측, 농업ICT, 스마트팜

**Abstract** The emerging smart world based on IoT requires deployment of a large number of diverse sensors to generate data pertaining to different applications. Recent years have witnessed a plethora of IoT solutions beneficial to various application domains, IoT techniques also help boost agricultural productivity by increasing crop yields and reducing losses. This paper presents a predictive IoT smart farm platform for forecast services. We built an online agricultural forecasting service that collects microclimate data from weather stations in real-time. To demonstrate effectiveness of our proposed system, we designed a frost and pest forecasting modes on the microclimate data collected from weather stations, notifies the possibilities of frost, and sends pest forecast messages to farmers using push services so that they can protect crops against damages. It is expected to provide effectively that more precise climate forecasts thus could potentially precision agricultural services to reduce crop damages and unnecessary costs, such as the use of non-essential pesticides.

**Keywords:** Microclimate, frost and pest forecast, Agriculture ICT, Smart farm

\* Corresponding Author: blue4dia@etri.re.kr

+ 본 연구는 한국전자통신연구원 연구운영지원사업의 일환으로 수행되었음.[20ZD1110, 대경권 지역산업 기반 ICT융합기술 고도화 지원사업

Manuscript received July 27, 2020 / revised January 01,

2021 / accepted January 27, 2021

1) 한국전자통신연구원 지역산업IT융합연구실, 제1저자

2) 한국전자통신연구원 의료IT융합연구실, 제2저자, 교신저자

3) 경상북도농업기술원 풍기인삼연구소 농업연구사, 제3저자

### 1. 서론

IoT 데이터 기반 스마트 농업은 생산성을 향상시킬 뿐 아니라 살충제와 비료 사용을 최적화 하여 불필요한 비용을 줄여준다(Ludena and Ahrary, 2013; Bendre et al., 2016). Y. Jeon(2020)는 우량 종자 확보를 위한 생육환경 모니터링 및 종자 객체 검출 연구를 진행하였다. Almarshadi and Ismail(2011)는 건조한 기후에서도 토양수분 센서를 사용하고 관수 방법을 개선하여 생산성을 45%까지 높일 수 있다는 결과를 보여준다. 워싱턴 주립대에서는 1988년부터 자동 농업 기상관측 네트워크 AgWeatherNet(<http://weather.wsu.edu>)를 운영 중에 있으며, 이 네트워크를 통해 177개의 기상 스테이션으로부터 기온, 상대 습도, 토양 온도, 강우, 풍속, 풍향 등의 미기상 데이터를 수집하여 데이터 공개 및 농업에 활용하기 위한 서비스를 제공하고 있다.

최근 다양한 분야에서 데이터를 이용한 예측 모델 연구가 진행중이다(S. Kim, and K Hong(2017); W. Lee, et al.,(2020)). 본 논문에서는 작물 재배현장 및 원격 농업 사용자를 위한 미기상 데이터기반 농업 예측 서비스 제공하기 위한 스마트팜 플랫폼을 제안하고자 한다. 먼저, 작물 주변의 미기상의 중요성을 제시하고, IoT 기상 센서로부터 수집한 미기상 데이터를 통해 작물 성장에 해를 끼칠 수 있는 서리 예측 모델과 작물에서 발생할 수 있는 병해와 해충 예보 모델을 개발한다. 마지막으로, 농민에게 서리예측 모델과 병해충 모델을 효과적으로 서비스하기 위한 미기상기반 스마트팜 예측 플랫폼을 설명한다.

### 2. 서비스 요구사항

#### 2.1 미기상

현재 국내에서 제공되는 기상정보는 기상청의 전국예보, 지역예보 및 지역기상대의 국지예보가 있다. 하지만 미세한 기상(미기상)의 영향을 받는 농업생산에 광역기상정보를 직접적으로 이

용하기에는 한계가 있다(Kim, 2002). 미기상은 온도 및 습도 등의 대기 조건이 지리적 특성으로 인해 주변 지역과 다른, 작은 범위의 기후로 지역기상과 미기상의 값에는 차이가 있다.

Table 1은 2019년 9월 1일에서 12월31일까지 영천지역 내 기상관측소에서 수집된 지역기상 데이터(LocalClimate, LT)와 미기상관측소 4곳에서 수집된 미기상 데이터(MicroClimate, MC)간의 차이값(Mean Square Error, MSE)을 나타낸다. 본 연구는 미기상에는 온도, 습도, 광량 등의 다양한 기상정보를 수집하고 있지만 농업에서 작물생장에 가장 중요한온도 데이터에 대하여 분석한다. 식 (1)에서는 MC와 LT의 최저값과 최고 값의 MSE를 비교한다. 이때 비교 대상 데이터의 개수는 n이다.

$$MSE_{max} = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n (MC_{h(max)} - LT_{h(max)})^2 \quad (1)$$

$$MSE_{min} = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n (MC_{h(min)} - LT_{h(min)})^2$$

여기서  $MSE_{max}$ 는 LC와 MC에서 각각 일최고 온도에 대하여 차이값이고  $MSE_{min}$ 는 LC와 MC에서 각각 일최저 온도에 대한 차이값을 의미한다. 국내 작물 재배현장은 좁은 국토면적에도 불구하고 복잡한 지형으로 구성되어 있다. 따라서 다양한 국지적 날씨를 보이고 있을 뿐만 아니라, 지역기상대는 작물에서 다소 먼 곳에 위치하고 있어 지역기상 데이터와 미기상 데이터간의 값에 차이가 발생한다.

Table 1 Temperature Comparison of Microclimate and Local Climate

MT Station	Latitude	Longitude	MSE Max	MSE Min
MT-1	35.98	129.05	7.25	11.8
MT-2	36.03	128.98	8.58	10.7
MT-3	36.13	128.94	6.16	13.1
MT-4	36.11	128.88	7.33	10.5

## 2.2 예측 모델

작물을 재배할 때, 농민들은 다년간의 경험을 통해 해당지역의 미기상을 주관적으로 추정하고, 이를 농사정보로 활용하고 있다.

작물 피해를 줄이고, 농업생산성을 향상시키기 위해서는 농민들의 경험에 의존하기보다 미기상 데이터를 체계적으로 분석하여 농업에 필요한 예측 서비스를 제공하는 정밀농업이 필요하다. 정밀농업 기술이 필요한 이유는 아래와 같이 살펴볼 수 있다.

첫째, 서리 피해에 대한 대책 마련이 필요하다. 기후변화에 따른 이상 현상으로 개화시기가 앞당겨지고 있어 봄철 늦서리는 과수재배농가에 치명적인 피해를 끼칠 수 있기 때문이다.(Han, 2009). 첫서리가 발생하는 11월과 늦서리가 발생하는 3, 4월의 서리현상일수가 증가하고 있어, 서리 발생을 미리 예측할 수 있다면 작물 피해 경감에 효과적일 것이다.

기존의 서리 발생 예측 연구를 살펴보면 지상에 가까운 온도, 초상 온도, 일주, 평균 상대 습도, 최소 상대 습도, 평균 풍속 등과 같은 미기상 데이터를 사용하였다.(Chung et al., 2004; Kwon et al., 2008). 초상 온도는 잔디 위 약 10cm 위의 온도계를 사용하여 측정되는 온도를 말한다. Han et al.(2009)는 총 구름량, 자정의 기온 및 5일 강우량을 사용하여 87 %의 정확도로 서리 가능성을 분류했다. 그러나 구름량을 자동으로 수집하는 것은 쉽지 않아, 자동적으로 수집할 수 있는 미기상 데이터를 사용한 서리 등의 예측 연구가 더 효율적일 것이다.

둘째, 작물에 피해를 일으키는 병해충 발생 예측이 필요하다. 작물의 병을 일으키는 주요 요인 중 한 가지는 환경조건으로, 기상변화에 따라 병 발생 정도와 발병력, 전염정도가 달라진다. 더욱이 온난화로 우리나라도 점점 아열대 기후로 변화하고 있어, 국내 주요 작물의 병 발생이 변화되어 방제가 더욱 까다로운 형편이다. 최근 이러한 기후변화에 대응하기 위하여 IT 기술 및 데이터의 분석을 기반으로 하여 각 작물에 발병하는 주요 병원균의 생리를 파악하고 기상에 따른 발병 정도를 예측할 수 있게 되었

으며, 발생의 예측이 가능한 모델 구축을 위한 연구를 진행하고 있다(Nidhi, 2020). 그러나, 병해충 데이터의 수집은 해당 병해충이 발생하지 않은 연도에는 수집할 수 없고, 해당 병해충이 발생하더라도 1년에 한 번밖에 수집할 수 없다는 점 때문에 모델 구축에 제약사항이 존재한다.

또한, 전 세계적으로 약 7 만 종 이상의 해충이 존재하고, 재배되는 작물도 다양하여. 병해충을 해결하기 위해 살균제 및 살충제를 과잉 사용함으로써 농부들은 과도한 비용을 부담하고 있으며 환경오염을 유발하게 된다(Shi, 2017). 살충제 사용은 주변 지역에 독을 방출함으로써 토양, 물 및 공기를 오염시키므로, 살충제 사용을 효율적으로 감소시키는 개선된 해충 방제 방법에 많은 연구가 필요하다(Shi, 2017).

작물에 큰 피해를 입히는 주요 병해충으로부터 농작물을 예방하기 위해서는 초기 방제 시점이 중요하기 때문에, 발병원인과 주요 요인을 정확히 분석하여 발병 시기를 예측할 수 있다면 적기에 농약 살포 등 예방책 등을 통하여 미연에 예방하고 농약 남용에 대한 대비책도 될 수 있을 것이다.

## 3. 시스템 구성 및 실험

### 3.1 시스템 구성

미기상기반 스마트팜 예측 플랫폼은 Fig. 1과 같이 미기상 관측스테이션 및 데이터 수집 모듈, 서리와 병해충 모델, 데이터 분석 모듈, 데이터 저장 및 처리를 위한 서버로 구성된다. 미기상 관측스테이션은 실시간 기상 정보를 수집하고 서버에 전달한다. 또한 병해충 정보를 사전에 제공하기 위해 KMA (한국 기상청)의 지역 기상정보도 서버에 저장한다. 강수, 강수량, 온도 (3m, 1.5m, 0.3m, 0.1m 미만), 습도, 이슬, 풍속 및 방향에 대한 다양한 종류의 센서가 미기상 정보를 수집한다.

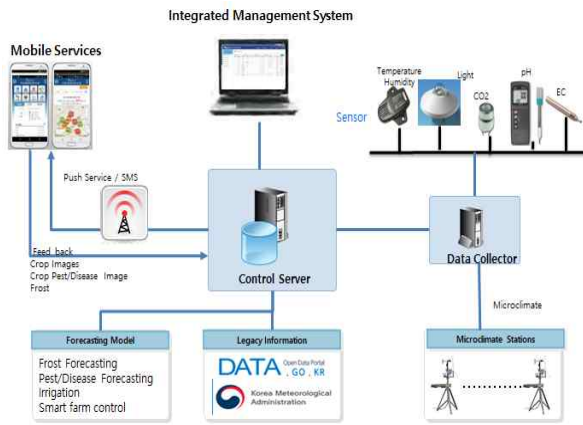


Fig. 1 The Architecture of Microclimate-based Weather Predictive Platform

Table 2는 미기상 관측스테이션에서 포함하고 있는 센서 정보를 나타낸다. 미기상 관측스테이션은 과수원 안이나 작물 주변에 설치하고 1분당 수집된 데이터는 서버로 전송하여 서버의 데이터베이스에 저장되어 다양한 예측 모듈 및 모니터링 서비스에 사용된다.

Table 2 Sensor Information on Weather Station

Sensors	Measurement Method	Range
Air Temperature	PT-100	-50 ~ +60 °C
Air Humidity	Capacitive	0 ~ 100 %
Wind Direction	GrayCode Type	0 ~ 360°
Wind Speed	Photo-chopper	0 ~ 75 m/s
Rainfall	Tipping	-
Soil Temperature	PT-100	-50 ~ +70 °C
Soil Humidity	Volumetric Water Content	0 ~ 100%
Radiation	Thermopile	400 ~ 1100 nm
Grass Temperature	PT-100	-50 ~ +60 °C

### 3.2 서리 예측 모델

꽃이 피는 시기에 서리가 내릴 경우 꽃가루 또는 꽃이 피해를 받아 농작물 수확량에 크게 영향을 줄 수 있다(Jaradat et al.,2008; Matzneller et al., 2016). Chung et al.(2004)는 지역기상을 사용한 서리 예보를 하였지만, 지역기상과 작물 주변의 온도 차이로 인하여 정확성이 떨어진다.

서리란 어느점 이하의 기온에서 대기 중의 수증기가 지면 또는 지물의 표면 등에 승화하여 생긴 얼음의 결정으로, 특히 기온은 서리발생과 밀접한 관계가 있다. 본 연구에서는 서리 발생과 상관이 높을 것으로 추정되는 기상요인과 서리발생과의 관계를 분석하고자 한다. 이를 위해 두 가지 유형의 온도 정보를 획득하였다. 첫째는 지상 10cm에서 수집하고 이것을 초상온도라 정의한다. 두 번째는 지상 1.5m에서 수집하는 대기온도이다. 그 후에 두 온도 정보를 사용하여 다음 식(2)와 같이 온도 역전계층(I)을 계산한다.

$$\Delta T_t = T_{grass}(t) - T_{air}(t), T_s \leq t \leq T_e \quad (2)$$

$$I = \sum \Delta T_t, \text{if } \Delta T_t < 0$$

식(2)에서  $T_{grass}$ 는 초상온도를 의미하고,  $T_{air}$ 는 대기온도를 의미한다.  $\Delta T_t$ 는 특정 시간(t)에서의 초상온도와 대기온도의 차이를 나타낸다. 이때 특정시간의 시작과 종료는  $T_s$ 와  $T_e$ 로 각각 표기한다. 기계 학습 (Machine Learning) 알고리즘을 사용하여 서리가 발생한 날 패턴에 대한 데이터 분석을 수행한다. 본 연구에서는 하루 중 17:00~23:00 시간대에 온도 변화를 측정하고 서리 예보시간 계산한다. 23:00는 예보시점이고 온도변화가 서리 예측에 영향성이 17:00부터 예보에 반영한다.

본 논문에서는 기계학습 알고리즘 중 로지스틱 회귀 (logistic regression) 및 결정 트리 (decision tree), 랜덤 포리스트 (random forest), 그리고 부스트 트리 (boosted tree) 모델을 이용하여 서리 예측 결과를 평가한다. 개별 기계학습 알고리즘에 대한 세부 사항은 다음과 같다. Logistic regression에서는 특성 집합  $x_i$ 와 레이블  $y_i \in \{0,1\}$ 이 주어지면, 레이블이 한 클래스에 있을 확률은 다음 식 (3)과 같이 계산할 수 있다 (Zhang et al., 2003).

$$f_i(\theta) = p(y_i = 1 | x)$$

$$= \frac{1}{1 + \exp(-y(W^T x + b))} \quad (3)$$

결정 트리 및 랜덤 포리스트, 부스트 트리 모

델도 예측 작업을 위한 분류기로 사용될 수 있으며, 이들 알고리즘은 선형모델인 로지스틱 회귀와 달리 특성과 대상 간의 비선형 상호 작용을 모델링 할 수 있다. 부스트 트리과 랜덤 포리스트는 각각 결정 트리 분류기에 그래디언트 부스팅(gradient boosting) 기술과 랜덤 포리스트 기법이 결합된 것이다.

**3.3 병해 예측 모델**

병해 예측 모듈에서는 지역기상 데이터와 실시간 미기상 데이터를 가지고 감염 확률과 예상 발생 날짜를 계산하고 기상 관측 스테이션의 ID를 기준으로 데이터베이스에 저장한다. 서버는 사전에 방제 제어 로직을 구현하기 위해 예상되는 해충 발생 날짜를 계산하여 사용자에게 알림 메시지를 전송한다.

Table 3는 사과, 복숭아, 자두의 열매주머니 병 및 탄저병 등의 병해가 발생할 수 있는 조건을 나타낸다. 예를 들면, 열매주머니병의 경우, 식(4)를 활용하여 Fig. 2와 같이 온도에 따른 병의 발생율을 구할 수 있다.

병해발생 온도 함수를 표현하기 위하여, 식(4)의 가중치 a, b 값과 초기값 x0의 값을 갖는다. 병해발생확률(Relative Disease Incidence)에 따라 병이 발생할 온도구간을 계산한다. Fig. 2의 발생확률을 50%로 가정하였을 때 화살표가 x축과 만나는 곳의 병해 발생 가능 온도구간이 된다.

Table 3 Disease Occurrence Conditions for Disease Forecast

Disease	Temp. Range (Celsius)	Humidity Range (%)	Wind Speed	Wet Period
Plum Pocket	8-12	80		21
Anthrax	22-30	80		23
White Rot	24-32	90		24
Bacteria Shot hole		rain	5m/s	s
Downy Mildew	20-28	80		10
Leaf Spot	20-41	90		21

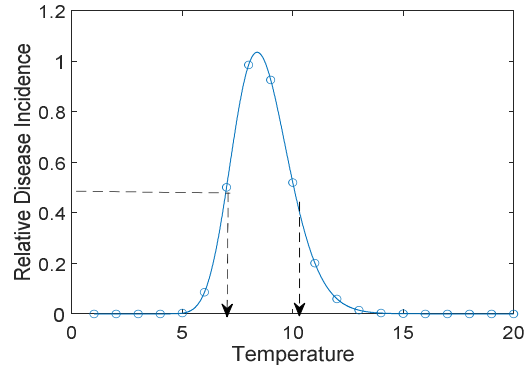


Fig. 2 The Effect of Temperature on Plum Pocket

$$f_{temp} = (a * \exp(-0.5 * (\ln(x/x_0)b)^2)) / x, \text{ if } x > 0 \quad (4)$$

$a = 8.79, b = 0.1499, x_0 = 8.5791$

습도 지속시간(Wet Period)은 식(5)를 활용하여 계산할 수 있으며, 이는 Fig. 3과 같다. 온도 구간결정과 마찬가지로 습도 지속시간도 병해발생확률에 따라 결정된다. 병해발생 습도 지속시간 계산 함수를 표현하기 위하여, 식(5)의 가중치 a, b 값과 초기값 x0의 값을 갖는다. 마찬가지로 Fig. 3의 발생확률을 50%로 가정하였을 때 화살표가 x축과 만나는 곳의 병해 발생 가능 습도 지속 구간이 된다.

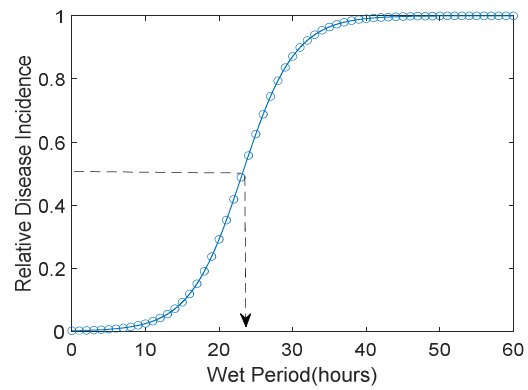


Fig. 3 The Effect of Humidity on Plum Pocket

$$f_{wetperiod} = a / (1 + \exp(-x - x_0)/b)) \quad (5)$$

$a = 1.0, b = 3.5714, x_0 = 23.1786$

본 연구에서는 미기상 시스템에서 수집한 기상 데이터를 사용하여 병해발생확률이 50%가 되면 자동으로 경고 메시지를 전송하도록 설계하였다.

복숭아 심식나방, 복숭아 순나방, 각지벌레와 같은 해충은 온도에 영향을 받는다. Table 4는 각 해충의 누적온도 조건과 누적온도 임계값을 나타낸다.  $T_{avg}$ 는 하루 평균 기온 (섭씨)을 나타내며,  $T_{max}$ ,  $T_{grass}$  및  $T_{soil}$ 은 각각 하루 중 최대 온도, 초상 온도의 평균 및 토양 온도의 평균값이다. 누적 온도를 계산하기 위한 방식은 다음과 같다. 예를 들어, 복숭아 심식나방(Peach Fruit Moth)의 경우, 성충초 발생일 기준 누적온도 조건은  $(T_{grass} + T_{soil}) / 2 - 7.6 > 0$ 으로, 이 조건에 해당되면 일 평균 온도를 누적한다. 이 누적온도가 임계값을 초과했다는 것은 방제 제어 시점이 되었다는 것을 의미한다. 일반적으로 농부에게 방제제어시점을 예보하기 위해서는 지역기상정보를 활용하여 2-3일전에 예측값을 계산하여 제공한다.

#### 4. 실험결과

##### 4.1 실험

본 장에서는 본 논문에서 제안한 미기상 데이

터를 활용한 스마트팜 플랫폼 기반 IoT 기상 예측서비스를 평가하고자 한다. 평가를 위한 데이터는 영천 소재 과수원에 위치한 무선 기상 관측소로부터 수집된 기온, 습도, 토양, 태양, 바람 등이 포함된 실제 데이터 세트를 사용하였다.

2015년 10월 10일부터 11월 23일까지 영천의 4개 지역에서 기상 및 서리 데이터를 수집하여 다음날 서리의 가능성을 예측하였다. 관측기간 220일 중, 실제 서리 발생 횟수는 19일이었다. Table 5는 실제 서리가 발생한 날을 표시한 데이터이다.

서리 예측서비스를 개발하기 위해서 GraphLab (<https://turi.com/>)서 제공하는 기계학습 라이브러리를 사용하였고, 수집된 데이터는 일반적인 기계학습 실험을 위한 데이터 분할 방식인 80%는 학습, 20%의 규칙을 사용하였다.

GraphLab은 2009년 Carnegie Mellon 대학에서 시작한 오픈 소스 프로젝트로 기계학습을 위해 개발되어 데이터마이닝 등에서 활용되고 있다.

Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7의 성능평가는 정밀도(Precision), 재현률(Recall) 및 F1Score의 일반적인 성능 측정방법을 사용하여 평가하고, 이 값들은 TP(True Positive), TN(True Negative), FP(False Positive), FN(False Negative)을 기반으로 다음 식(6)과 같이 얻어진다(Olson, David L.; and Delen, Dursun, 2008).

Table 4 Pest Occurrence Conditions for Pest Forecast

Pest	Generation	Cumulative Temperature Conditions	Cumulative Temperature Threshold	Start Day of Calculation
Oriental Fruit Moth	1	$T_{avg} - 8.0 > 0$	214	Mar. 1st
	2		660	
	3		1380	
	4		1950	
Peach Fruit Moth	First Appearance	$(T_{grass} + T_{soil}) / 2 - 7.6 > 0$ $(T_{avg} - 11.6) > 0$ $(T_{avg} - 11.6) > 0$	540	Jan. 1st
	1		140	
	2		1120	
Coccoidea	1	$(T_{max} - 12.3) / 3 > 0$	155	Mar. 1st
	2		700	

Table 5 The Observation Days of Frost

날짜	MT-1	MT-2	MT-3	MT-4
2015-10-01	0	0	0	0
2015-10-02	0	0	0	0
	-	-	-	-
2015-10-30	0	0	0	0
2015-10-31	1	1	1	1
2015-11-01	1	1	1	1
2015-11-02	0	1	1	1
2015-11-03	1	1	1	1
2015-11-04	1	1	1	1
2015-11-07	0	0	0	0
	-	-	-	-
2015-11-25	0	0	0	0

$$\begin{aligned}
 Precision &= TP / (TP + FP) \\
 Recall &= TP / (TP + FN) \\
 F1Score &= 2TP / (2TP + FP + FN)
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

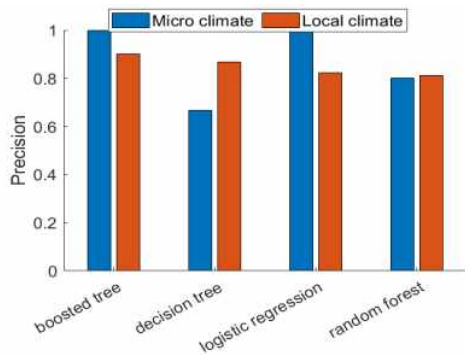


Fig. 5 The Comparison of Precision

미기상의 경우, 지역기상에 대비하여 정밀도, 재현률, F1Score 측면에서 전반적으로 우수하였다. 미기상 데이터를 적용한 경우, 부스트 트리와 로지스틱 회귀의 정밀도값은 1.0이었고, recall의 경우는 decision tree에서 0.8로 높은 값을 나타내었다. F1Score의 경우는 랜덤 포리스트에서 높은 값을 나타내었다. 랜덤 포리스트에서는 모든 성능평가 측면에서 다른 기법에 비해 비교적 안정적인 성능을 보였다.

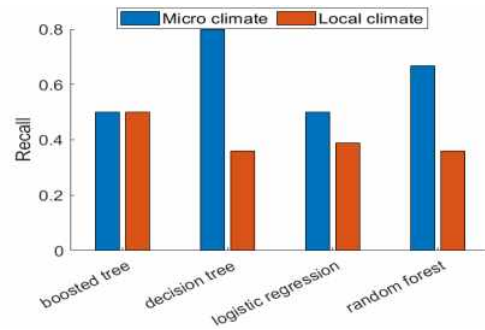


Fig. 6 The Comparison of Recall

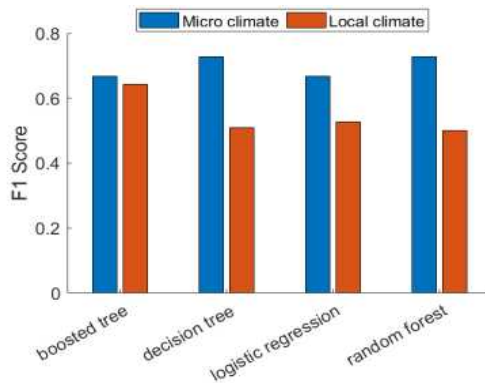


Fig. 7 The Comparison of F1Score

#### 4.2 서비스

본 논문에서 제안된 플랫폼에서는 농부들에게 웹 및 모바일을 통해 설치된 관측소의 위치 및 서리 예측 / 발생 정보, 미세 날씨 정보를 포함한 서리 및 병해충 예측 서비스를 실시간으로 제공한다. 웹 및 모바일 인터페이스는 Fig. 8과 같이 자세한 지역 정보도 보여준다. 왼쪽에는 설치지역의 지리적 위치에 기상값과 현재 서리예측 및 발생상황과 병해충 예보 상황을 표시하고, 오른쪽에는 해당서비스를 위한 농민용 모바일 웹 화면을 보여준다.

서리 예측 서비스의 경우, 오후 11시에 다음날 서리가 올 가능성을 제공함으로써 농민들이 사전에 예방 조치를 취할 수 있도록 한다. 예측 서비스를 자동으로 받는 농부를 위해서 오전 1시에 보다 정확한 정보를 통보한다. 기상이 급변하는 경우에는 긴급 알람통지 서비스를 제공한다.



병해충 예측 서비스를 위해서는, 지역기상정보를 활용하여 2-3일 후에 해당 지역 작물에 대한 병해충을 예측하고, 이를 농부에게 전달함으로써 사전에 방제가 가능하도록 한다. 예를 들면, 아래 메시지 정보는 농민에게 5월 7일에 전달된 문자 메시지의 예를 보인 것이다.

임고면 (자두) , 세균구멍병 발생 기상요건 충족 / 방제적기 : 05월08일 ~ 05월11일



Fig. 8 Weather Predictive System

## 5. 결론과 향후 연구

미기상의 경우, 지역기상에 대비하여 정밀도, 재현률, F1Score 측면에서 전반적으로 우수하였다. 제안된 플랫폼은 현재 15개 지역에 배포되어 미기상 데이터를 지속적으로 수집하고 있으며, 수집된 미기상정보를 바탕으로 서리 및 병해충 예측에 대한 알림서비스를 제공한다.

플랫폼을 평가하기 위해서는 예측 데이터와 관찰 데이터가 모두 필요하지만 현재는 수집된 관찰 데이터가 부족한 상황이다. 특히, 병해충 데이터의 경우, 1년에 한 번 수집할 수밖에 없고, 재연성이 희박하며 상황에 맞는 데이터 수집이 어려워 예보의 정확성을 검증하는데 어려움이 있다. 향후에는 관찰 데이터 피드백을 통해 예측한 값의 정확도를 파악하고 모델식을 개선하기 위한 연구가 필요하다. 과수원에서 병해충 발생정도를 관찰할 수 있는 영상센서를 구성하여 서리예측 및 병해충 예측 기술을 개선하고자 한다.

현재 본 시스템은 영천에서 지속적으로 병해충 예보 데이터와 실제 관측한 병해충 예찰 데이터를 수집 중에 있어 향후 정확한 성능 검증이 가능할 것이다. 또한, 미기상 관측소 확장 및 데이터 급증, 센서 노드에서 수집된 데이터의 효율적인 관리를 위해, 빅 데이터 처리에 필요한 데이터 압축 알고리즘에 대한 연구도 진행할 예정이다.

## References

- M. H. Almarshadi and S. M. Ismail(2011), Effects of Precision Irrigation on Productivity and Water Use Efficiency of Alfalfa under Different Irrigation Methods in Arid Climates, *Journal of Applied Sciences Research*.
- M. R. Bendre, R. C. Thool, and V. R. Thool(2016). Big Data in Precision Agriculture Through ICT: Rainfall Prediction Using Neural Network Approach, *Advances in Intelligent Systems and Computing*.
- U. Chung, H. C. Seo, and J. I. Yun(2004), Site Specific Frost Warning based on Topoclimatic Estimation of Daily Minimum Temperature, *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 6, no. 3, pp. 164 - 169.
- J. Han. et al.(2009) Frostfall Forecasting in the Naju Pear Production Area based on Discriminant Analysis of Climatic, *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 11, no. 4, pp. 135 - 142.
- M. A. K. Jaradat, M. A. Al-Nimr, and M. N. Alhamad(2008), Smoke Modified Environment for Crop Frost Protection: A Fuzzy Logic Approach, *Comput. Electron. Agric.*, vol. 64, no. 2, pp. 104 - 110, Dec. 2.



Y. Jeon et al. (2020), Deep Learning-based Rice Seed Segmentation for Phynotyping, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research* vol. 25 no. 5, pp. 23-29

C. Kim(2002), Development of Agricultural Micro-climate Forecasting Model and Crop Production Information System, *IPET Research Report*.

S. Kim, and K Hong(2017) Development and Performance Analysis of Predictive Model for KOSPI 200 Index using Recurrent Neural Networks, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research* vol. 22 no.6, pp. 23-29

Y. Kwon, H. Lee, W. Kwon, and K. Boo(2008), The Weather Characteristics of Frost Occurrence Days for Protecting Crops against Frost Damage, *The Korean Geographic Society*, pp. 824 - 842.

W. Lee, et al.(2020) Forecasting of Iron Ore Prices using Machine Learning, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research* vol. 25 no. 2, pp. 57-72

R. D. A. Ludena and A. Ahrary(2013). A Big Data Approach for a New ICT Agriculture Application Development, *International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery*, Oct, pp. 140 - 143.

P. Matzneller, K.-P. Götzt, and F.-M. Chmielewski(2016), Spring Frost Vulnerability of Sweet Cherries Under Controlled Conditions, *International Journal of Biometeorology*, vol. 60, no. 1, pp. 123 - 130.

Nidhi(2020), Big Data for Smart Agriculture, *Smart Villiage Technology*, pp 181-189

Olson, David L.; and Delen, Dursun (2008); *Advanced Data Mining Techniques*, Springer, 1st edition (February 1, 2008), page 138, ISBN 3-540-76916-1

Z. Shi(2017), Pesticide Pollution in China, *Thesis Centria University of Applied*

*Sciences*.

Zhang et al.(2003). Modified Logistic Regression: An Approximation to SVM and its Applications in Large-Scale Text Categorization, *ICML*.



**문 애 경 (Aekyung Moon)**

- 영남대학교 컴퓨터공학과 석사
- 영남대학교 컴퓨터공학과 박사
- (현재) 한국전자통신연구원 책임연구원
- 관심분야: IoT 데이터 분석, 빅데이터 압축/복원 기술, 스마트팜



**이 은 령 (Eunryung Lee)**

- 정회원
- 경북대학교 컴퓨터공학과 석사
- 경북대학교 컴퓨터공학과 박사
- (현재) 한국전자통신연구원 책임연구원
- 관심분야: 임베디드SW, SW플랫폼, IoT 데이터 분석, 스마트의료, 스마트팜



**김 승 한 (Seunghan Kim)**

- 정회원
- 경북대학교 농생물학과 농학학사
- 경북대학교 농생물학과 식물병리학석사
- 경북대학교 농생물학과 식물병리학박사
- (현재) 경상북도농업기술원 풍기인삼연구소 농업연구사
- 관심분야: 스마트팜