

4차 산업혁명 기술에 기반한 농업 기상 정보 시스템의 요구도 분석

김광수^{1,2*} · 유병현¹ · 현신우¹ · 강대균³

¹서울대학교 식물생산과학부, ²서울대학교 농업생명과학연구원, ³서울대학교 협동과정 농림기상학
(2019년 9월 16일 접수; 2019년 9월 24일 수정; 2019년 9월 26일 수락)

Requirement Analysis for Agricultural Meteorology Information Service Systems based on the Fourth Industrial Revolution Technologies

Kwang Soo Kim^{1,2*}, Byoung Hyun Yoo¹, Shinwoo Hyun¹ and DaeGyoon Kang³

¹Department of Plant Science, Seoul National University, Seoul, Korea

²Research Institute of Agriculture and Life Science, Seoul National University, Seoul, Korea

³Interdisciplinary Program in Agricultural and Forest Meteorology,
Seoul National University, Seoul, Korea

(Received September 16, 2019; Revised September 24, 2019; Accepted September 26, 2019)

ABSTRACT

Efforts have been made to introduce the climate smart agriculture (CSA) for adaptation to future climate conditions, which would require collection and management of site specific meteorological data. The objectives of this study were to identify requirements for construction of agricultural meteorology information service system (AMISS) using technologies that lead to the fourth industrial revolution, e.g., internet of things (IoT), artificial intelligence, and cloud computing. The IoT sensors that require low cost and low operating current would be useful to organize wireless sensor network (WSN) for collection and analysis of weather measurement data, which would help assessment of productivity for an agricultural ecosystem. It would be recommended to extend the spatial extent of the WSN to a rural community, which would benefit a greater number of farms. It is preferred to create the big data for agricultural meteorology in order to produce and evaluate the site specific data in rural areas. The digital climate map can be improved using artificial intelligence such as deep neural networks. Furthermore, cloud computing and fog computing would help reduce costs and enhance the user experience of the AMISS. In addition, it would be advantageous to combine environmental data and farm management data, e.g., price data for the produce of interest. It would also be needed to develop a mobile application whose user interface could meet the needs of stakeholders. These fourth industrial revolution technologies would facilitate the development of the AMISS and wide application of the CSA.

Key words: Cloud computing, IoT, Deep neural network, Mobile application, Industrial revolution



* Corresponding Author : Kwang Soo Kim
(luxkwang@snu.ac.kr)

I. 서 언

농림생태계의 기능과 구조를 이해하기 위해 신뢰도 높은 기상자료를 넓은 시공간적인 범위에서 분석하는 것이 우선된다(Zhu *et al.*, 2017; Ruane *et al.*, 2015; Zhao *et al.*, 2015). 또한, 기상자료는 농업 관련 산업의 이해당사자들에게 의사결정을 지원할 수 있는 정보들을 생산하기 위해 활용될 수 있다(Freebairn and Zillman, 2002). 예를 들어, 기온과 일사량 자료들이 생태계의 생산성을 추정하기 위한 모형의 입력자료로 사용되어 주어진 조건에서의 생산성 변동이 모의되어 왔다(Rosenzweig *et al.*, 2014; Running *et al.*, 2004). 농업 보험의 피해 산정을 위해, 기후 또는 기상 자료를 활용한 지표들이 사용되어 왔다(Barnett and Mahul, 2007; Tadesse *et al.*, 2015). 또한, 온실가스 농도 상승에 따른 기후변화에 적극적인 적응대책을 수립하고 시행하기 위해, 관심 지역별로 장기간의 기상자료를 확보하고 이를 활용할 수 있는 체계들이 구축되어 왔다(Lee *et al.*, 2015). 이러한 노력들은 Food and Agriculture Organization (FAO)에서 제안된 Climate Smart Agriculture (CSA)의 일부분으로 국내 농가에서 적용될 수 있다.

농업기상 자료는 기상청의 종관 및 방재기상 관측망과 같은 공공 기상관측망으로부터 수집된 자료로부터 생산된다. 국내에서는 102개의 기상관측소로 구성되어 있는 종관 기상 관측망으로부터 일사, 기온, 습도 등 농업 생산성을 추정하기 위해 필수적인 기상변수들이 측정되고 있다. 또한, 510개의 기상관측소들이 포함된 방재 기상관측망의 경우, 국내 대부분의 지역에 대한 기상관측자료를 제공한다. 그러나, CSA 기술들이 농가에서 적용되기 위해, 기상 및 기후자료 역시 개별 농가 단위로 생산되어야 한다. 반면, 농림기상 분야에서 생산 활동이 이루어 지는 개별 농가별로 기상자료를 확보하는 것에는 어려움이 있다. 특히, 국내의 복잡한 지형과 토지이용 상황을 고려할 때, 기상관측망에서 얻어지는 기상자료들을 개별 농가에서 직접 활용하기에는 한계가 있다(Hyun *et al.*, 2017).

국내에서는 개별 농가 수준에서 활용이 가능한 공간적인 기상자료의 생산이 지속적으로 이루어져 왔으나, 공개적으로 제공되는 자료의 공간적인 범위가 일부 지역에 국한되어 있다. 반면, 미국과 영국과 같은 선진국에서는 농림생태계의 생산성을 추정 및 예측하기 위해 활용될 수 있는 공간적으로 상세한 기상 자료

들을 제공하고 있다(Adair *et al.*, 2019; Kendon *et al.*, 2019). 예를 들어, 미국 Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center (ORNL DAAC)에서 생산되는 Daymet 자료들은 1km 공간적 해상도를 가진, 온도, 일사, 강우, 수증기압 등의 자료들을 제공되고 있다(Thornton *et al.*, 2012). 영국의 경우에는 국내 기상청에 해당하는 Met Office에서 1km 해상도의 온도, 강우, 일사 등의 격자자료를 제공하는 HadUK-Grid 데이터베이스를 운영하고 있다(Hollis *et*

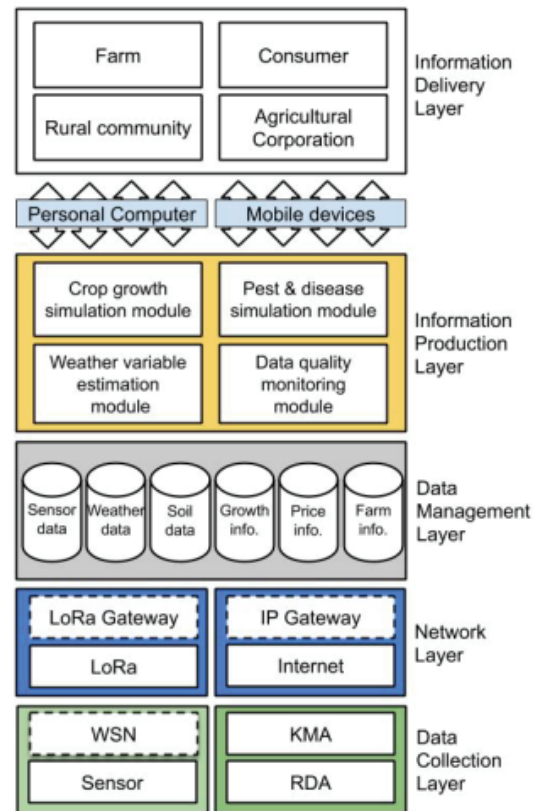


Fig. 1. A schematic diagram of an agricultural meteorology information service system using the fourth industrial revolution technologies. The information service system consists of multiple layers for collection, transfer, management of data. Information is also created and distributed using components of the system. KMA and RDA indicate databases operated by Korea Meteorology Administration and Rural Development Administration, respectively. WSN represents wireless sensor networks. LoRa represents the Long Range wireless data transfer protocol. Info indicates information.

al., 2019).

개별 농가 단위에서 CSA 관련 기술들을 활용할 수 있도록 지원하기 위해 일반 농가에서도 손쉽게 기상자료를 자동으로 수집하고 분석할 수 있는 도구들이 사용될 수 있다(Pierce and Elliott, 2008; Ivanov et al., 2015). 특히, 이러한 도구들이 널리 보급될 경우, 외국에 비해 진보된 무선 통신 네트워크 인프라를 활용하여 전국 단위의 농림기상 관측망을 구성할 수 있다. 이러한 크라우드 소싱(Crowd sourcing) 또는 팜 소싱(Farm sourcing) 기반의 기상관측망은 현재 시점의 기상 자료를 수집할 수 있다. 또한, 이러한 관측시스템은 기후 모니터링 체계의 일부로 포함되어 미래 기후변화 적응을 위한 기초 자료의 수집 및 분석에 활용될 수 있다(Minet et al., 2017; Muller et al., 2015).

최근, 4차 산업혁명이라고 정의할 수 있는 다양한 기술들이 급속하게 진전되고 있다. 예를 들어, 고속 무선 네트워크로 연결된 여러 종류의 기기들을 기반으로 빅데이터가 수집되고 있으며, 이러한 자료 활용의 극대화를 위해 인공지능 기술들이 급속도로 발전하고 있다. 이와 더불어, 다량의 자료를 효율적으로 처리하기 위한 클라우드 컴퓨팅 시스템들이 보편화되고 있다. 본 연구에서는 이러한 기술들을 기반으로 농가단위에서 기상자료를 수집 및 활용하기 위한 시스템을 고찰하고, 농업 분야에서 4차 산업혁명기술의 도입에 대한 논의를 촉진하고자 하였다. 특히, 관련 문헌들을 중심으로 현장에서 실현할 수 있도록 하는 요소 기술과 앞으로 개발되어야 할 기상정보 서비스 시스템의 활용 체계에 대해 분석하고자 하였다. 이를 통해, 전국적인 농업 생태계 관측망을 기반으로 농가 단위의 수요자 맞춤형 기상정보 시스템을 구축하기 위한 요구도를 제시할 수 있을 것이다. 또한, 농가단위에서 영농관련 의사결정을 지원하기 위한 기상 정보 시스템을 구축할 수 있도록 기여할 수 있을 것이다.

II. IoT 기반 기상 관측 시스템

사물인터넷(Internet of Things, IoT)는 특정 물체에 센서와 통신 모듈을 탑재하여 무선 통신으로 다양한 사물들을 연결하는 기술이다(Gubbi et al., 2013). IoT 기기에서 얻어지는 자료들은 자체적으로 분석되어 사용자에게 전달되거나, Raw 데이터가 클라우드에 전송될 수 있다. 따라서, 개별 농가에 설치된 IoT 기기들은 작물 재배 환경 정보들을 자동으로 수집하고, 재배 관

리 및 환경 제어에 활용하기 위한 무선 센서 네트워크를 구성하기에 유리하다(Lee et al., 2008). 특히, 많은 수의 센서 노드로 구성된 무선 센서 네트워크를 구성할 때, 저비용 센서들로 구성된 IoT 센서들을 이용하는 것이 유리하다.

해외에서는 IoT 기기로 구성된 무선 센서 네트워크를 활용하여 농업 생태계의 생산성을 모니터링하기 위한 체계들이 구축되어 왔다(Lee et al., 2013). 예를 들어, Vasisht et al.(2017)은 디지털 자료들을 활용하여 농업생산성을 향상시키기 위한 IoT 플랫폼인 FarmBeats를 개발하였다. 이러한 시스템에는 카메라와 드론 뿐만 아니라 농장에 설치된 다양한 센서들로부터 얻어지는 자료들이 통합되어 관리된다(Popović et al., 2017). 특히, 수집된 자료들이 클라우드 시스템에 설치된 중앙 데이터 베이스에 수록되고, 이들로부터 작물 재배 및 유통 관리를 위한 신뢰도 높은 의사결정 지원 정보들이 생산될 수 있다.

무선 센서 네트워크를 구성하는 IoT 기기들은 다양한 환경조건에서 설치되어 운영된다(Ojha et al., 2015; Srbinovska et al., 2015). 예를 들어, Kulau et al.(2015)는 감자 재배 관리를 지원하기 위해 노지 포장에 무선 센서 노드들을 설치하였다. Bai et al.(2018)은 온실에서 CO₂를 측정하는 여러 개의 무선 센서 노드들을 설치하고, 다수의 센서가 설치된 관측망에서 자료를 통합하기 위한 알고리즘을 개발하였다. Vuran et al.(2018)은 IoT 센서들을 지하에 매설하여 사용하는 방식을 제안하였다. 특히, 이러한 센서들은 토양 수분, 토양 양분 및 토양 온도 측정하기 위해 유리한 조건을 가지고 있으며, 작물의 생육 양상에 영향을 주는 환경 조건들을 보다 면밀히 파악할 수 있도록 지원한다.

개별 농가에서 구축되는 무선 센서 네트워크들은 주로 기상변수들을 측정하는 IoT 센서들로 구성된다(Table 1). 예를 들어, Mekala and Viswanathan(2019)는 온도와 습도 센서를 클라우드와 결합하여 스마트 팜 모니터링 시스템을 구축하였다. Stočes et al.(2016)와 Heble et al.(2018)는 일사량, CO₂ 농도, 대기온도, 토양온도, 일조를 측정할 수 있는 센서들로 구성된 기상 관측 시스템을 구축하였다. 특히, 이러한 시스템들은 다수의 저가형 기상관측 센서들이 사용된다. 예를 들어, 온도와 습도를 측정하기 위해 SHT11 센서(Sensirion, Switzerland)와 DHT22 센서(Aosong Electronics, Ltd., Guangzhou, China)들이 작물 재배

Table 1. List of sensors to measure weather variables for IoT devices

	Model name	Price (USD)	Accuracy & Precision	Measurement Range	Manufacturer
Air Temperature	LMT84LP	0.91	0.4°C	-50-150°C	Texas Instruments
	SHT11	35	0.4°C	-40-123°C	Sensirion
	DHT22*	9.95	0.5°C	-40-80°C	Adafruit
	Si7021-A20	7.95	0.4°C	-10-85°C	Silicon labs
Humidity	SHT11	35	3%	0-100%	Sensirion
	DHT22	9.95	2-5%	0-100%	Adafruit
	Si7021-A20	7.95	3%	0-80%	Silicon labs
Soil Temperature	DS18B20	5.95	0.5°C	-55-125°C	Sparkfun

지원을 위한 IoT 시스템 구축에 사용되어 왔다 (Srbínovska *et al.*, 2015; Mesas-Carrascosa *et al.*, 2015). 이들 센서의 가격이 환경 관측에 주로 사용되는 전문적인 센서들에 비해 상당히 저렴함에도 불구하고, 측정값의 신뢰도가 비교적 높은 것으로 보고되고 있다(Mesas-Carrascosa *et al.*, 2015). 예를 들어, Mesas-Carrascosa *et al.*(2015)는 IoT 센서들과 자동 기상 관측소에서 얻어진 값들에 차이가 미미한 것으로 보고하였다.

무선 센서 네트워크를 구성하는 노드들의 공간적인 설치 범위는 무선 통신 프로토콜에 따라 공간적인 제약이 있을 수 있다. 예를 들어, WiFi의 경우, 개활지에서 75 m까지 통신이 가능한 것으로 알려져있다 (Dimatteo *et al.*, 2011). 따라서, 개별 농가를 넘어 농촌 커뮤니티 수준에서 무선 센서 네트워크가 구축될 경우, 복잡한 지형때문에 무선 통신망을 원활히 사용할 수 있는 공간적 한계가 존재한다. 반면, 센서 네트워크내 통신에 있어 공간적인 제약이 상대적으로 약한 무선 통신 프로토콜들이 개발되어 왔다. 특히, 장거리 관측자료들을 수집하기 위해, LoRa (Long Range) 방식의 무선 통신이 사용될 수 있다. 예를 들어, Davcev *et al.*(2018)은 LoRa 기반의 네트워크를 활용하여 국가 규모에서도 사용될 수 있는 농업용 IoT 센서 네트워크를 구성하고 이들과 연계된 클라우드 시스템을 개발할 수 있다는 것을 보여주었다. 또한, LoRa 방식의 무선 통신을 사용할 경우, 저전력 센서 노드를 구축할 수 있어, 장기간 관측망을 운영하기에 유리하다. 예를 들어, Srbínovska *et al.*(2015)는 고추를 재배하는 온실에서 무선통신 프로토콜에 따라 센서 노드들의 전력소모에 차이가 발생한 것으로 보고하였다. Stočes *et*

al.(2016)와 Heble *et al.*(2018)는 LoRa 방식을 사용하여 전력 소모를 최소화할 수 있는 무선 센서 네트워크를 구축하였다.

농경지에 설치된 IoT 기기 기반의 무선 센서 네트워크를 활용하여 개별 농가의 의사결정을 지원하기 위한 시스템들이 개발되어 왔다(Kim *et al.*, 2008; Gutierrez *et al.*, 2014). 이러한 의사결정 시스템들은 관개 관리, 병해충 관리 및 작물의 생육 모니터링 시스템들이 포함되어 있다. 예를 들어, Lopez *et al.*(2009), Nikolidakis *et al.*(2015), Reche *et al.*(2014) 등은 IoT 기기들로부터 측정된 기상 및 토양 자료를 통합하여 최적의 관개 관리를 위한 시스템들을 개발하였다. 특히, Coates *et al.*(2013)은 무선센서 네트워크에서 얻어진 토양 수분 정보를 활용하여 관개용 밸브를 제어할 수 있는 시스템을 구축하였다. 또한, Langendoen *et al.*(2006)는 100개 이상의 센서로 구성된 대규모 무선센서 네트워크를 구축하여 감자의 병해충 관리에 활용하였다. Foughali *et al.*(2018)는 클라우드 기반의 IoT 센서 네트워크를 사용하여 감자 역병 방제를 위한 의사결정 시스템을 개발하였다.

개별 농가별로 설치된 IoT 센서들을 활용하여 의사결정 지원 시스템을 구축할 경우, 인근 기상관측소에서 얻어진 기상자료를 사용할 때 발생할 수 있는 불확도를 감소시킬 수 있는 장점이 있다. 예를 들어, Rad *et al.*(2015)은 감자의 재배관리를 위해 IoT와 무선 센서 네트워크를 통해 얻어진 정보들을 취합하여 최적을 재배관리를 지원할 수 있는 Cyber-Physical System을 구축하였다. 자료를 처리하기 위한 여러 층으로 구성된 이러한 시스템은 작물의 생육 상태 모니터링 결과를 바탕으로 최적의 의사결정을 지원할 수 있다. 특히,

작물 생육 모형을 기반으로 생육 양상에 따른 재배관리를 수행할 때, 기상 자료의 수집 위치에 따라 발생할 수 있는 오차를 줄일 수 있다. 예를 들어, Hyun et al.(2017)은 기상자료가 관심농가에서 멀리 떨어진 기상관측소에서 수집되어 사용될 경우, 작물 모형을 사용하여 벼의 출수기와 같이 생육 단계를 예측할 때, 오차가 증가하는 것으로 보고하였다. 작물의 생육 시기는 재배관리와 연계되는 중요한 정보라는 점을 고려할 때, 기상자료 오차가 효율적인 재배관리를 위한 의사결정 지원에 상당한 영향을 미칠 수 있을 것으로 판단된다. 따라서, 농가의 기상 여건을 반영한 의사결정 지원을 위해 필지별로 관측시스템을 구축하는 것이 유리할 것이다. 다만, 농가별 기상관측을 위해 설치 및 운영 비용을 최소화할 수 있는 시스템이 필요하며, IoT 기기들이 이러한 조건을 만족시킬 수 있을 것으로 기대된다.

III. 인공지능 기반 기상 추정 시스템

농업 생산성을 향상시킬 수 있는 의사결정 지원 시스템을 구축하기 위해, 관측자료로부터 얻어지는 환경 조건을 파악하고, 이에 적합한 재배 방식을 탐색 및 평가하는 것이 필요하다. 특히, 작물의 생육 양상을 일단위로 모의할 수 있는 작물 모형을 사용할 경우, 보다 실질적인 의사결정 시스템을 구축할 수 있다. 그러나, IoT 기반의 무선 센서 네트워크를 구성하는 센서 노드들은 대체로 작물 모형의 주요 입력 변수를 측정하기 위한 센서들이 제외되어 있다. 예를 들어, 과정 기반 작물 모형에는 강수량이 필수적인 기상 변수로 사용된다. 그러나 IoT 센서들로 구성된 무선 센서 네트워크들에서는 강수량을 측정하는 사례가 많지 않다. 따라서, 작물의 생육 예측 자료를 생산하기 위해서는 무선 센서 네트워크에서 측정된 기상자료와 함께, 개별 농가별로 추정된 기상 자료를 활용하는 기술이 필요하다는 것을 암시한다.

Yun (2010)은 개별 농가 단위로 기상자료들을 추정할 수 있는 전자기후도를 개발하였으며, 이러한 추정 자료들은 무선 센서 네트워크를 통해 관측되지 못하는 기상자료들을 대체할 수 있다. Yun et al.(2013)은 기상청에서 제공하는 동네예보를 기반으로 필지 단위로 온도, 강수량, 풍속 및 일사량 자료들을 생산하는 기술들을 개발하여 일부 지역을 대상으로 제공하고 있다. 특히, 국내의 복잡한 지형들을 고려하여 신뢰도 높은

기상자료를 생산하기 위해 국지적인 기상자료 보정 기법들이 개발되어 왔다(Kim et al., 2013).

기상관측소로부터 공간적으로 조밀한 기상관측자료를 얻을 수 없는 지역의 경우, 전자기후도를 대신하여 인공위성 자료가 활용될 수 있다(Jang et al., 2014). 인공위성 자료를 활용할 경우, 공간적 해상도와 시간적 해상도가 전자기후도 자료보다 낮은 단점이 있으나, 자료 제공범위가 상대적으로 넓기 때문에 지역 단위의 농업 생산성을 추정하기에 활용도가 높을 것으로 예상된다. 예를 들어, Yoo et al.(2019)는 일별 위상자료로부터 북한 지역을 대상으로 대기 기온을 추출하고, 기계학습법의 일종인 random forest를 적용하여 냉방도일을 산출하였다. 특히, 평균온도를 추정하기 위한 random forest가 냉방도일 값을 추정하는 random forest 모델에 비해 오차가 적었던 것으로 보고되었다. 이는 기계학습법을 활용하여 추정된 기온자료가 성장도일과 같은 생육과 관련된 기상변수를 추정할 때, 불확도를 좀더 낮출 수 있다는 것을 암시한다.

Oh (2018)은 인공지능 기술을 활용하여 고해상도의 기상자료를 생산할 경우, 재난 방지뿐만 아니라 농업용으로도 활용이 가능할 것으로 보고하였다. 이러한 시스템은 지표면의 기상 특성뿐만 아니라 상층부의 기상정보를 종합적으로 분석하여 공간적으로 상세한 기상자료를 생산한다. 따라서, 인공지능 알고리즘을 활용할 경우, 공간내삽과 지형보정 기법에서 나타날 수 있는 불확도를 줄일 수 있을 것으로 기대된다. 그러나, 인공지능으로 기상변수들을 추정하기 위해서는 학습을 위한 기상관측자료 수집이 요구된다. 특히, 복잡한 지형 조건에서는 기상관측값의 공간적인 변이가 크기 때문에 상대적으로 촘촘한 관측망에서 얻어진 기상자료를 훈련자료로 사용하는 것이 유리하다. 무선 센서 네트워크의 확충과 이로부터 얻어지는 기상관측자료를 인공지능 학습에 활용할 경우, 공간적으로 상세화된 기상변수 추정값들의 오차를 상당히 줄일 수 있을 것이다.

기상관측소에서 측정되지 않는 기상변수를 추정하기 위해 경험모형들이 사용되어 왔다. 예를 들어, 일사량은 농업 생태계의 생산성을 추정하기 위한 주요 입력변수들 중 하나이다. 일사량은 종관 기상관측소의 43%에 해당하는 지점에서 관측이 되고 있으나 (<http://data.kma.go.kr>, accessed on 2019 September 10), 방재기상 관측소에서는 측정되지 않아, 국내 상당수의 지역에서 일사량의 추정이 필요하다. 일사량은

일조시간을 입력변수로 사용하는 Angstrom-Prescott (AP)모형들이 개발되어 왔다. AP 모형은 다음과 같은 수식을 사용하여 일사량 H 를 추정한다(Prescott, 1940).

$$\frac{H}{H_0} = a + b \frac{S}{S_0} \quad (\text{Eq. 1})$$

여기서, S , S_0 와 H_0 는 각각 관측된 일조시간(hour), 가조시간(hour) 및 대기권 밖 일사량($\text{MJ m}^{-2} \text{day}^{-1}$)을 나타낸다. Frere and Popov (1979)는 AP 모형의 모수들인 a 와 b 의 값을 기후대 별로 제안하였다. Choi *et al.*(2010)은 a 와 b 의 값을 특정 지역별로 추정하는 것이 유리하다고 보고하였다. 그러나, 이러한 결과는 해당 모수가 추정되지 않은 지역에서 AP 모형을 사용할 경우, 상대적으로 큰 오차가 발생할 수 있는 것을 의미한다(Hyun *et al.* 2016). 따라서, 개별 농가에 대한 기상자료를 생산하기 위해서는 공간적 확장성이 높은 모형을 활용하여 추정자료를 생산하는 것이 유리하다.

인공 신경망과 같은 기계학습법들은 공간적 적용범위가 넓은 기상 추정 모형을 개발하기 위해 사용될 수 있다. 기상 추정 모형의 공간적 확장성은 사용되는 입력자료에 의해 결정될 수 있다. 예를 들어, 일조시간은 일사량과 마찬가지로 상대적으로 적은 수의 기상관측소에서 측정이 되기 때문에, 공간적 확장성이 상대적으로 낮다. 이를 대신하여 온도와 강수와 같은 기상 변수를 입력변수로 사용하는 일사량을 추정하기 위한 경험모형들이 개발되어 왔다(Besharat *et al.*, 2013). 그러나, 이들 모형 역시 단순한 수식에 의존하기 때문에 일사량과 기상 변수 사이의 복잡한 관계를 표현하는 것에 제약이 있어, 공간적인 확장성이 낮은 특성을 가진다. 반면, 인공신경망과 같이 복잡한 현상들을 수치적으로 추정하기 위해 개발된 인공지능 도구들을 사용할 경우, 보다 넓은 공간적 영역에서 사용가능한 일사량 경험 모형을 개발하기에 유리하다(Celik *et al.*, 2016). 따라서, 가용도가 높은 기상 변수들을 사용하여 일사량과 같은 기상변수를 추정하기 위해 심층신경망에 기반한 모형들의 개발 및 검증이 진행되어야 할 것으로 보인다. 예를 들어, Kang *et al.*(2019)는 일별 기온과 강수량을 입력변수로 사용하여 일사량을 추정하기 위한 심층 신경망 모델을 개발하였다.

농업 생태계의 생산성을 추정하기 위해 필요하나 일반적으로 기상관측소에서 측정되지 않는 기상변수

역시 인공신경망과 같은 기계학습을 통해 개발될 수 있다. 예를 들어, 식물 병 발생의 위험도를 예측하기 위해 엽면수분 지속시간이 사용될 수 있다(Madeira *et al.*, 2002; Kim *et al.*, 2002; Song *et al.*, 2015; Park *et al.*, 2018). 그러나, 엽면수분 지속시간은 세계기상기구(World Meteorological Organization; WMO)에서 지정한 표준 기상 관측 변수에 포함되어 있지 않다. 따라서, 종관 기상관측소나 방재 기상관측소에서는 측정되지 않는 변수이다. 엽면수분 지속시간은 농업기상 관측망에서 관측이 되고 있으나, 상대적으로 적은 수의 지점에서 관측되고 있다. 이러한 엽면수분 지속시간을 추정하기 위해 다양한 기계학습기법에 기반한 모형들이 개발되어 왔다(Kim *et al.*, 2004). 예를 들어, Gleason *et al.*(1997)은 Classification And Regression Tree (CART) 와 Step-wise Linear Discriminant 분석을 결합한 결로 추정 모형을 개발하여 기상 예보 자료에 적용하였다. Kim *et al.*(2002)은 풍속을 엽면수분 센서의 위치 수준으로 보정할 경우 CART/SLD 모형의 오차가 줄어드는 것으로 보고하였다. 또한, Kim *et al.*(2004)은 물리적인 현상들을 경험모형에 반영하기 위해 fuzzy logic에 기반한 엽면수분 지속시간 모형을 개발하였다. 특히, 이러한 fuzzy logic 모형은 다양한 기후조건을 가진 지역에서도 널리 사용될 수 있을 것으로 보고되었다(Kim *et al.*, 2010). 또한, Park *et al.*(2019)은 여러 종류의 인공지능 알고리즘을 활용하여 엽면수분 지속시간을 추정하여, 심층 신경망을 사용한 모형이 비교적 오차가 적은 것으로 보고하였다.

IV. 클라우드 기반 농업기상 정보 서비스 시스템

농업 기상 정보 서비스 시스템은 농업 생태계의 생산성 향상을 지원하기 위한 현재 및 과거 기상자료를 제공하기 위해 개발되어 왔다. 예를 들어, 농업 생태계의 생산성을 예측하기 위해 6개월 이상의 계절 예측자료와 같은 중장기 기상 전망 자료가 활용될 수 있다(Hansen *et al.*, 2004). 특히, 중장기 기상 전망 자료를 작물모형의 입력자료로 사용하여 작물 생산성 예측 자료를 생산할 수 있다(Jha *et al.*, 2019). 그러나, 장기 기상 전망 자료의 신뢰성이 상대적으로 낮기 때문에, 과거 기간 동안의 기상자료를 활용하는 것이 현실적인 대안이 될 수 있다(Jha *et al.*, 2019). 예를 들어, Lee *et al.*(2015)은 재배 기간 중에 작물의 수량을 예측하

기 위해 과거 5년간의 기상자료를 사용하여 국가수준의 생산성을 예측하였다. 과거 기상자료를 활용한 작물 생산성 예측값들은 재배가 시작되기 전에 얻을 수 있어, 농작물 재배 관리를 위한 의사결정 지원에 활용될 수 있다.

개별 농가별로 기상 정보를 제공하기 위한 정보 서비스 시스템은 클라우드 기반으로 구축되는 것이 유리하다. 클라우드 시스템은 데이터센터에 구축되어 있는 대용량 컴퓨터 중 가상화된 전산자원의 일부를 대여하여 구축되는 전산 시스템이다(Kim, 2011). 클라우드 시스템을 사용할 경우, 사용자가 물리적인 전산자원을 구매하여 구축하는 것이 아니기 때문에, 전산자원의 요구도에 따라 처리 용량이 자유롭게 확대 또는 축소될 수 있다. 일반적으로 IoT 기반 무선 센서 네트워크에서 수집된 자료들은 클라우드 컴퓨팅 시스템에 전송되어 처리되는 구조를 가지게 된다(Rad et al., 2015; Foughali et al., 2018). 예를 들어, 클라우드 기반으로 기상정보 서비스 시스템을 구축할 경우, 무선 센서 네트워크가 구축되어 있는 농가수에 따라 각기 다른 수준의 전산 자원이 사용될 수 있다.

농업 기상 정보 서비스를 제공하기 위한 클라우드 시스템을 구축할 때, 다양한 센서들과 작물들을 지원할 수 있는 다층 구조를 가진 시스템으로 설계되어야 할 것이다(Fig. 1). 농업 기상 정보 시스템은 자료 수집 레이어, 네트워크 레이어, 자료 관리 레이어와 함께 자료 처리를 위한 정보 생산 레이어와 사용자에게 정보를 전달하기 위한 정보 전달 레이어로 구성될 수 있다. 자료 수집 레이어에서는 무선 센서 네트워크로부터 얻어진 관측자료 뿐만 아니라 인터넷망을 통해 수집될 수 있는 기상 및 토양 자료가 관리된다. 자료 획득을 위한 IoT 센서들뿐만 아니라 기상청과 농촌진흥청에서 운영되는 정보 시스템도 자료 수집 레이어에 포함된다. 예를 들어, 개별 농가에서 측정된 토양 정보 뿐만 아니라, 농촌진흥청에서 운영하고 있는 흠토람 데이터베이스 역시 해당 농가의 기본적인 토양의 물리성 및 화학성 자료들을 얻기 위한 자료 수집 레이어에 포함된다. 네트워크 레이어에서는 자료가 생산되는 방식에 따라 상이한 네트워크 프로토콜이 적용된다. 개별 센서로부터 관측값을 얻기 위해 LoRa가 사용될 수 있다. 특히, 국지적으로 LoRa 기반의 센서들로부터 자료 전송을 담당하는 LoRa Gateway가 농촌 공동체에 설치될 경우, 여러 농장들에서 측정된 자료의 수집과 처리가 가능하다. 기상자료와 토양자료들이 관리되고

있는 기상청 및 농촌진흥청 데이터베이스에 접속하기 위해 기본적으로는 인터넷 전송 프로토콜인 HTTP가 사용된다. 자료 관리 레이어에서는 자료의 종류에 따라 각각의 데이터베이스에 농가별로 저장되어야 한다. 농촌 공동체별로 관리되는 무선 센서 노드들의 경우에, 하나의 공동체에서 여러 농가들에서 측정된 자료들이 수집되기 때문에, 농가별로 고유 ID가 부여되어 관리된다. 이러한 농가별 ID는 각 데이터베이스의 primary key로 사용되어 자료의 저장과 함께 신속한 검색과 추출을 지원한다. 또한, 농촌 공동체 내에 재배되고 있는 작물들에 대한 정보를 지역별 및 권역별로 수집하여 데이터베이스에 저장함으로써, 공간적인 작물 재배 관련 정보를 실시간으로 관리한다. 이는 작물 재배관리 및 유통관리를 농가별 기상 및 토양 상태에 따라 과학적이고 객관적인 의사결정 지원을 통해 수행될 수 있다는 것을 의미한다. 또한, 지자체 단위의 작물 생산 현황을 파악하기 위한 정보들이 생산될 수 있을 것이다. 정보 생산 레이어에서는 기상 자료 처리 뿐만 아니라 작물 생육이나 병해충 발생 위험도를 추정하는 기능들이 포함된다. 이는, 개별 농가 단위에서 생산성 전망을 가능하게 하며, 궁극적으로는 유통관리에 활용될 수 있다. 정보 제공 레이어는 사용자가 자료를 직접 받아볼 수 있도록 지원하며 일반적인 개인용 컴퓨터뿐만 아니라 스마트폰이나 태블릿과 같이 모바일 기기를 통해서 정보제공 기능을 수행한다.

무선 센서 네트워크로부터 얻어지는 기상 관측 자료의 효율성을 높이기 위해, 관측값의 품질관리가 요구된다. 농가별로 설치되는 센서들은 국제적인 설치 표준을 만족시키는 수준에서 설치되지 않았을 가능성이 높다. 따라서, 무선 센서 네트워크로부터 관측된 값들에 대한 비교 검증을 통해 관측값들의 불확도를 최소화할 수 있는 방안이 마련되어야 한다. 특히, 특정 지역이나 국가수준에서 무선 센서 네트워크 관측값과 기상관측소 측정값이나 인공위성 측정값과의 비교 및 분석을 자동으로 수행할 수 있는 자료 처리 모듈을 개발하는 것이 필요하다. 이러한 모듈들은 개별 농가에서 수집된 기상자료들이 클라우드 시스템에 전송될 때 정보 시스템에서 자동으로 품질관리가 수행되도록 지원할 수 있을 것이다. 또한, 기상관측자료가 장기간 축적될 경우, 해당 지역의 기후적인 특성을 파악할 수 있기 때문에, 농업 생태계의 생산성을 추정하기 위해 유리하다(Chavas et al., 2009). 개별 농가에서 얻어지는 기상관측자료들을 오랜 시간동안 수집하고 관리하

기 위해, 기상자료 품질관리의 중요성이 더욱 더 높아질 것이다. 이는 농가 단위의 기상 관측값들에 대한 품질관리를 체계적으로 수행하기 위한 알고리즘들이 선행되어야 한다는 것을 의미한다.

IoT 기기로부터 얻어지는 자료들은 측정 변수의 종류에 따라 상당한 자료 처리가 요구될 수 있다. 특히, IoT 센서 노드들은 주로 낮은 연산 능력을 가진 오픈 소스형 하드웨어들과 통합되어 설치되기 때문에, 센서 노드에서 자료를 처리하고자 할 때, 다소 제약이 따른다. 또한, 다수의 센서 노드로 구성된 무선 센서 네트워크의 경우에는 동시 다발적으로 대용량의 자료가 전송될 수가 있어, 자료 전송에 있어 병목현상이 발생할 수 있다. 최근에는 이러한 문제들을 완화하기 위해, 포그 컴퓨팅이 도입되고 있다. 포그 컴퓨팅은 대규모 서버가 아닌 지리적으로 가까이 있는 전산자원들을 활용하여 적은 지연속도로 작업을 처리할 수 있도록 지원하는 시스템이다(Bonomi *et al.*, 2012). 예를 들어, Tzounis *et al.*(2017)은 무선 센서 네트워크와 IoT 기술들에 의해 농업 분야가 상당한 영향을 받을 수 있으며, IoT 센서로부터 생산되는 대량의 자료를 처리하기 위해 클라우드뿐만 아니라 포그 컴퓨팅 기술이 활용될 수 있을 것으로 전망하였다. 개별 농가에 설치된 IoT 기기들로부터 얻어지는 빅데이터들이 농가나 농촌 커뮤니티 수준에서 처리되고, 이렇게 가공된 정보들이 농업 기상 서비스 시스템으로 전송될 때, 보다 효율적으로 작물의 재배관리 및 유통관리를 위한 정보들이 생산될 수 있을 것이다.

농업 기상 정보 서비스들은 주로 웹서버를 통해 정보가 제공된다(Jensen *et al.*, 2000; Stefanski and Sivakumar, 2007). 농업 기상 자료의 접근성을 높이기 위해, 웹브라우저 뿐만 아니라 사용자가 손쉽게 자료를 검색하고 획득할 수 있는 모바일 어플리케이션의 개발이 요구된다. 예를 들어, 웹서버로부터 사용자에게 기상자료를 자동으로 제공하는 어플리케이션이 다양한 컴퓨팅 플랫폼에 개발될 수 있다. 예를 들어, Lee *et al.*(2015)은 개인용 컴퓨터에서 Web Crawling 방식으로 기상청 홈페이지에서 기상자료를 수집하는 WiseDownloader를 개발하였다. 웹서버와 호환되는 API (Application Programming Library)를 사용할 경우, 스마트폰과 같은 모바일 플랫폼에서도 기상자료를 직접 다운로드 받을 수 있는 도구를 손쉽게 개발할 수 있다. 특히, 기상청은 기상자료 개방 포털 (<http://data.kma.go.kr>)로부터 사용자가 원하는 지점과

기간 동안의 기상자료를 수집할 수 있도록 지원하기 위해 REST (REpresentational State Transfer) 방식의 Open-API를 개발하였다. 따라서, 농업 기상 서비스 시스템 역시 이와 유사한 API를 지원한다면 사용자가 편리하게 기상 정보를 수집할 수 있는 사용하는 클라우드 소프트웨어 개발이 용이하게 될 것이다.

농업 기상 정보를 제공하기 위한 어플리케이션에는 기상 자료뿐만 아니라 작물 생육 모형과 같은 농업 생태계의 생산성을 예측할 수 있는 모형을 탑재하는 것이 유리하다. 개별 농가에서 농업 기상 관측 자료는 단순한 참고자료로 사용될 가능성이 높다. 반면, 작물의 생육이나 병해충을 예측할 수 있는 모형들이 농업 기상 자료와 같이 제공된다면, 농가별 재배관리 조건에서 생산성이나 위험 양상을 모의결과를 통해 파악할 수 있다. 예를 들어, 저온, 고온 및 병해충과 같은 작물의 상당한 피해를 입힐 수 있는 환경 및 생물학적 요인들을 예측하고 이와 관련된 재배관리 정보를 제공할 수 있다. 이러한 모형들이 웹서버에 탑재될 때, 관리의 편이성 등 여러 장점들이 존재한다. 그러나, 농업 기상 정보 시스템을 구축할 때, 농가단위의 기상 정보를 제공하기 위해 상당한 전산 자원이 요구되며, 모형 구동을 위한 추가적인 연산능력을 부여하는 것은 실용적이지 못할 개연성이 있다. 그 결과로 동시 다발적으로 모형 구동이 요청될 때, 농업 기상 서비스 시스템에 할당된 전산자원이 부족하여 처리 시간이 지연되고, 이는 사용자의 편의성을 저해하는 요인으로 작용할 수 있다. 따라서, 기상자료를 제공하는 웹서비스와 모형 구동을 위한 모바일 어플리케이션을 독립적으로 구축하여 실시간 정보 서비스를 제공하는 것이 유리할 것으로 보인다. 예를 들어, 농촌진흥청에서 운영하고 있는 농업 재해 조기경보 서비스 시스템의 경우, 공간적인 기상자료를 활용하여 작물의 생육단계나 기상 위험도 등을 예측 정보를 제공하는 서비스가 제공되고 있다(<http://new.agmet.kr>). 이러한 정보 서비스 시스템에 기상자료 다운로드를 위한 API를 구축하고, 농가 단위에서 생산성 예측뿐만 아니라 재해 방지 및 농업 보험의 피해 산정을 지원하는 모바일 어플리케이션을 개발한다면, 사용자들이 보다 손쉽게 농업 기상 정보를 활용할 수 있을 것이다.

기상정보 서비스의 활용도를 제고하기 위해서는 재배관리를 위한 환경 자료뿐만 아니라 농가의 경영관리를 위한 농산물 시장 가격 동향자료를 제공할 수 있는 서비스와 연계될 수 있도록 시스템을 구축하여야 할

것이다. 예를 들어, 전년대비 생산량의 증감 예측과 현재 시점의 농산물 가격 정보를 기반으로, 예상되는 소득 정보를 제공할 수 있다. 재해가 발생하더라도 안정적인 소득을 보장하기 위한 농업 보험이 확대되고 있다. 또한, 농업 직불금과 관련된 정책 및 체계들이 정비되고 있다. 농업 보험이나 직불금은 재배관리 정보에 기초하여 지급체계를 구축하는 것이 합리적이다. 따라서, 농업 기상 정보 시스템에 영농일지와 같은 재배관리 정보를 관리할 수 있는 시스템을 연계하여, 관련 정보의 추가, 수정 및 삭제가 가능하도록 개발이 된다면, 기상 정보뿐만 아니라 농가 경영 전반에 걸친 정보를 관리할 수 있는 시스템으로 확대될 수 있을 것이다. 또한, 정보 시스템의 사용자 인터페이스를 농촌 공동체, 영농법인, 개별 농가 및 소비자별로 구분하여 구성할 경우, 정보 수요자가 요구하는 정보를 맞춤형으로 제공할 수 있을 것이다.

적 요

기상 및 기후 정보를 활용하여 기후변화에 대응하기 위한 기후 스마트 농업을 도입하기 위한 노력이 진행되어 왔다. 기후 스마트 농업을 실현하기 위해 농가별 기상자료 수집 및 관리가 요구된다. 4차 산업혁명 시대의 주요한 기술인 IoT, 인공지능, 및 클라우드 컴퓨팅 기술들이 농가 단위의 기상정보 생산에 적극적으로 활용될 수 있다. 저비용과 저전력 특성을 가진 IoT 센서들로 무선 센서 네트워크를 구축할 경우, 농가나 농촌 공동체 수준에서 농업 생태계의 생산성을 파악할 수 있는 기상관측자료의 수집 및 분석이 가능하다. 무선 센서 네트워크를 통해 자료가 수집될 수 있는 공간적인 범위를 특정 농가보다는 농촌 공동체 수준으로 확대하여 IoT 기술의 수혜 농가를 확대하고 아울러 상세기상정보의 생산 및 검증에 활용가능한 농업기상 빅데이터 구축이 필요하다. 기존에 개발되어 보급되고 있는 전자기후도를 활용하여, 농가 단위의 기상 추정 자료가 제공되고 있다. 이들 자료의 신뢰성을 향상시키고, 기존의 서비스 체계에서 제공되지 않고 있는 기상 변수들을 지원하기 위해 심층신경망과 같은 인공지능 기술들이 도입되어야 할 것이다. 시스템 구축의 비용 절감 및 활용성 증대를 위해 클라우드 및 포그 컴퓨팅 기술을 도입하여 농업 기상 정보 서비스 시스템이 설계되어야 한다. 또한, 기상자료와 농산물 가격 정보와 같은 환경자료와 경영정보를 동시에

제공할 수 있는 정보 시스템을 구축하여 활용도가 높은 농업 기상 서비스 시스템이 구축되어야 할 것이다. 이와 함께, 농업인 뿐만 아니라 소비자까지도 고려된 모바일 어플리케이션의 설계 및 개발을 통해, 4차 산업혁명의 주요 기술들이 농업 분야에서 확산될 수 있도록 지속적인 노력이 필요하다. 이러한 정보 시스템은 농업 분야 이해당사자에게 수요자 맞춤형 농림기상 정보를 제공하여 기후스마트 농업 관련 기술의 개발과 도입을 촉진시킬 수 있을 것이다.

감사의 글

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ009860012014)의 지원에 의해 이루어진 것임.

REFERENCES

- Adair, E. C., L. Barbieri, K. Schiavone, and H. M. Darby, 2019: Manure application decisions impact nitrous oxide and carbon dioxide emissions during mon-growing season thaws. *Soil Science Society of America Journal* **83**(1), 163pp.
- Bai, X., Z. Wang, L. Zou, and F. E. Alsaadi, 2018: Collaborative fusion estimation over wireless sensor networks for monitoring CO₂ concentration in a greenhouse. *Information Fusion* **42**, 119-126.
- Barnett, B. J., and O. Mahul, 2007: Weather index insurance for agriculture and rural areas in lower-income countries. *American Journal of Agricultural Economics* **89**(5), 1241-1247.
- Besharat, F., A. A. Dehghan, and A. R. Faghieh, 2013: Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **21**, 798-821.
- Bonomi, F., R. Milito, J. Zhu, and S. Addepalli, 2012: Fog computing and its role in the internet of things, *Proceedings of the first edition of the MCC workshop on Mobile cloud computing*, ACM, 13-16.
- Çelik, Ö., A. Teke, and H. B. Yıldırım, 2016: The optimized artificial neural network model with Levenberg-Marquardt algorithm for global solar radiation estimation in Eastern Mediterranean Region of Turkey. *Journal of Cleaner Production* **116**, 1-12.
- Chavas, D. R., R. C. Izaurralde, A. M. Thomson, and X. Gao, 2009: Long-term climate change impacts on agricultural productivity in eastern

- China. *Agricultural and Forest Meteorology* **149**(6-7), 1118-1128.
- Choi, M.-H., J.-I. Yun, U. R. Chung, and K.-H. Moon, 2010: Performance of Angstrom-Prescott Coefficients under different time scales in estimating daily solar radiation in South Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **12**(4), 232-237.
- Coates, R. W., M. J. Delwiche, A. Broad, and M. Holler, 2013: Wireless sensor network with irrigation valve control. *Computers and Electronics in Agriculture* **96**, 13-22.
- Davcev, D., K. Mitreski, S. Trajkovic, V. Nikolovski, and N. Koteli, 2018: IoT agriculture system based on LoRaWAN. 1-4.
- Dimatteo, S., P. Hui, B. Han, and V. O. K. Li, 2011: Cellular traffic offloading through WiFi networks. 192-201.
- Foughali, K., K. Fathallah, and A. Frihida, 2018: Using cloud IOT for disease prevention in precision agriculture. *Procedia Computer Science* **130**, 575-582.
- Freebairn, J. W., and J. W. Zillman, 2002: Economic benefits of meteorological services. *Meteorological Applications* **9**(1), 33-44.
- Frere, M., and G. Popov, 1979: *Agrometeorological crop monitoring and forecasting*, FAO.
- Gleason, M. L., S. K. Parker, R. E. Pitblado, R. X. Latin, D. Speranzini, R. V. Hazzard, M. J. Maletta, W. P. Cowgill, and D. L. Biederstedt, 1997: Validation of a commercial system for remote estimation of wetness duration. *Plant Disease* **81**(7), 825-829.
- Gubbi, J., R. Buyya, S. Marusic, and M. Palaniswami, 2013: Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems* **29**(7), 1645-1660.
- Gutierrez, J., J. F. Villa-Medina, A. Nieto-Garibay, and M. A. Porta-Gandara, 2014: Automated irrigation system using a wireless sensor network and GPRS module. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **63**(1), 166-176.
- Hansen, J. W., A. Potgieter, and M. K. Tippett, 2004: Using a general circulation model to forecast regional wheat yields in northeast Australia. *Agricultural and Forest Meteorology* **127**(1-2), 77-92.
- Heble, S., A. Kumar, K. V. V. D. Prasad, S. Samirana, P. Rajalakshmi, and U. B. Desai, 2018: A low power IoT network for smart agriculture. 609-614.
- Hollis, D., M. McCarthy, M. Kendon, T. Legg, and I. Simpson, 2019: HadUK-Grid—A new UK dataset of gridded climate observations. *Geoscience Data Journal*.
- Hyun, S., and K. S. Kim, 2016: Assessment of the Angstrom-Prescott Coefficients for estimation of solar radiation in Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **18**(4), 221-232.
- Hyun, S., and K. S. Kim, 2017: Estimation of heading date for rice cultivars using ORYZA (v3). *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **19**(4), 246-251.
- Ivanov, S., K. Bhargava, and W. Donnelly, 2015: Precision farming: Sensor analytics. *IEEE Intelligent Systems* **30**(4), 76-80.
- Jang, K., S. Kang, J. Kimball, and S. Hong, 2014: Retrievals of all-weather daily air temperature using MODIS and AMSR-E data. *Remote Sensing* **6**(9), 8387-8404.
- Jensen, A. L., P. S. Boll, I. Thysen, and B. K. Pathak, 2000: PI@nteInfo® — a web-based system for personalised decision support in crop management. *Computers and Electronics in Agriculture* **25**(3), 271-293.
- Jha, P. K., P. Athanasiadis, S. Gualdi, A. Trabucco, V. Mereu, V. Shelia, and G. Hoogenboom, 2019: Using daily data from seasonal forecasts in dynamic crop models for yield prediction: A case study for rice in Nepal's Terai. *Agricultural and Forest Meteorology* **265**, 349-358.
- Kang, D., S. Hyun, and K. S. Kim, 2019: Development of a deep neural network model to estimate solar radiation using temperature and precipitation. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(2), 85-96.
- Kendon, M., M. McCarthy, S. Jevrejeva, A. Matthews, and T. Legg, 2019: State of the UK climate 2018. *International Journal of Climatology* **39**(S1), 1-55.
- Kim, D.-J., and J. I. Yun, 2013: Improving usage of the Korea Meteorological Administration's digital forecasts in agriculture: 2. Refining the distribution of precipitation amount. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **15**(3), 171-177.
- Kim, K. S., 2002: Optimal weather variables for estimation of leaf wetness duration using an empirical method. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **4**(1), 23-28.

- Kim, K. S., 2011: Impact assessment of climate change by using cloud computing. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **13**(2), 101-108.
- Kim, K. S., S. E. Taylor, and M. L. Gleason, 2004: Development and validation of a leaf wetness duration model using a fuzzy logic system. *Agricultural and Forest Meteorology* **127**(1-2), 53-64.
- Kim, K. S., S. E. Taylor, M. L. Gleason, and K. J. Koehler, 2002: Model to enhance site-specific estimation of leaf wetness duration. *Plant Disease* **86**(2), 179-185.
- Kim, K. S., S. E. Taylor, M. L. Gleason, F. W. Nutter Jr, L. B. Coop, W. F. Pfender, R. C. Seem, P. C. Sentelhas, T. J. Gillespie, and A. Dalla Marta, 2010: Spatial portability of numerical models of leaf wetness duration based on empirical approaches. *Agricultural and Forest Meteorology* **150**(7-8), 871-880.
- Kim, S.-O., D.-J. Kim, J.-H. Kim, and J. I. Yun, 2013: Improving usage of the Korea Meteorological Administration's digital forecasts in agriculture: I. Correction for local temperature under the inversion condition. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **15**(2), 76-84.
- Kim, Y., R. G. Evans, and W. M. Iversen, 2008: Remote sensing and control of an irrigation system using a distributed wireless sensor network. *IEEE transactions on instrumentation and measurement* **57**(7), 1379-1387.
- Kulau, U., S. Schildt, S. Rottmann, B. Gernert, and L. Wolf, 2015: Demo: PotatoNet -- Robust outdoor testbed for WSNs. 59-60.
- Langendoen, K., A. Baggio, and O. Visser, 2006: Murphy loves potatoes: Experiences from a pilot sensor network deployment in precision agriculture. *Proceedings 20th IEEE international parallel & distributed processing symposium*, IEEE, 8pp.
- Lee, C.-K., J. Kim, and K. S. Kim, 2015: Development and application of a weather data service client for preparation of weather input files to a crop model. *Computers and Electronics in Agriculture* **114**, 237-246.
- Lee, M.-h., K.-b. Eom, H.-j. Kang, C.-s. Shin, and H. Yoe, 2008: Design and implementation of wireless sensor network for ubiquitous glass houses. 397-400.
- Lee, M., J. Hwang, and H. Yoe, 2013: Agricultural production system based on IoT. 833-837.
- Madeira, A. C., K. S. Kim, S. E. Taylor and M. L. Gleason, 2002: A simple cloud-based energy balance model to estimate dew. *Agricultural and Forest Meteorology* **111**(1), 55-63.
- Mekala, M. S., and P. Viswanathan, 2019: CLAY-MIST: IoT-cloud enabled CMM index for smart agriculture monitoring system. *Measurement* **134**, 236-244.
- Mesas-Carrascosa, F. J., D. Verdú Santano, J. E. Meroño, M. Sánchez de la Orden, and A. García-Ferrer, 2015: Open source hardware to monitor environmental parameters in precision agriculture. *Biosystems Engineering* **137**, 73-83.
- Minet, J., Y. Curnel, A. Gobin, J.-P. Goffart, F. Mélard, B. Tychon, J. Wellens, and P. Defourny, 2017: Crowdsourcing for agricultural applications: A review of uses and opportunities for a farmsourcing approach. *Computers and Electronics in Agriculture* **142**, 126-138.
- Muller, C., L. Chapman, S. Johnston, C. Kidd, S. Illingworth, G. Foody, A. Overeem, and R. Leigh, 2015: Crowdsourcing for climate and atmospheric sciences: current status and future potential. *International Journal of Climatology* **35**(11), 3185-3203.
- Nikolidakis, S. A., D. Kandris, D. D. Vergados, and C. Douligeris, 2015: Energy efficient automated control of irrigation in agriculture by using wireless sensor networks. *Computers and Electronics in Agriculture* **113**, 154-163.
- Oh, J. H., 2018: A Study on the Public-private Governance on Risk Management for the 4th Industrial Revolution - Focusing on the Role of Private Experts in the Early Warning System. *Crisis and Emergency Management: Theory and Praxis* **14**(1), 57-75.
- Ojha, T., S. Misra, and N. S. Raghuvanshi, 2015: Wireless sensor networks for agriculture: The state-of-the-art in practice and future challenges. *Computers and Electronics in Agriculture* **118**, 66-84.
- Park, J. S., Y. A. Seo, K. R. Kim, and J.-C. Ha, 2018: Evaluating the prediction models of leaf wetness duration for citrus orchards in Jeju, South Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **20**(3), 262-276.
- Pierce, F. J., and T. V. Elliott, 2008: Regional and on-farm wireless sensor networks for agricultural systems in Eastern Washington. *Computers and Electronics in Agriculture* **61**(1), 32-43.
- Popović, T., N. Latinović, A. Pešić, Ž. Zečević, B.

- Krstajić, and S. Djukanović, 2017: Architecting an IoT-enabled platform for precision agriculture and ecological monitoring: A case study. *Computers and Electronics in Agriculture* **140**, 255-265.
- Prescott, J. A., 1940: Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. *Transactions of the royal society of Royal Society of South Austral alia* **46**, 114-118.
- Rad, C.-R., O. Hancu, I.-A. Takacs, and G. Olteanu, 2015: Smart monitoring of potato crop: a cyber-physical system architecture model in the field of precision agriculture. *Agriculture and Agricultural Science Procedia* **6**, 73-79.
- Reche, A., S. Sendra, J. R. Díaz, and J. Lloret, 2014: A smart M2M deployment to control the agriculture irrigation, *International conference on ad-hoc networks and wireless*, Springer, 139-151.
- Rosenzweig, C., J. Elliott, D. Deryng, A. C. Ruane, C. Müller, A. Arneth, K. J. Boote, C. Folberth, M. Glotter, N. Khabarov, K. Neumann, F. Piontek, T. A. M. Pugh, E. Schmid, E. Stehfest, H. Yang, and J. W. Jones, 2014: Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. *Proceedings of the National Academy of Sciences* **111**(9), 3268-3273.
- Ruane, A. C., R. Goldberg, and J. Chryssanthacopoulos, 2015: Climate forcing datasets for agricultural modeling: Merged products for gap-filling and historical climate series estimation. *Agricultural and Forest Meteorology* **200**, 233-248.
- Running, S. W., R. R. Nemani, F. A. Heinsch, M. Zhao, M. Reeves, and H. Hashimoto, 2004: A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *Bioscience* **54**(6), 547-560.
- Song, J., S.-J. Lee, M. Kang, M. Moon, J.-H. Lee, and J. Kim, 2015: High-resolution numerical simulations with WRF/Noah-MP in Cheongmicheon farmland in Korea during the 2014 special observation period. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **17**(4), 384-398.
- Srbínovska, M., C. Gavrovski, V. Dimcev, A. Krkoleva, and V. Borozan, 2015: Environmental parameters monitoring in precision agriculture using wireless sensor networks. *Journal of Cleaner Production* **88**, 297-307.
- Stefanski, R., and M. V. K. Sivakumar, 2007: World AgroMeterological Information Service (WAMIS). *Meteorological Applications* **13**(S1).
- Stočes, M., J. Vaněk, J. Masner, and J. Pavlík, 2016: Internet of Things (IoT) in agriculture - Selected aspects. *Agris on-line Papers in Economics and Informatics* **VIII**(1), 83-88.
- Tadesse, G., and G. Bahiigwa, 2015: Mobile phones and farmers' marketing decisions in Ethiopia. *World development* **68**, 296-307.
- Thornton, P. E., M. M. Thornton, B. W. Mayer, N. Wilhelmi, Y. Wei, R. Devarakonda, and R. Cook, 2012: Daymet: Daily surface weather on a 1 km grid for North America, 1980-2008. *Oak Ridge National Laboratory (ORNL) Distributed Active Archive Center for Biogeochemical Dynamics (DAAC)*.
- Tzounis, A., N. Katsoulas, T. Bartzanas, and C. Kittas, 2017: Internet of Things in agriculture, recent advances and future challenges. *Biosystems Engineering* **164**, 31-48.
- Vasisht, D., Z. Kapetanovic, J. Won, X. Jin, R. Chandra, S. Sinha, A. Kapoor, M. Sudarshan, and S. Stratman, 2017: Farmbeats: An iot platform for data-driven agriculture. *14th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and Implementation ({NSDI} 17)*, 515-529.
- Vuran, M. C., A. Salam, R. Wong, and S. Irmak, 2018: Internet of underground things: Sensing and communications on the field for precision agriculture. 586-591.
- Yoo, B. H., K. S. Kim, and J. Lee, 2019: The use of MODIS atmospheric products to estimate cooling degree days at weather stations in South and North Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(2), 97-109.
- Yun, J.-I., 2010: Agroclimatic maps augmented by a GIS technology. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **12**(1), 63-73.
- Yun, J. I., S.-O. Kim, J.-H. Kim, and D.-J. Kim, 2013: User-specific agrometeorological service to local farming community: a case study. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **15**(4), 320-331.
- Zhao, G., S. Siebert, A. Enders, E. E. Rezaei, C. Yan, and F. Ewert, 2015: Demand for multi-scale weather data for regional crop modeling. *Agricultural and Forest Meteorology* **200**, 156-171.
- Zhu, W., A. Lú, S. Jia, J. Yan, and R. Mahmood, 2017: Retrievals of all-weather daytime air temperature from MODIS products. *Remote Sensing of Environment* **189**, 152-163.