반도체디스플레이기술학회지 제22권 제1호(2023년 3월)
Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 22, No. 1. March 2023.

농업에서의 ICT와 인공지능을 활용한 연구 개발 현황 조사

강선호[*†]
[*†]호서대학교 전자공학과

A Survey of The Status of R&D Using ICT and Artificial Intelligence in Agriculture

Seonho Khang[*†]
[*†]Associate Professor, Dept. of Electronic Engineering, Hoseo University

ABSTRACT

Agriculture plays an industrial and economic role, as well as an environmental and ecological conservation role, group harmony and the inheritance of traditional culture. However, no matter how advanced the industry is, the basic food necessary for human life can only be produced through the photosynthesis of plants with natural resources such as the sun, water, and air. The Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) predicts that the world's population will increase by another 2 billion people by 2050, and it faces a myriad of complex and diverse factors to consider, including climate change, food security concerns, and global ecosystems and political factors. In particular, in order to solve problems such as increasing productivity and production of agricultural products, improving quality, and saving energy, it is difficult to solve them with traditional farming methods. Recently, with the wind of the 4th industrial revolution, ICT convergence technology and artificial intelligence have been rapidly developing in many fields, but it is also true that the application of new technologies is somewhat delayed due to the unique characteristics of agriculture. However, in recent years, as ICT and artificial intelligence utilization technologies have been developed and applied by many researchers, a revolution is also taking place in agriculture. This paper summarizes the current state of research so far in four categories of agriculture, namely crop cultivation environment management, soil management, pest management, and irrigation management, and smart farm research data that has recently been actively developed around the world.

Key Words : ICT, AI, Big Data, Computer Vision, CNN, RNN, Reinforcement Learning, Smart Farm

1. 서 론

4차 산업혁명의 진행 속도는 COVID19로 인해 우리의 일상을 포함하여 모든 산업 분야에 혁신적인 변화를 일으키고 있다. 과거의 자동화 기술로 지속적인 발전을 거듭한 산업 분야는 4차 산업혁명의 핵심적인 기술인 IoT를 이용한 빅데이터와 인공지능으로 초연결 및 지능화된 산업으로의 발전이다. 이러한 4차 산업혁명 기술은 인류 역사에서 가장 오래되고 노동 집약적 산업인 농업에도 새로운 변화를 불러오고 있다.

그러나 2022년에 발표한 유엔식량농업기구(FAO) 보고서에 따르면 전 세계 인구는 2050년까지 100억 명까지 증가할 것으로 예상하고 식량 공급을 위한 글로벌 역량은 위협받고 있다고 보고하고 있으며 인구 증가와 도시화, 거시경제적 불안정, 빈곤과 불평등, 지정학적 긴장과 갈등, 천연자원을 둘러싼 치열한 경쟁, 기후변화 등의 추세

[†]E-mail: samkhang@hoseo.edu

가 사회경제 시스템을 혼란에 빠뜨리고 환경 시스템을 파괴하고 있으며 이러한 추세를 반전시킬 수 있는 의미 있는 노력이 이루어지지 않는다면 이는 전례 없는 어려운 도전이 될 것으로 보고하고 있다[1].

농업의 직접적인 활동의 측면에서도 기후 변화에 따른 작물 재배 환경 문제, 토양 관리 문제, 병충해 관리 문제, 관개 용수 부족과 같은 많은 문제에 직면해 왔다. 그러나 타 산업군에서의 기술 발전에 비해 농업에서 현재 적용되고 있는 제어기는 대부분 On/Off 제어나 PID제어를 사용하고 있다. 따라서 온도나 습도, CO_2, 환기 등의 제어는 개별 요소로 독립변수 제어만 가능하여 환경을 정밀하고 효율적으로 제어하기에 어려운 단점이 있다. 또한 현재의 ICT 기술을 적용하고 있는 농가에서도 원격 모니터링 및 원격 제어 정도의 기술 수준으로 여전히 농업 현장의 모든 의사 결정은 경험이 많은 농업 전문가에 의해 이루어지고 있으며 농촌의 인구 감소와 농업인의 고령화에 따른 농업 전문가의 감소로 향후 농산업에 큰 문제로 대두되고 있다.

이러한 문제점을 보완 또는 해결하기 위해 많은 연구가 진행되고 있으며 본 논문에서는 농업과 관련한 작물 재배 환경 관리, 토양 관리, 병충해 관리, 관개 관리 등, 분야별로 연구 논문들을 정리하고 최근에 세계 각국에서 적극적인 개발하고 있는 스마트팜 관련 연구 자료도 정리하였다.

2. 본 론

2.1 작물 재배 환경 관리

농작물의 생장과 발육에는 빛, 온도, 습도, CO_2 함량 그리고 토양과 미생물 환경 등 여러 요인이 영향을 준다. 이중에서 빛, 온도, 습도 그리고 CO_2 함량이 작물 재배 환경의 주요 요소로 주로 탄소동화작용, 호흡작용, 증산작용 등 식물의 생리적 작용에 영향을 주며 농작물의 생산량과 품질에 가장 큰 영향을 주는 요소들이다. 일반적으로 비정상적으로 낮거나 높은 온도 또는 습도에 노출된 식물은 스트레스로 인해 질병 또는 고사할 수 있으며 농가에 상당한 경제적 손실을 초래할 수 있다. 노지 농업의 경우는 재배 환경 제어가 불가능하여 농업 결과는 기후 변화에 따른 영향이 절대적이지만, 시설 재배 농업의 경우는 조명, 온도, 습도, CO_2, 환기 등의 실내 재배 환경 제어가 가능하다.

Lee 등은 기존 식물공장의 조명에서 배광특성과 방열특성을 개선한 LED 조명 모듈을 소개하였다[2]. 제안된 식물 성장용 LED 조명 모듈은 터널등 모듈에 적용되고 있는 광학렌즈를 활용하여 배광 특성을 개선하였고 시설 농가의 비닐하우스를 모델링하여 광학 시뮬레이션 프로그램인 Relux를 이용하여 검증하였다. 그리고 식물의 성장시기와 종류에 따른 LED 조명을 무선으로 제어할 수 있는 앱을 제작하여 농가의 편리성을 제공할 수 있도록 하였다.

Bartazanas 등은 온실의 측면에 방충망이 있을 때 환기 과정에 대한 수치해석 결과를 제시 하였다[3]. 목적은 방충망이 온실 내부의 공기 흐름과 온도 분포 패턴에 어떤 영향을 미치는지 조사였다. 온실 내부의 최대 풍속 값은 방충망 근처에서 관찰되었으며, 반면에 온실 중앙에서 풍속이 가장 낮았다. 방충망으로 인해 풍량은 절반으로 줄었다. 이러한 차이는 작물이 있는 위치에서도 중요했으며, 따라서 방충망은 작물과 공기 사이에서 의미 있는 영향을 끼쳤다. 유입 공기의 방향도 온실 내부의 기후 조건에 상당한 영향을 끼치고 있음을 보였다. 따라서 온실 시설을 설계할 때 내부 환기도 중요 고려 사항임을 보였다[4].

S. Nam 등은 포그 분사와 공기 유동 조건하에서 주변 환경요인과 엽온과의 관계를 도출하기 위하여 다중회귀분석을 실시하였다[5]. 엽온과 주변 온도차에 대한 최적의 회귀방정식은 일사량, 풍속, 포차(VPD, Vapor pressure deficit)를 모두 고려하였다. 실험에서 온실의 온습도, 일사량, 풍속을 측정하면 엽온을 추정할 수 있다. 토마토 재배온실의 고온기 작물 스트레스 경감을 위한 환경조절에 활용할 수 있을 것으로 판단하였다.

Chen 등은 에너지 절약 및 시스템 성능을 위해 CFD(Computational Fluid Dynaminc)와 EPM(Energy Prediction Model)을 이용한 새로운 온실 난방 제어 방법을 제안하였다[6]. 오프라인 CFD 시뮬레이션의 FCU(Fan coil unit) 루프 우선 순위와 결합하여 Surface Water Source Heat Pumps System (SWSHHPS)이 있는 온실의 CFD-EPM 기반 난방 제어 시스템을 개발했다. 기존의 다중 구역 독립 제어(CMIC) 방법과 비교하여 에너지 절약은 8.7~15.1%이며 제어 온도 편차는 조사된 온실에서 0.1°~0.6℃로 감소하였다. 이 결과로 CFD-EPM 기반 방법이 기존의 시스템보다 정확한 온도 제어, 보다 빠른 응답 및 낮은 에너지 소비로 시스템 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다.

버섯 재배를 위한 기존의 유선 모니터링 시스템은 배선이 복잡하고 기능이 만족스럽지 못하며 자동화 레벨이 낮은 등의 단점이 있다. Guan 등은 ZigBee 기술을 이용한 무선 센서 네트워크 기반 식용 균류 재배를 위한 복합 환경 모니터링 시스템을 개발하였다[7]. 온, 습도 제어는 공조기의 On/Off 제어 방식으로 하였다. 복합 환경 모니터링 시스템의 효과 및 효율성을 검증하기 위해 여러 테스트를 수행하였다. 실험 결과 제안한 ZigBee 기술 기반 버섯 재배를 위한 복합 환경 모니터링 시스템은 환경 모니터

링을 위한 효과적인 솔루션임을 보였다.

Choi는 기존 시스템의 환경 변수 독립제어 방식에서 벗어나 에너지 최적화를 위해 새로운 방법을 제안하였고[8], 외부 환기를 통해 에너지를 소비하는 능동적 환경 제어를 최소화하는 것을 목표로 하였다. 이를 위해 외부 환기에 따른 온도, 습도, CO_2의 변화를 예측하기 위한 모델을 생성하고, 예측된 환경 변수 값을 이용하여 에너지 소비가 적은 제어 방법과 시간을 선택하도록 하였다. 제안된 환경 제어 방법의 에너지 효율성을 확인하기 위한 실험은 시뮬레이션을 통하여 이루어졌다. 시뮬레이션을 위하여 외부 환기에 대한 모델에 추가하여 기존 환경 제어 상태에서의 내부 온도 및 습도 변화 모델도 선형 회귀 모델로 학습을 진행하였다. 시뮬레이션을 통하여 에너지 소모가 큰 냉방기의 가동시간을 10%가량 줄일 수 있음을 보였다.

Dariouchy 등은 실제 토마토 농장의 외부 기후 데이터로부터 온실 내부 온도와 습도를 예측하기 위한 ANN(Artificial Neural Network) 모델 적용을 제시하였다[9]. 이 시스템은 1주 단위로 한 주 앞을 예측하도록 학습을 시켰다. 즉, 모델이 3주차 데이터를 예측하고, 이 데이터는 농장에서 획득한 실제 데이터로 수정이 되어지고 이 결과 데이터로 4주차 데이터를 예측하는 방법이다. 예측된 데이터와 측정된 데이터와의 비교 결과 고전적 회귀 모델에 비해 ANN 모델이 온실 내부의 기후 데이터를 예측하는데 더 적합함을 확인으로써 온실 관련된 복잡한 문제들을 처리하는데 유용하고 강력한 도구임을 보였다.

Jung은 온실의 재배 환경 변화를 예측하기 위해서 딥러닝 알고리즘을 적용하여 데이터 기반의 모델링을 수행하였다[10]. ANN, NARX 및 RNN-LSTM 모델은 온실 작물의 성장에 직접적인 영향을 미치는 온도, 습도 및 CO_2 농도 변화 예측 성능을 비교하였다. RNN-LSTM 모델은 각각 5% 이하의 SEP(Standard error of Prediction)로 세 가지 환경인자 예측 성능을 보였다. 추가적으로, CNN-LSTM을 활용하여 온실 환경 변화 예측에 적용하였는데, 입력 인자들의 정보를 시간열에 따라 2차원화하여 예측 모델을 설계하였다. 개발된 CNN-LSTM 기반의 환경 예측 모델은 RNN-LSTM모델과 비교하여 우수한 성능을 확인하였다. 이 연구의 결과는 온실 제어에서 딥러닝 기반 예측 모델의 적용 가능성 및 환경해석에 도움이 될 것으로 판단하였다.

일반적으로 스마트팜은 환기팬, 차광막, 수분 공급, 조명, 살충제 살포, 영양공급, 수확시기 등 많은 요소들의 구동과 제어를 위한 복잡한 의사결정이 필요한 시스템이다. Ban 등은 단 한 요소의 동작이 시스템 내부의 많은 요소에 영향을 주는 복잡한 환경 제어를 위해 PID 제어와 Actor-Critic network를 갖는 DQN에 대해 성능 비교를 하였다[11]. 이것은 복잡한 규칙도 Action-value function뿐만 아니라 Policy gradient에 대해서도 자연스럽게 학습되어 Agent가 적절한 Policy와 향후 Reward를 동시에 알 수 있기 때문으로 본 논문에서는 복잡한 스마트팜 환경제어에 Actor-critic policy gradient 방법을 제안하고 제어 가능성을 보였다.

2.2 토양 관리

유엔식량농업기구(FAO)는 현재 전 세계 육지면적의 38%에 해당하는 50억 헥타르의 땅이 농업 및 관련 활동에 이용되고 있으나 향후 2050년까지 인구증가 속도에 비해 농토는 4% 정도만 증가될 것으로 예측하고 있다. 특히 토양은 성공적인 농업의 중요한 부분으로 작물 재배에 사용되는 영양분의 원천이며 물, 영양분 및 단백질을 저장하여 적절한 작물 성장 및 개발에 사용할 수 있도록 해준다[12]. 그러나 단순히 수확량의 증대 목적만으로 과다한 화학비료와 농약 사용으로 농토는 갈수록 산성화가 심화되고 있어 토양 성능을 개선시키기 위한 노력도 필요하다.

또한 세계 각국은 기후위기의 극복 대안으로 탄소중립을 선언하고 중장기 전략을 수립하고 있다. 기후변화에 대응하려면 많은 양의 탄소를 저장하고 있는 토양에 대해서도 관심을 가지고 있으며 토양유기탄소 지도를 제작하는 등 많은 연구가 진행되고 있다. 토양유기물질이 생태계 기능 및 농작물 성장과 관련된 특성에 많은 영향을 주고 있기 때문에 토양 유기 탄소 관리가 핵심이다[13]. Li 등은 인공지능으로 지하수의 질산염 수준을 최적화하는 MOM(Management-oriented Modeling)을 제안하였다[14]. 동적 시뮬레이션 모델인 MOM은 질산염 침출을 최소화하고 옥수수 농장에서 생산과 이익이 최대화하는 목적으로 개발되었으며 질소와 관개 용수 관리의 균형도 맞출 수 있었다.

토양은 항상 재생 가능한 것이 아닌 천연 자원이기 때문에 오염된 토양의 위험 특성은 큰 관심사이다. 의사 결정 지원 시스템(Decision Support Systems)을 기반으로 하는 인공 지능(AI)은 오염된 토양 관리에 광범위한 적용을 위해 개발되었다. 이를 통해 인간 및 환경의 리스크로 오염된 토양을 특징화 하는데 적용되는 분류 도구를 개발했다. 다른 도구와 비교하였을 때 개발된 분류 도구는 관련된 리스크에 따라 토양을 분류하고 특징화 하는 뛰어난 툴임을 보였다[15].

제초제의 사용은 인간의 건강과 환경에도 직접적인 영향을 끼친다. 적절하고 정밀한 잡초관리를 통해 제초제 살포를 최소화할 필요가 있으며 인공지능 기법의 도입 시도되고 있다. Pasqual은 귀리, 보리, 라이밀(triticale) 및 밀과 같은 작물에서 잡초를 식별하고 제거하기 위한 규칙

기반 전문가 시스템(Weed Adviser)을 개발하였다[16].

Sicatet 등은 GIS를 사용하여 농지 적합성 분류를 위한 농부 지식(FK, Farmer Knowledge)의 퍼지 모델링을 하였다[17]. 특정 작물에 대한 토지의 적합성 요소로서, 작기(Cropping season), 토양 색상, 토성(soil texture), 토양 깊이 및 경사를 중요도의 내림차순으로 고려하였다. 농부의 지식을 사용하여 퍼지 시스템에 의해 생성된 토지 적합성 지도에 따라 작물을 추천하는 퍼지 기반 시스템을 모델링했다. 연구 결과는 최적의 토지 이용 계획에 유용한 정보를 제공할 수 있는 농부 지식 기반의 농지 적합성 분류에서 퍼지 모델링의 유용성을 보였다.

전문가 시스템이 특정 지역에 적용될 때 이 지역에서의 특정 조건에 맞게 전문가 시스템을 미세한 조정할 필요가 있다. 이 전문가 시스템은 맥아보리 재배를 위한 관개, 비료, 제초제 살포용으로 개발이 되어 있다[18]. Broner 등은 ANN으로 조정하는 방법을 제안하였으며 특정 지역의 데이터가 포함된 학습데이터로 다시 학습을 하여 그 지역에 적합하게 전문가 시스템으로 조정하는데 적합한 모델을 제안하였다[19]. 논농사에서 관개 일정과 수자원 관리를 위해 토양속의 수분을 모니터링할 필요가 있다.

Arif 등은 제한된 기상자료를 이용한 ANN 모델을 제안하였다[20]. 이 모델은 기온에 따른 증발산 량과 강수량을 입력으로 하여 토양 수분을 예측하였고 R^2 값이 0.8~0.73로 ANN 모델은 제한된 기상 데이터로도 토양 수분을 안정적으로 추정함을 보였다.

2.3 병충해 관리

농작물에 있어 해충은 농부에게 심각한 경제적 손실을 입히는 요소이다. 지금까지 수십년 동안 이 해충을 식별하고 방제 조치를 제안할 수 있는 시스템 개발을 해왔으나 환경관리, 관개, 작물 모니터링등 타 분야에 비해 첨단 기술 개발이 느리게 진행되고 있는 분야이다. 농부들은 일반적으로 시각과 전문 지식을 사용하여 동일하게 보이는 다양한 종류의 해충을 구별하지만 정확도는 다소 떨어진다.

이 현실적인 문제에 대해 Sourav 등은 전이 학습(Transfer Learning) 및 Deep-CNN을 기반으로 황마 해충에 대한 지능형 식별 모델을 제안하였다[21]. 제안된 Deep-CNN 모델은 이미지를 기반으로 황마 해충의 빠르고 정확한 자동 식별을 실현할 수 있었다. Deep-CNN 모델은 ImageNet 데이터베이스에서 VGG19 CNN을 통해 전이학습에 의해 훈련되었고 4가지의 대표적인 황마 해충의 구조화된 이미지 데이터 세트도 확립되었다. 이 모델은 가장 중요한 네 가지 황마 해충 종류에 대해 95.86%의 최종 정확도를 보였다.

Pasqual 등은 지식공학 기술을 사용하여 곤충을 식별하고 농부에게 방재 전략을 제안해 줄 수 있는 규칙 기반 전문가 시스템(PEST-Pest Expert SysTem)을 제안하였다[22]. Mozny 등는 호프를 관리할 수 있는 단순화된 시뮬레이션 모델을 제안하였다[23]. 모델은 노균병(Downy midew)에 의한 영향과 바구미(Weevil)의 출현 날짜 그리고 호프 농장의 진딧물 초기 공격에 대한 대략의 정보를 제공하였고, 기상 데이터를 입력하면 호프의 질병 진행 상황을 추적할 수 있었다.

Knight 등은 콩류에 진딧물(Aphis fabae) 발생을 예측하기 위한 의사 결정 시스템을 제안하였고, Mahaman 등은 가지과 작물의 통합 해충 관리를 위한 진단용 규칙기반 전문가 시스템(DIARES-IPM)을 제안하여 비전문가도 해충(곤충, 질병, 영양결핍, 익충 등)을 식별하고 적절한 조치법을 제안하는 시스템을 개발하였다[24,25]. 이 시스템은 모든 진단 지식이 통합 지식 기반에 포함되어 다른 채소 작물에도 적용할 수 있으며, 약간의 수정으로 다른 농업 생태계의 해충 진단 및 해충 위험 평가가 가능하도록 개발되었다.

Patricio 등과 Liu 등은 진드기(Aphids)의 개체수를 모니터링하기 위해 SVM, MSER 알고리즘과 HOG(Histograms of Gradient)를 조합한 SMH(Support Vector Machine) 방법을 제안하였다[26,27]. 이 방법은 진드기를 탐지하는 다른 5가지 방법과 비교하여 우수한 검출 성능을 입증하였다.

Lee 등은 딥러닝 기술과 드론으로 촬영한 영상을 바탕으로 식물의 이상을 탐지하고 농업 종사자들에게 정보를 제공해줄 수 있는 시스템을 제안하였다[28]. 개발된 시스템은 97%의 정확도로 식물의 이상을 탐지하고 지도에 GPS 좌표와 탐지된 영상을 표시하였다.

2.4 관개 관리

우리나라에서 지하수는 국민의 주요 식수원으로 자리 잡고 있는 것은 물론이고, 각종 용수(생활용수, 농업용수, 공업용수)에도 활발히 이용되고 있다. 국가 지하수 관리 기본 계획에 의하면 2012년 현재 연간 약 40억 톤의 지하수 가 이용되고 있는데, 우리나라 전체 수자원 이용량의 약 12%에 해당된다(MOLTM·K-Water, 2012). 따라서 국내에 부존하고 있는 지하수에 대한 오염취약성 평가는 지하수의 보전과 관리에서 매우 중요하다고 할 수 있다.

Chung 등은 기존의 미국 환경청(EPA-600/2-86-035)에서 개발한 DRASTIC 모델을 개선한 기법으로 오염 취약성 평가 성능을 향상시켰다[29]. Meng 등은 농업 관개로 인한 지하수 오염 관리의 필요성에 대해 강조하였다[30]. 이 논문에서 지하수 오염 취약성은 DRASTIC 기법을 사용하여 물 침투 및 지하수로의 오염 물질 침투에 영향을 미치는 농업 활동을 고려하여 평가하였다. 농업 활동은 자연 상

태 지역에 비해 경작지의 물 침투량을 줄임으로써 본질적인 지하수 오염 취약성을 줄일 수 있는 반면 지하수 오염 위험은 살충제 및 비료 사용으로 인해 증가할 수 있다. 농업 활동이 지하수 오염 위험에 미치는 영향에 대한 정확한 평가는 경작지에서 필수적임을 강조하였다.

농업 부문은 전 세계의 가용 담수 자원의 85%를 소비한다. 그리고 이 비율은 인구 증가와 식량 수요 증가에 따라 빠르게 증가하고 있다. 이것은 관개에서 수자원의 적절한 사용을 위해 보다 효율적인 기술들을 개발할 필요가 있음을 역설하고 토양속의 센서를 이용하여 토양의 유전율을 계산하는 방법(Dielectric Method)과 고속중성자(Fast Neutron)를 이용하는 방법(Neutron Method)등 두가지로 토양 속의 수분함량을 측정하는 방법을 제안하였다[31].

효율성은 관개 시스템에서 가장 중요한 평가 지표이며 관리 의사결정에서 효율성 평가를 고려하는 것은 매우 중요하다. CE(Classical Efficiency)는 복귀 유량을 고려하지 않기 때문에 정확한 지표가 아니다. 본 논문에서는 효율의 새로운 개념으로 관개용수 손실의 일부를 복귀유량으로 고려한 SE(Sustainable Efficiency)를 적용하였고, 이는 물의 유입과 유출의 밸런스(Water Balance)와 복귀유량의 효율을 기반으로 하였다. 연구 지역의 기상 데이터, 작물 종류, 관개 용수량, 자연 및 인공 배수, 침투수 와 복귀 유량 등을 파라메터로 하여 CE 및 SE를 Meso 및 Micro수준으로 계산하였다. Micro Efficiency는 해당 지역의 대표 효율성이므로 미시적 수준의 물 생산성은 연구 지역의 물 생산성이라고 할 수 있으며 이를 바탕으로 연구 지역에서 물 관리 의사결정을 할 수 있었다. 이것은 효율성의 정확한 계산과 해당 지역의 물 생산성으로 관리 의사 결정에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다[32].

Kumar는 수자원 사용을 줄이고 효율성을 높이는 시스템을 개발하는 목적으로 다른 관개 방법에 대해 다루었다[33]. 비옥도 측정기(Fertility Meter) 및 PH 측정기와 같은 장치를 땅속에 설치하여 칼륨, 인, 질소와 같은 토양의 주요 성분비를 감지하여 토양의 비옥도를 결정하였다. 점적 관개를 위한 무선 기술을 통해 자동 식물 관개 장치를 설치하였으며 이 방법은 토양의 비옥도와 수자원의 효과적인 사용을 할 수 있음을 보였다.

Anand 등은 무선 센서(온,습도)의 실시간 데이터와 퍼지 로직을 사용한 지능형 점적관개 시스템(Drip Irrigation System)을 이용하여 농작물에 물과 비료 공급을 최적화 하였다[34]. 태양광 전지를 채택한 이 시스템은 수자원 절약 및 최적의 비료량를 공급할 수 있도록 물 공급량을 정확히 계산하였다. 또한 시스템 아키텍처가 매우 간단하여 모든 유형의 농작물에 대해 유용하게 사용할 수 있도록 하였다. Bennis 등은 WSAN(Wireless Sensor Actuator Networks)을 이용하는 점적 관개(Drip Irrigation) 시스템의 모델 아키텍처를 제시하였다[35]. 본 모델에는 관개 작동을 모니터링하기 위한 토양 수분, 온도 및 압력 센서가 포함되어 있다. WSAN은 우수한 QoS(Quality of Service)를 위해 우선순위 기반의 라우팅 프로토콜을 사용하였고 광범위한 시뮬레이션을 수행하였다. 결과는 제안한 솔루션이 우선 순위 트래픽에 대한 지연, PDR(Packet Delivery Ratio) 측면에서 우수한 성능을 제공함을 보였다.

Umair 등은 인공신경망(ANN) 기반 지능형 제어기를 개발하여 효과적인 관개 스케줄링이 가능한 시스템을 제안하였다[36]. 이 제어기는 입력 파라메터로 공기 온도, 습도, 바람속도, 복사열을 측정하여 증발산 량 모델의 입력으로 하였고, 증발산 량은 작물의 종류, 성장 형태, 토양의 종류에 따라 Penman Monteith Equation 을 사용하여 계산하였다. 여기서 계산한 기준 증발산 량과 원하는 증발산 량에 따라 ANN 제어기가 관개 밸브 위치를 결정 하는 시스템을 제안하였다. ON/OFF 제어를 하였던 기존의 제어기와 비교해 ANN 제어기는 에너지와 물을 더 많이 절약하였고 모든 형태의 관개 영역에서도 최적의 결과를 보였다. Karasekreter 등은 인공 신경망(ANN)을 사용하여 관개율(Irrigation Ratio)과 관개 시간 간격을 위한 새로운 시스템을 제안했다[37]. 토양 수분, 토양 유형, 작물 종류 및 시간 간격에 대한 데이터는 ANN의 입력 매개변수로 사용되었으며 네트워크는 Levenberg-Marquardt 학습 알고리즘을 통해 훈련되었다. 모델의 출력은 식물의 물 요구량과 관개 시간 간격으로 하였다. 이 연구의 목적은 야간에 관개를 수행하여 증발로 인한 수분 손실을 줄이고 이를 통해 물 절약을 한다. 또한 주간 관수에 비해 관개량이 적어 에너지 절약을 목적으로 연구를 진행하였고 20.46%의 물 절약과 23.9%의 에너지 절약이 되었음을 보였다.

Zhou는 강화학습 기반의 농업 관개를 위한 지능형 제어 방법을 제안하였고, 센서 데이터에서 특징을 추출하고 딥 Q-러닝 알고리즘으로 구성하였다[38]. DQN은 행동 가치 함수(Action Value Function)를 근사화 하기 위해 심층 합성곱 신경망(Deep Convolutional neural network)을 적용했다. 테스트는 포도재배를 하는 200개 이상의 온실을 보유하고 있는 농가에서 실시했으며 결과로 심층 강화 학습을 기반으로 하는 알고리즘 프레임워크가 경험 기반 의사결정인 전통적인 수동 관개보다 온실 재배 환경의 관개 제어 정밀도를 효과적으로 향상시켰음을 보였다.

Aziz는 관개 시스템(Water Irrigation System)에서 에너지 공급은 특히 외딴 지역에서의 디젤 발전기와 관련된 몇 가지 문제로 인해 영향을 받는다[39]. 이 논문에서는 효율적인 비용과 지속 가능한 솔루션을 설계하기 위한 새로운 방법론을 제안하였다. 관개 시스템의 설계 및 최적화를

위한 DSM(Demand Side Management) 개념의 구성 요소인 SSM(Supply Side Management) 및 LS(Load Shifting) 전략을 적용하였다. 시뮬레이션된 세 시나리오(PV/배터리, PV/배터리/디젤, 디젤 발전기) 간의 비교는 에너지 비용(CoE), 총 순현재비용(TNPC), CO_2 배출량 및 재생 에너지 비율의 항목에 대해 수행되었다. 결과는 PV/Battery/Diesel 시나리오가 최적의 솔루션임을 보였다. LS가 없는 시스템과 비교할 때 CoE, TNPC 및 순 CO_2 배출량에서 각각 19.25%, 20% 및 10.70% 감소를 보였다.

2.5 스마트팜

앞에서 검토하였던 여러 분야에서의 농업 관련 연구가 진행이 되고 있음에도 여전히 농업 현실은 인구절벽에 따른 노동력 부족과 고령화 그리고 기후 변화 등과 같은 환경 문제 등에 직면해 있다. 국내 상황도 통계청(2019)에 따르면, 70세 이상 고령자가 경영하는 농가 비율은 2011년 33.7%에서 2019년 45.8%로 지속 증가하였고, 한국농촌경제연구원(2020)은 농가 인구가 1999년 421만 명에서 2018 년 232만 명으로 연평균 3.1% 감소한 후, 2029년까지 연평균 1.9% 감소하여 농가인구가 192만명 수준일 것으로 우려했다. 이러한 농업 현안들을 극복할 대안으로써 ICT 융복합 기술 도입과 활용이 스마트팜 형태로 개발되고 있다[40].

스마트팜은 ICT 융복합 기술을 온실, 축사, 과수원 등에 접목하여 원격 또는 자동으로 작물과 가축들의 생육환경을 적합하게 제어하는 농장을 의미하며 ICT 기기를 이용하여 종래의 농업 대비 생산량 증가, 실시간 데이터 및 제품 정보 확인 가능, 농작물 품질 향상, 가축 등의 건강상태 개선, 물 소비 절감, 생산비 절감, 정확한 농장 및 현장 검증, 에너지, 환경 관리 공간 감소 등 다양한 강점을 갖는다[41].

이러한 스마트팜 기술에 대한 기존 농업인들의 인식을 개선하고 스마트팜에 도전하기 위한 동기 부여를 위해서는 스마트팜의 수용의도에 영향을 미치는 요인이 무엇인지, 그리고 어떻게 영향을 미치는지에 대한 연구를 수행하였고, 결과로 스마트팜의 가용성과 경제성 그리고 신뢰성이 수용의도에 영향을 미치고 있음을 보였다. 이 결과를 통해 농업인들은 일반적으로 스마트팜으로 부터 제공되는 데이터와 정보에 대한 신뢰 여부 보다는 스마트팜 기술이 작물재배와 관련하여 항상 사용할 수 있고 기능수행이 안정적이라고 믿을수록 스마트팜을 도입하려는 의지가 높아지며, 스마트팜을 도입함으로써 비용절감 또는 수익성 개선 등 경제적 효과를 기대하는 정도가 클수록 스마트팜을 도입 하려는 의지가 높아짐을 알 수 있다[42].

최근에는 스마트팜과 스마트빌딩 기술이 도시 농업과 결합되면서 수직형 스마트팜(VSF, Vertical Smart Farm)이 건물 및 유통수단에서의 온실가스 배출을 줄이고 도시민의 활력 증진에 기여할 수 있는 신기술로 도입되고 있다. 특히 Heo 등은 수직형 스마트팜의 구조적 특성과 기후변화의 대응 능력으로 새로운 형태의 농업을 도시에 도입하기 위해 여러 형태의 수직형 스마트팜 유형에 따른 시민의식도 조사를 실시하였다[43]. 수직형 스마트팜은 옥상농장, 파사드농장, 실내농장, 스마트팜용 건물 등 4가지 유형으로 분류하였고, 도입을 위해 가장 먼저 필요한 것으로 교육과 홍보를 통한 수직형 스마트팜의 필요성에 대한 인식 제고가 중요함을 보였다.

그러나 현재 스마트팜에 적용하고 있는 IoT를 통한 측정 데이터는 모니터링 및 사전 분석용으로 사용하고 있고 수집된 데이터는 관련 제어 장비와 연결되지 않았다. 그것은 실질적인 과학적 의사 결정과 지능 제어를 실현하지 못하였으나 Guo 등은 온실에서 정보 획득 및 지능형 제어 시스템을 위한 농업용 네트웍을 개발하여 자동으로 관개와 물 관리, 냉방, 일조량, 분무, 환기 제어를 성공적으로 온실에 적용하였다[44].

스마트팜 시나리오에서는 무선센서 네트워크, 네트워크로 연결된 기상관측소, 모니터링 카메라와 스마트폰 등으로부터 많은 량의 데이터가 수집된다. 이러한 데이터는 데이터 기반 서비스 및 의사결정 지원시스템(DSS, Decision Support System)에 사용되는 중요한 자원들이다. 그러나 이러한 농업 데이터는 데이터 형식이나 종류가 아주 다양하고 또한 데이터 및 시스템 통합에 대한 표준화가 되어 있지 못해 많은 문제를 야기하고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Amiri-Zarandi 등은 효율적이고 신뢰성있는 강건한 스마트팜 시스템을 구성하기 위한 플랫폼 접근 개념을 소개하고 이를 위한 필요 사항 제안하였다[45]. 스마트팜 플랫폼에 대해 상호 운영성, 안정성, 확장성, 실시간 데이터처리, 보안 및 개인 정보 보호 그리고 표준화된 정책 등 6가지의 요구 사항을 제안하여 스마트팜의 생산성, 수익성 그리고 성능 향상을 이룰 수 있도록 체계화 하였다.

Choi 등은 농장의 바이오 센서 데이터를 수집해서 농장에서 재배중인 농작물의 질병을 진단하고, 그 해 수확량을 예측하는 IoT 및 딥 러닝 기반 스마트 팜 환경 최적화 및 수확량 예측 플랫폼을 제안하였다[46]. 이 플랫폼은 현재 날씨, 토양 미생물 등 수집 가능한 모든 정보를 수집하여 작물이 잘 성장할 수 있도록 농장 환경을 최적화하고, 농장에서 재배 중인 작물의 잎을 이용하여 작물의 질병을 진단, 그리고 농장의 모든 정보를 사용하여 올해 수확량을 예측하였다. 실험 결과 AEOM(Agricultural Environment Optimization Module)의 평균 정확도는 RF(Random Forest)보다 약 15%, GBD(Gradient Boosting Tree)보다 약 8% 높고, 데이터가 증가해도 RF나 GBD에 비해 정확도가 덜 감소함을 보

였다. 제안은 농장 전체를 관리하는 플랫폼으로 실제 농장에 도입된다면 스마트 팜의 발전에 크게 이바지할 것으로 보았다.

3. 결 론

농업에서도 최근에 ICT와 인공지능을 활용하여 생산성을 높이고 수익성을 개선하는 연구가 많이 진행되고 있다. 본 논문에서는 농업 분야에서 ICT와 인공지능의 활용 사례 및 연구 동향을 조사하였다. 지금까지의 많은 연구에도 불구하고 타 산업에 비해 농업은 특성상 ICT융복합 기술과 인공지능 등 신기술 적용이 다소 늦어지고 있는 것은 사실이다. 또한 농작물의 가격이 타 산업 분야와 같이 고부가가치 산업이 아니라는 점에서 분명한 한계는 있어 보인다.

그럼에도 농업 연구자들은 작물 재배 환경 관리, 토양 관리, 병충해 관리, 관개 관리 등의 네 부문에서 어려운 문제를 해결하거나 개선하기 위해 많은 연구를 진행하고 있음을 보였다. 재배 환경 관리를 통해 농작물의 품질과 생산량 예측이 가능함을 보았고 농작물의 이미지를 분석하여 병충해 발생을 예측, 예방하는 연구도 있으나 아직은 제한된 범위에서 연구가 진행되어 향후 더 많은 연구가 필요함도 알 수 있었다. 그러나 농업 환경과 생산 과정에 ICT와 인공지능의 도입으로 작물 생산성을 높이고 농작물의 품질 개선, 생산 비용 절감, 환경 보호 등의 효과를 얻을 수 있음을 보았다.

대표적인 사례로 스마트팜 기술이 여러 작물에 대해 시도되고 있지만 여전히 시작 단계 수준으로 해결해야 할 과제가 산적해 있다. 노지 환경보다 비교적 재배 환경 제어가 쉬운 비닐하우스, 유리 온실 재배 시설, 컨테이너 등의 시설 재배 경우에도 일부만 1세대 스마트팜 수준의 모바일 기기를 이용한 원격 모니터링 및 원격 제어를 하는 수준에 그치고 있다.

그러나 이 수준의 스마트팜도 실제 농가에서 도입하기에는 대체로 일반 농가의 시설규모가 작고 초기 설치비용이 많이 들며, 제어기 조작도 농민이 취급하기에는 다소 기술적으로 어려운 상황이다. 또한 인공지능을 도입하기 위해 빅데이터 구축도 시급하나 디지털 기기에 익숙하지 않은 농민들의 도움도 쉽지 않은 현실이며 이러한 난제들을 해결하기 위한 연구가 더 많이 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

1. G. Bannerjee, U. Sarkar, S. Das, I. Ghosh, "Intelligencein Agriculture: A Literature Survey" International Journal of Scientific Research in Computer Science Applications and Management Studies, Vol.7, Issue 3, 2018.
2. S. Lee, W. Lee, “A Study on Development of LED Lighting Module and Control System for Plant Growth”, Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 18, No. 4. pp105-109, 2019.
3. T. Bartzanas, T. Boulard, C. Kittas, “Numerical simulation of the airflow and temperature distribution in a tunnel greenhouse equipped with insect-proof screen in the openings”, Computers and Electronics in Agriculture, Vol.34, Issues1-3, pp207-221, 2002.
4. S. Benni, P. Tassinari, F. Bonora, A. Barbaresi, D. Torreggiani, 2016a. “Efficacy of greenhouse natural ventilation: Environmental monitoring and CFD simulations of a study case”, Energy Build. 125, 276–286, 2016.
5. S. Nam, Y. Kim, D. Seo, “Change in the Plant Temperature of Tomato by Fogging and Airflow in Plastic Greenhouse”, Protected Horticulture and Plant Factory, Vol. 23, No. 1, pp11-18, 2014.
6. J. Chen, F. Xu, D. Tan, Z. Shen, L. Zhang, Q. Ai, “A control method for agricultural greenhouses heating based on computational fluid dynamics and energy prediction model”, Applied Energy 141, pp106–118, 2015.
7. C. Guan, J. Liu, L. Hu, Q. Zhang, “Composite Environment Monitoring System for Edible Fungus Cultivation Based on ZigBee Technology”, Advanced Materials Research ISSN: 1662-8985, Vol. 791-793, pp 975-979, 2013.
8. Choi, “Smart Farm Control System for Improving Energy Efficiency”, J. of Digital Convergence, Vol.19, No.12, pp331-337, 2021.
9. A. Dariouchy, E. Aassif, K. Lekouch, L. Bouirden, G. Maze, “Prediction of the intern parameters tomato greenhouse in a semi-arid area using a time-series model of artificial neural networks”, Measurement 42, pp456–463, 2009.
10. D. Jung, “ Development of Artificial Intelligence-based Climate Control System for Smart Greenhouse”, PhD Theses, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, 2020.
11. B. Ban, S. Kim, “Control of nonlinear, complex and black-boxed greenhouse system with reinforcement learning”, Information and Communication Technology Convergence (ICTC), 2017 International Conference On. IEEE, pp. 913–918, 2017.
12. N. Eli-Chukwu, “Applications of Artificial Intelligence in Agriculture :A Review”, Engineering, Technology & Applied Science Research, Vol. 9, No. 4, pp4377-4383, 2019.
13. D. Powlson, P. Gregory, W. Whalley, J. Quinton, D.

Hopkins, A. Whitmore, P. Hirsh, K. Goulding, “Soil management in relation to sustainable agriculture and ecosystem services”, Vol. 36, Supp. 1, pp S72-S87, 2011.
14. M. Li, R. Yost, “Management-oriented modeling: optimizing nitrogen management with artificial intelligence”, Agricultural Systems, Vol. 65, No. 1, pp1-27, 2000.
15. E. Lopez, M. Garcia, M. Schuhmacher, J. Domingo, “A fuzzy expert system for soil characterization”, Environment International, Vol. 34, No. 7, pp. 950-958, 2008.
16. G. M. Pasqual, "Development of an expert system for the identification and control of weeds in wheat, triticale, barley and oat crops," Computers and electronics in agriculture, vol. 10 no. 2, pp117-134, 1994.
17. R. S. Sicat, E. M. Carranza, and U. B. Nidumolu, "Fuzzy modeling of farmers' knowledge for land suitability classification," Agricultural systems, vol. 83 no.1, pp. 49-75, 2005.
18. I. Broner, J. P. King, A. Nevo, “Structured induction for agricultural expert systems knowledge acquisition”, Computers and Electronics in Agriculture, Volume 5, Issue 2, Pages 87-99, 1990.
19. I. Broner, C. R. Comstock, "Combining expert systems and neural networks for learning site-specific conditions," Computers and electronics in agriculture, vol. 19 no.1, pp37-53, 1997.
20. C. Arif, M. Mizoguchi, B. I. Setiawan, M. Mizoguchi, R. Doi, “Estimation of soil moisture in paddy field using Artificial Neural Networks”, International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence, Vol. 1, No. 1, 2012.
21. M. S. U. Sourav, H. Wang, “Intelligent Identification of Jute Pests based on Transfer Learning and Deep Convolutional Neural Networks”, Neural Processing Letters, 2022.
22. G. M. Pasqual, J. Mansfield, “Development of a prototype expert system for identification and control of insect pests”, Computers and Electronics in Agriculture, Volume 2, Issue 4, pp 263-276, 1988.
23. M. Mozny, J. Krejci, I. Kott, “CORAC, hops protection management systems”, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 9, Issue 2, Pages 103-110, 1993.
24. J. D. Knight, M. E. Cammell, “A decision support system for forecasting infestations of the black bean aphid, Aphis fabae Scop., on spring-sown field beans, Vicia faba”, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 10, Issue 3, pp269-279, 1994.
25. B. D. Mahaman, H. C. Passam, A. B. Sideridis, C. P Yialouris, ” DIARES-IPM: a diagnostic advisory rule-based expert system for integrated pest management in Solanaceous crop systems”, Agricultural Systems, Vol. 76, Issue 3, pp1119-1135, 2003.
26. D. I. Patricio, R. Rieder, “Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review”, Computers and Electronics in Agriculture, Volume 153, pp69-81, 2018.
27. T. Liu, W,. Chen, W. Wu, C. Sun, W. Guo, “Detection of aphids in wheat fields using a computer vision technique”, Biosystems Engineering, Vol. 141, pp82-93, 2016.
28. J. Lee, Y. Lee, N. Choi, H. Park, H. Kim, “Deep-Learning-based Plant Anomaly Detection using a Drone”, Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 20, No. 1. Pp94-97, 2021.
29. S. Chung, H. Elzain, V. Senapathi, K. Park, H. Kwon, I. Yoo, H. Oh, “Assessment of Groundwater Contamination Vulnerability in Miryang City, Korea using Advanced DRASTIC and fuzzy Techniques on the GIS Platform”, J. Soil Groundwater Environ. Vol. 23(4), pp26~41, 2018.
30. L. Meng, Q. Zhang, P. Liu, H. He, “Influence of Agricultural Irrigation Activity on the Potential Risk of Groundwater Pollution: A Study with Drastic Method in a Semi-Arid Agricultural Region of China”, AGRIS, Sustainability, Vol. 12, Iss. 5, 1954, 2020.
31. T. Talaviya, D. Shah, N. Patel, H. Yagnik, M.Shah “Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides”, Artificial Intelligence in Agriculture, 4, pp58-73, 2020.
32. H. K. Attar, H. Noory, H. Ebrahimian, A. Liaghat, “Efficiency and productivity of irrigation water based on water balance considering quality of return flows”, Agricultural Water Management, Vol. 231, 106025, 2020.
33. G. Kumar, “Research paper on water irrigation by using wireless sensor network”, International Journal of Scientific Engineering and Technology, IEERT conference Paper, pp123-125, 2014.
34. K. Anand, C. Jayakumar, M. Muthu, S. Amirneni, "Automatic drip irrigation system using fuzzy logic and mobile technology," 2015 IEEE Technological Innovation in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR), Chennai, India, 2015, pp. 54-58.
35. I. Bennis, H. Fouchal, O. Zytoune, D. Aboutajdine, "Drip irrigation system using Wireless Sensor Networks," 2015 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS), Lodz, Poland, 2015, pp. 1297-1302.
36. S. M. Umair, R. Usman, “Automation of Irrigation System Using ANN based Controller”, International Journal of Electrical & Computer Sciences IJECS-IJENS Vol.10, No. 02, pp45-51, 2010.
37. N. Karasekreter, F. Basciftci, U. Fidan, “A new suggestion for an irrigation schedule with an Artificial neural network”, J. of Experimental & Theoretical

Artificial Intelligence, Vol. 25, Issue 1, 2012.
38. H. Zhou, “Intelligent Control of Agricultural Irrigation Based on Reinforcement Learning”, Journal of Physics: Conference Series, Vol. 1601, 4, 2020.
39. H. Aziz, L. Fatiha, M. Rachid, D. O. Abdeslam, “Study of Economic and Sustainable Energy Supply for Water Irrigation System (WIS)”, Sustainable Energy, Grids and Networks, Vol. 25, 100412, 2021.
40. S. Han, H. Joo, “Smart farm development strategy suitable for domestic situation -Focusing on ICT technical characteristics for the development of the industry6.0-“, Journal of Digital Convergence, Vol. 20, No. 4, pp147-157, 2022.
41. PNG(2016)Future agriculture led by smart farm https://home.kpmg/kr/ko/home/insights/2016/10/iss ue-monitor-62.html.
42. M. Ahn, C. Heo, “The Effect of Technical Characteristics of Smart Farm on Acceptance Intention by Mediating Effect of Effort Expectation”, Journal of Digital Convergence, Vol. 17, No. 6, pp145-157, 2019.
43. H. Hoe, E. Lee, “Types of Vertical Smart Farms and Awareness of their use in Korean Cities Types and Feasibility Analysis of Vertical Smart Farms in Korean Cities”, J. People Plants Environ. Vol. 24, No. 3, pp257-266, 2021.
44. T. Guo and W. Zhong, "Design and implementation of the span greenhouse agriculture Internet of Things system," 2015 International Conference on Fluid Power and Mechatronics (FPM), Harbin, China, 2015, pp. 398-401.
45. M. Amiri-Zarandi, M. H. Fard, S. Yousefinaghani, M. Kaviani, “A Platform Approach to Smart Farm Information Processing”, Agriculture 2022, 12, 838, https://doi.org/10.3390/ agriculture12060838.
46. H. Choi, H. Ahn, Y. Jeong, B. Lee, “A Smart Farm Environment Optimization and Yield Prediction Platform based on IoT and Deep Learning”, The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, Vol. 12, Issue 6, pp672-680, 2019.

접수일: 2023년 3월 8일, 심사일: 2023년 3월 16일,
게재확정일: 2023년 3월 20일