JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지 Vol. 27, No. 1: 27~33, Jan. 2023

아쿠아포닉스의 생육 환경을 고려한 성장 측정 시스템의 설계

이현섭[1] · 김진덕[2*]

A Design of Growth Measurement System Considering the Cultivation Environment of Aquaponics

Hyoun-Sup Lee[1] · Jin-deog Kim[2*]

[1]Professor, Department of Applied Software Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47227 Korea
[2*]Professor, Department of Computer Engineering, Dong-eui University, Busan, 47227 Korea

요 약

웰빙과 건강관리에 대한 관심 증가와 미세먼지로 인한 공기질의 악화, 다양한 토양 및 수질 오염으로 인해 친환경 식재료에 대한 요구가 급증하고 있다. 이와 같은 현상의 해결책으로 아쿠아포닉스가 대두되고 있다. 그러나 최적의 생육 환경을 도출하는 기법이 선행되어야 한다.

본 논문에서는 기존 아쿠아포닉스의 특성을 고려하는 지능형 식물 성장 측정 시스템을 설계하고자 한다. 특히, 지능형 아쿠아포닉스 생산관리 모듈 중 고성능의 처리 자원을 갖지 않는 생산 현장에 적합한 시스템 설계에 주안점을 두고, 균일한 생육환경을 제공하는 경우의 학습 데이터 및 판단 시스템을 위한 모듈 구성 방안을 제안하고자 한다.

ABSTRACT

Demands for eco-friendly food materials are increasing rapidly because of increased interest in well-being and health care, deterioration of air quality due to fine dust, and various soil and water pollution. Aquaponics is a system that can solve various problems such as economic activities, environmental problems, and safe food provision of the elderly population. However, techniques for deriving the optimal growth environment should be preceded.

In this paper, we intend to design an intelligent plant growth measurement system that considers the characteristics of existing aquaponics. In particular, we would like to propose a module configuration plan for learning data and judgment systems when providing a uniform growth environment, focusing on designing systems suitable for production sites that do not have high-performance processing resources among intelligent aquaponics production management modules. It is believed that the proposed system can effectively perform deep learning with small analysis resources.

키워드 : 아쿠아포닉스, 생장측정시스템, 최적생육, 균일생장환경

Keywords : Aquaponics, Growth Measurement System, Optimal Growth, Uniform Growth Environment

Received 30 November 2022, **Revised** 13 December 2022, **Accepted** 14 December 2022

*** Corresponding Author** Jin-deog Kim(E-mail:jdk@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1745)
Professor, Department of Computer Engineering, Dongeui University, Busan, 47340 Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2023.27.1.27 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

세계 인구의 급격한 증가, 개발도상국의 점진적인 소득 수준 상승, 지구 온난화 및 수십 년 동안 인류에 의한 환경 변화, 특히 식량 공급에 대한 성장 수요는 동등한 생산 가치와 지속 가능한 방법을 요구해 왔다[1]. 그리고 최근 고령화와 출산율 감소에 따른 노동 인구 감소, 지속적인 3차 산업의 증가에 따라 농업, 수산업 등의 먹거리와 관련된 1차 산업 종사자 감소 등의 사회구조 변화가 진행되고 있다. 이러한 상황에서 노후 대비도 가능하며, 급격한 외부의 환경변화에도 강인한 먹거리 생산 시스템이 요구되고 있다.

그리고 각종 환경오명으로 인한 공기 중의 미세먼지 수치가 증가하며, 수질 및 토양도 오염도가 증가하고 있는 가운데, 친환경 먹거리에 대한 관심이 자연스럽게 증가하고 있다. 또한 코로나로 인한 건강에 대한 관심도가 증가하면서 비대면 소비 시장을 기반으로 고급 식재료인 친환경 농산물 온라인 판매점의 매출실적 증가하고 있다[2]. 최근 몇 년 동안 인공 지능 기술은 노동력 부족을 해결하기 위해 농업분야에서 많은 관심을 끌었다.

이러한 가운데 아쿠아포닉스는 안전한 유기농 먹거리 생산이 가능하며, 출하량의 유연한 조절과 적은 노동력으로 노후 경제 활동이 가능한 시스템으로 각광받고 있다. 이러한 점에서 아쿠아포닉스의 스마트팜과 스마트시티의 근간이 된다고 볼 수 있다.

최근의 아쿠아포닉스는 물 사용의 최소화를 위해 순환 시스템을 도입하고 공간 절약형으로 제작하며, 친환경 경작을 위해 양식 어류용 사료만 투입하므로 화학비료를 사용하지 않으며. 이로 이해 수질과 토양 오염을 예방할 수 있는 대표적인 친환경 유기 농법이라 할 수 있다. 또한 동일한 조도와 실내 온습도 및 균일한 각종 생육 비료를 제공함으로써 항상 균일 성장 현상을 보이는 특징을 보인다.

그렇지만 기존 아쿠아포닉스의 제어 시스템은 일부 자동화가 적용되어 있음에도 불구하고, 문제가 발생하면 관리자에게 정보를 전달하는 방식을 이용하거나, 생성된 데이터의 수작업 또는 독립적 관리로 인해 수집되는 데이터를 활용하여 환경개선에 사용하는 피드백이 부족한 실정이다. 또한 농지에 조성된 일차 농업으로서 컴퓨팅 자원의 사용에 한계가 있다. 그리고 아쿠아포닉스에서 성장하는 식물의 관리를 위해 크기를 측정하는 과정이 반드시 필요하다. 기존 방식은 관리자의 수작업 측정에 의존하여 속도나 데이터의 재활용 측면에서 한계가 있다. 특히 아쿠아포닉스와 같이 대량 생산 시스템에서는 효과적으로 식물의 성장과정을 모니터링할 수 있는 기법이 필요하다[3].

이 논문에서는 최적의 생육환경 도출 및 정량생산 예측을 위한 지능형 아쿠아포닉스 생상관리를 위한 전체 시스템에서 요구되는 생장 식물의 성장 측정 기법을 설계하고자 한다. 운영 중인 아쿠아포닉스 시스템은 IoT 기반의 아쿠아포닉스 시스템, 원격지의 아쿠아포닉스를 연동할 수 있는 네트워크 구조, 머신러닝 방식을 도입한 데이터 분석 모듈로 구성된다. 제안하는 성장 측정 기법은 전술한 균일 성장 조건이라는 아쿠아포닉스의 생육환경 특성과 고성능의 처리 자원을 갖지 않는 생산 현장에 적합한 머신러닝 기법을 설계하는 것이 주안점을 둔다. 제안하는 기법을 도입함으로써 적은 비용으로 빠르게 식물 성장 측정 결과를 얻을 수 있고, 이를 피드백 함으로써 최적의 생육환경 조건 설정을 단시간 내에 쉽게 할 수 있으므로 다품종 소량생산이 요구되는 아쿠아포닉스에 효과적으로 적용할 수 있다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 아쿠아포닉스와 성장측정시스템에 관한 관련 연구에 관해 기술하고, 3장에서는 이 논문의 기본 테스트베드가 되는 스마트 아쿠아시스템의 구조에 대해 설명한다. 4장에서는 이 논문에서 제안하는 식물 성장 측정 기법을 자세히 설명한다. 구체적으로 균일 성장 현상과 제한된 컴퓨팅 리소스를 고려한 기법을 설계한다. 그리고 5장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 관련연구

식물 크기 측정을 위한 관련 연구 [3]에서는 두 대의 카메라를 이용하여 식물의 성장 정도를 측정하는 방법을 제안하였다. 이 기법은 비전 기반 알고리즘을 개발하여 식물의 크기를 측정하였다. 구체적으로 식물의 높이를 촬영하는 카메라와 식물의 면적을 촬영하는 카메라를 두어 알고리즘에 의해 식물의 최적화 높이를 측정하는 방법과 최적화 면적을 측정하는 방법을 제시하고 있다. 그러나 이 논문에서는 개개의 식물에 대한 측정으로 비용이 많이 소요되며, 다양한 식물 종류에 대해서는 각각 다

른 알고리즘을 개발하고 적용해야 하는 문제가 있다.

인공지능과 IoT 기술을 이용한 관련 연구 [2]에서는 단순한 제어가 아닌 댁내에 필요한 다양한 요소들에 대한 정보를 수집하며, 이미지 학습을 위해 CNN와 MobileNet을 활용하고 있다. 제안한 시스템은 웹 서비스를 기반으로 제공하고 있다. 그러나 인공지능 기반 학습은 식물의 종류를 예측하기 위해 사용되며, 주어진 댁내 환경에 가장 적합한 농작물을 추천하는 역할을 한다는 점에서 식물의 크기를 측정하는 본 논문과는 차별된다.

인공 신경망을 이용한 식물 성장 예측모델을 제안한 관련 연구 [4]에서는 식물 공장의 온도, 습도, EC, 광도를 환경 입력 파라미터로 활용하며, 탄력적 인공 신경망(ANN)을 이용하여 식물 생장 예측 모델을 제안하였다. 개발된 모델은 식물 공장에서 상추 식물의 높이 증가를 예측하는데 사용된다. 그러나 이 시스템은 출력변수인 상추의 높이 정보를 이미지 처리 기반 자동화 시스템에 의해 제공받는 것이 아니라 실측에 의한 높이 정보를 입력하고 있다.

엣지 컴퓨팅과 인공지능 기술을 농업 생산 산업에 적용한 관련연구 [5]에서는 VegeCareAI라는 농업지원 시스템을 제한하였다. 제안한 시스템은 야채의 성장 조건을 고려한 채소 분류, 질병 분류, 해충 분류 기능을 갖추고 있다. Kaggle[6], PlanetVilliage[7] 등의 이미지를 이용한 이미지를 학습하고 6가지 채소를 분류한다. 제안한 시스템에서 사용한 인공 지능 기술은 이미지 분류를 위한 것으로서 본 논문에서 제안하는 이미지로부터 식물의 크기를 추측하는 기술과는 차이가 있다.

이미지 기술과 IoT 기술을 식물 성장 예측 모델을 제시한 관련연구 [8]에서는 이미지로부터 잎면적으로 구하고, IoT 입력 센서로부터 다양한 바이오 정보를 받아들여 식물 매트릭을 예측하는 시스템을 제안하였다. 세부적으로 상관관계 예측을 위해 비선형 회귀 기법을 사용하였으며, 입력 매개 변수인 바이오 정보는 용액의 pH, 전기전도도, 온도, 습도 등을 활용하였다. 출력 변수는 잎 면적이다. 그러나 이 시스템은 잎 면적을 비전 알고리즘을 사용한다는 측면에서 본 논문에서 제안하는 딥러닝 기법에 비해 다품종 식물 종류에 적용하기에 부적합하다.

지능형 식물 성장 예측 모델을 제안한 관련연구 [9]에서는 이미지 전처리와 통계적 방법을 적용한 시계열 정리와 기계학습 기반 예측 방법으로 식물 잎의 면적으로 예측하는 기법을 연구하였다. 이미지의 픽셀수로 계산된 식물의 잎의 면적을 출력변수로 활용하며, 다양한 환경 바이오 정보를 입력 변수로 이용한다. 결국 유사한 조건의 환경정보를 제공하면 잎면적을 예측할 수 있다. 그러나 이 논문은 단순한 잎의 면적만을 계산해서 활용하며, 아쿠아포닉스와 같은 다품종에 적용하기 어렵다는 한계가 있다.

지금까지 식물 공장 및 성장 예측에 관한 기존의 연구에서 이미지 자체를 학습하여 성장치를 예측하는 모델은 없고, 대부분 출력 변수가 이미지 처리 혹은 직접 측정에 의한 식물의 크기나 면적을 구한 뒤 출력 변수로 활용한다는 점에서 본 논문과 차이가 있다. 아쿠아포닉스를 위해서는 품종의 다양성에 대비해 식물의 수직, 수평 정보를 모두 고려한 종합크기 정보, 결손 품종에 대비한 색깔 정보도 출력 변수로 고려해야 한다.

Ⅲ. 스마트 아쿠아포닉스 시스템

아쿠아포닉스는 식물 재배 관련 대표적인 친환경 재배 방법인 수경재배와 민물 어류 양식이 결합된 친환경 재배 및 양식을 하는 방식이다. 기본 원리는 수경 재배에 필요한 주요 영양소인 질산염이 양식 민물 어류의 배설물 및 분비물과 수중 박테리아의 결합으로 생성이 되어 공급이 되는 순환 구조이다.

3.1. 시스템 구조

이 논문에서 설계하고자 하는 식물 성장 측정 시스템을 부분 모듈로 포함하고 있는 스마트 아쿠아포닉스의 전체 시스템은 센서제어 모듈, 네트워크모듈, PasS모듈로 나뉜다.

그림 1과 같이 센서제어 모듈은 저전력 무선 센서 트랜스미터, 로컬 제어기 등으로 구성되며, 센서에는 온도, 전기전도도, 산성도, 용존 산소량, 습도 등을 측정한다.

네트워크 모듈은 단일사이트 및 다중사이트의 네트워크를 구축하며, 클라우드 환경을 이용한다. 단일 사이트 내에서 로컬 컨트롤러에 접속하여 데이터에 대한 모니터링이 가능한 네트워크를 구성한다.

PasS 모듈은 클라우드 기반의 생산관리 파트와 기계학습 기반의 재배 환경 최적화 파트로 구성된다. 클라이드 기반의 생산관리 파트는 파종에서 출하까지 관리에

필요한 내용을 예측하여 수행할 수 있는 클라우드에서 정보를 수집 관리하기 위한 웹기반의 관제 시스템을 구성한다. 아쿠아포닉스 개별 관리 및 사용자 정보 제공을 위한 APP 시스템 구축된다.

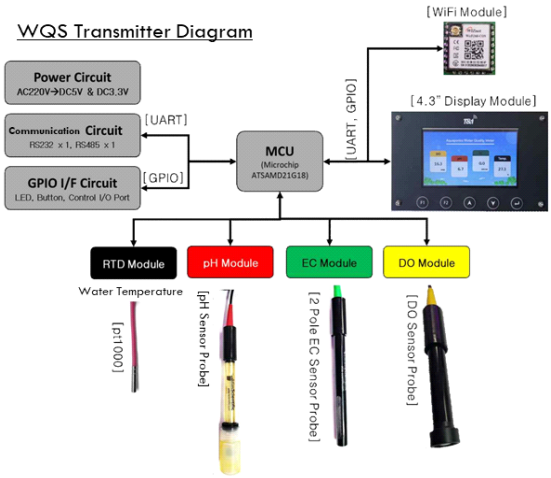

Fig. 1 Sensor and Network Module

PaaS 모듈 중 재배 환경 최적화파트는 그림 2와 같이 최적 생육 환경 분석을 위한 두 개의 인공지능 모듈로 구성되는데 첫 번째는 어종과 재배 작물 연관성 학습을 위한 지도 학습 모듈이며, 두 번째는 최적화된 생육 환경 선정을 위해 지도 학습 기반의 실증 재배 결과 학습 모듈이다. 이 논문에서 제안하는 성장 측정 시스템은 실증 재배 학습 결과 모듈이다.

실증 재배 결과 학습 모듈의 입력 파라미터는 pH, 수온, 습도, EC, DO로 구성되며, 수질 센서 트랜스미터로부터 입력받는다. 실증 재배 결과 학습 모듈의 출력 변수는 작물의 색깔과 작물 크기 값으로 구성된다. 이 논문에서 제안하는 성장 측정 시스템은 작물 크기를 측정하는 모듈이다. 작물의 색깔은 두 등급(가, 부)으로 구성되며, 작물 크기는 5등급으로 구성된다.

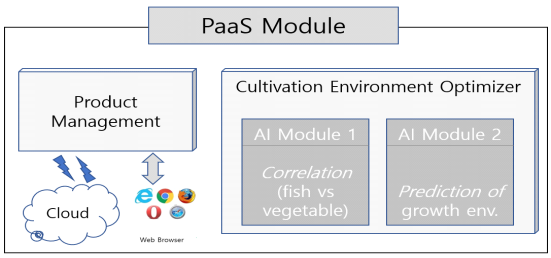

Fig. 2 PaaS Module Structure

Ⅳ. 성장 측정 기법

3장에서 서술한 바와 같이 실증 재배 학습 모듈의 출력 변수는 식물의 색깔과 식물의 크기이다. 이 때 식물의 크기를 측정하기 위한 적절한 기법이 요구된다. 건물 내에서 식물을 재배하는 아쿠아포닉스는 다음과 같은 특징이 있다.

- 건물 내 위치에 관계없이 거의 균일한 생육 환경(pH, 온도, EC 등)을 갖고 있어 작물 별로 생육 속도가 거의 비슷하다.
- 생산량 증대를 위해 식물과 식물간의 간격을 최소화한다.
- 맞춤형 다품종 소량 생산이 가능하다.
- 교외 지역의 건물이라서 컴퓨터 자원이 상당히 제한적이다.

이 논문에서는 이상과 같은 아쿠아포닉스의 특징을 고려한 성장 측정 기법을 설계하고자 한다.

4.1. 식물 성장 측정 시스템

(1) 비전 알고리즘

이 기법은 2D와 3D 카메라를 이용하여 촬영된 이미지로부터 하나의 작물에 대한 면적과 부피를 계산하여 식물의 성장도를 측정하는 알고리즘을 이용하는 기법이다.

이 기법은 그림 3과 같이 작물 영상으로부터 영상 분석을 통해 작물의 생육 정도를 측정하는 과정은 ROI (Region of Interest)설정, 작물면적 추출, 작물 부피 추출 등을 토대로 생장 정도를 측정한다. 이 기법으로 측정된 작물의 면적과 부피의 변화 추이가 거의 비슷한 특징이 있다. 그러나 이 기법은 개개 식물 하나하나의 성장값을 측정하는 방식이다.

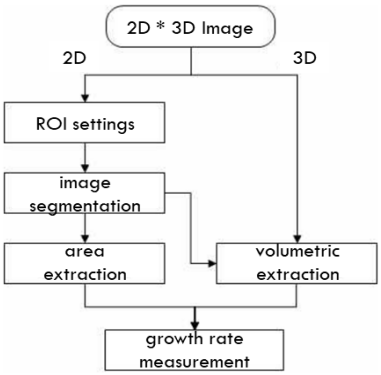

Fig. 3 Measurement of growth based on computer vision algorithm

(2) 단일 학습데이터 기반 딥러닝

이 기법은 2차원 이미지의 분류 자동화에 최적화된 딥러닝인 CNN(Convolutional Neural Network)을 활용하여 식물의 생장 정보를 판단할 수 있다. 이 기법은 대상 작물에 따라 별도의 학습 데이터가 필요하며, 그림 4와 같이 상추의 생장 이미지를 학습 데이터로 사용할 수 있다. 입력 파라미터는 식물이미지이며, 출력 변수는 5등급으로 분류된 식물의 성장 척도값이다.

Fig. 4 Training Data by Time

표 1은 그림 5의 구조에서 생산하는 테스트 수행 환경과 수집된 데이터의 특징에 관해서 설명하고 있다.

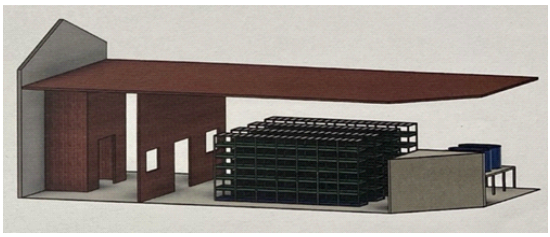

Fig. 5 Test production environment

165.289m^2 크기의 생산시설에서 수집한 데이터로 최적 생육 환경 연구를 위해 높은 수준 및 많은 양의 데이터 수집 시스템을 구축함에 따라 실제 생산 환경보다 대용량의 자료를 수집한다.

Table. 1 Test Environment

number of frames	line : 3, row : 6, column : 7 = 126
seedlings	4*8 = 32
total seedlings	126 * 32 = 4032
camera per frame	126 * 4 = 504
image shooting cycle	1 minute
size per image	4096 * 2190 = about 5Mbyte
total image size(1 day)	about 3,628Gbyte

CNN을 위한 학습 이미지와 테스트 이미지 수집을 위해 생산 식물의 플레이트(프레임) 기준으로 4K 기반의 이미지를 수집하고 방향성에 따른 학습 정확도의 차이를 확인하기 위하여 플레이트 4방향으로 1분에 한 번씩 촬영하여 이미지를 수집한다.

표 1에서와같이 데이터를 수집할 경우 데이터양이 기하급수적으로 늘어난다. 이는 현재 생육 데이터의 특징을 정확하게 파악하기 위해서이며 생육 정보의 변화량이 큰 변곡점 확인이 되면 이에 따라 수집 데이터 사이클을 조절하여 수집 데이터의 양을 조절할 수 있다.

수집된 이미지는 학습데이터로 정제하여 GPU core 16,384개의 RTX4090 병렬(48GByte), 랩터 레이크 i9-13900K CPU, DDR5-4800 128GByte 기반의 시스템 기반으로 학습을 수행할 예정이다.

데이터는 ImageDataGenerator를 사용할 필요 없이 충분한 양이기 때문에 최적의 Convolution Layer와 Pooling Layer를 구축하는 것이 정확도를 올릴 수 있다, 두 개의 레이어 수 증가는 학습데이터의 양이 많기 때문에 큰 문제가 없으며 레이어 수를 증가시킨 CNN 모델을 구축하는 이유는 과적합을 줄이고 정확도를 올리기 위해서이다.

완전히 똑같은 생육 환경의 경우에는 현재 진행 중인 학습 결과를 활용하여 분류가 가능하지만 구축할 다양한 생산 환경에서의 LED 조사량을 비롯한 많은 센서 데이터의 특징과 생산 설비 구조 등을 고려할 경우 시스템별로 별도의 수집 및 학습 시스템을 구축해야 한다.

그러나 일반적인 아쿠아포닉스 환경은 고성능의 CPU나 GPU, 대용량의 메모리를 갖추고 있지 않으므로 제한된 환경에서는 CNN의 연산의 주요 시간을 차지하는 MAC(Multiply and Accumulation)을 줄이는 방안인 Depthwise Separable Convolution을 사용하는 것이 필요하다. 특히, MobileNet을 활용하면 pointwise convolution 연산량은 비례로 증가하며 feature map의 채널 개수와 커널의 크기에 따라 연산량은 급격하게 줄어들게 된다. 예를 들어 채널 개수가 1이고 커널 크기가 4일 경우 연산량은 약 14~16배 줄어드는 결과가 나온다. 이에 따라 아쿠아포닉스 환경에는 고성능의 분석 시스템을 활용하지 않아도 일정 수준 이상의 정확도를 확보 할 수 있을 것으로 사료된다.

(3) 집단 학습데이터 기반 딥러닝

이 논문에서 제안하는 집단 학습데이터 기반 딥러닝은 아쿠아포닉스 환경을 고려한 기법이다. 전술한 바와 같이 아쿠아포닉스 시스템은 건물 내의 생장 식물은 거의 동일한 성장 정도를 보이는 특징이 있다. 그러므로 그림5와 같이 가로와 세로에 각각 4개와 8개씩의 식물이 생장하고 있는 플레이트를 기준으로 생장 정도를 딥러닝을 통해 예측하는 기법이다. 또한 성장한 식물의 색깔을 기분으로 적합색상여부를 취급하여 출하불가 식물을 사전에 파악할 수 있다.

적용하는 딥러닝은 단일학습데이터 기반 딥러닝과 유사하지만 입력 파라미터의 이미지가 4X8 플레이트 이미지이며, 출력변수는 5등급으로 분류된 성장척도값과 적합색상여부이다.

Fig. 6 Multiple Data in Plate(4X8)

지금까지 설계한 3종류의 기법의 장단점을 정리하면 다음과 같다. 비전 알고리즘 기법은 보다 정확한 식물 성장값을 계산할 수 있지만, 식물간의 간격이 좁은 아포아포닉스 환경에서 한 개 식물의 이미지를 정확히 추출하기 어렵다고, 다품종 식물에 대해 각각 알고리즘을 개발해야 하는 문제점이 있다.

단일 데이터 기반 딥러닝 기법 역시 한 개 식물이미지를 추출하기 어렵다는 한계와 부족한 컴퓨팅 자원을 가진 아쿠아포닉스에서 각 식물을 개별데이터로 처리해야 하는 문제점이 있다.

이에 반해 집단 데이터 기반 딥러닝 기법은 균일한 생육환경, 최소화된 식물간격, 다품종 생산, 낮은 컴퓨팅 자원을 가진 아포아포닉스의 특성을 골고루 반영하여 다른 두 개 기법의 문제점을 해결하고 있다.

Ⅴ. 결 론

이 논문에서는 스마트 아쿠아포닉스 식물 생장 시스템에서 IoT 센싱 데이터 기술, 네트워킹 기술, PasS기술 등을 융합하여 최적의 식물 생육 환경을 도출하기 위한 기초 데이터인 식물 성장 정도를 파악하기 위한 3가지 기법을 제안하였다.

특히 아쿠아포닉스가 가지는 4가지 생육환경을 나열하고, 각각의 기법이 어떠한 장단점을 갖는지 분석하였다. 분석결과 집단 학습데이터 기반 딥러닝을 이용한 식물 성장 측정 기법이 우수한 것으로 판단되었다. 향후 이를 토대로 각각의 기법을 실제 생산된 다양한 아쿠아포닉스 재배 식물을 이용하여 실험해 볼 필요가 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

Following are results of a study on the "Leaders in INdustry-university Cooperation 3.0" Project, supported by the Ministry of Education and National Research Foundation of Korea.

REFERENCES

[1] V. Kakani, V. H. Nguyen, B. P. Kumar, H. Kim, and V. R. Pasupuleti, “A critical review on computer vision and artificial intelligence in food industry,” *Journal of Agriculture and Food Research*, vol. 2, Article ID. 100033, Dec. 2020. DOI: 10.1016/j.jafr.2020.100033.

[2] J. Y. Moon, G. E. Gwon, H. Y. Kim, and J. H. Moon, “Building a Smart Farm in the House using Artificial Intelligence and IoT Technology,” in *Proceeding of the Korea Information Processing Society*, Online, vol. 27, no. 2, pp. 818-821, 2020. DOI: 10.3745/PKIPS.y2020m11a.818.

[3] Y. C. Kim, M. T. Cho, and H. J. Joo, “A Study on the Development of Plant Growth Monitoring System Using Plant Measurement Algorithms,” *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 13, no. 6, pp. 2702-2706, Jun, 2012. DOI: 10.5762/KAIS.2012.13.6.2702.

[4] A. Rizkiana, A. P. Nugrobo, N. M. Salma, S. Afif, R. E. Masithoh, L. Sutiarso, and T. Okayasu, “Plant growth prediction model for lettuce (Lactuca sativa.) in plant factories using artificial neural network,” in *Proceeding of*

IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Malang, Indonesia, vol. 733, pp. 1-9, 2021. DOI: 10.1088/1755-1315/733/1/012027.

[5] M. Ikeda, N. Ruedeeniraman, and L. Barolli, "An intelligent VegeCareAI tool for next generation plant growth management," *Internet of Things*, vol. 14, Article ID. 100381, Jun. 2021. DOI: 10.1016/j.iot.2021.100381.

[6] Kaggle: Data science community [Internet]. Availabe: https://www.kaggle.com.

[7] D. P. Hughes and M. Salath'e, "An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics through machine learning and crowdsourcing," *arXiv:1511.08060*, 2015. DOI: 10.48550/arXiv.1511.08060.

[8] D. Shadrin, A. Somov, T. Podladchikova, and R. Gerzer, "Pervasive Agriculture: Measuring and Predicting Plant Growth Using Statistics and 2D/3D Imaging," in *Proceeding of International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Houston: TX, USA, pp. 1-6, 2018. DOI: 10.1109/I2MTC.2018.8409700.

[9] S. Nesteruk, D. Shadrin, V. Kovalenko, A. Rodr´ıguez-Sanchez, and A. Somov, "Plant Growth Prediction through Intelligent Embedded Sensing," in *Proceeding of International Symposium on Industrial Electronics*, Delft, Netherlands, pp. 411-416, 2020. DOI: 10.1109/ISIE45063.2020.9152399.

이현섭(Hyoun-Sup Lee)

2017년 8월 : 동의대학교 컴퓨터공학과 (공학 박사)
2014년 4월 ~ 현재 : 동의대학교 응용소프트웨어 공학과 조교수
※관심분야 : IPS, 데이터베이스, 스마트 애플리케이션, 모바일 웹, 데이터 분석, 빅데이터 처리

김진덕(Jin-deog Kim)

2000년 8월 : 부산대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
2001년 ~ 현재 : 동의대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 데이터베이스, GIS, 모바일 시스템, LBS, 빅데이터, 인공지