

# 스마트 팜 환경에 최적화된 블록체인 기반의 DNN 분산 모델

정 윤 수\*

## DNN Distributed Model based on Blockchain Optimized for Smart Farm Environment

Yoon-Su Jeong\*

### 요 약

스마트 팜은 최근 농작물 생육 정보의 수집·분석을 위해서 IoT 기술과 인공지능 기술을 융합한 연구가 다양하게 진행되고 있다. 그러나, 생육 정보에 따라 농작물의 생산성과 품질이 달라지기 때문에 실시간으로 농작물을 관리할 필요가 있다. 본 논문에서는 스마트 팜의 농작물 관리를 효율적으로 운영하기 위해서 농작물 생육 정보를 효율적으로 관리할 수 있는 블록체인 기반의 DNN 서비스 모델을 제안한다. 제안 모델은 IoT 에지 정보의 병목현상을 최소화하기 위해서 오버레이 네트워크에서 IoT 에지 정보를 블록체인으로 연계하여 에지 서버의 처리 지연과 네트워크 오버헤드를 최소화한다. 또한, IoT 에지 정보의 불법적인 접근을 사전에 예방할 수 있도록 IoT 에지 정보를 인덱스 정보와 트랜잭션 정보로 구분 처리한다. 성능평가 결과,  $n$ 개의 IoT 에지 정보를 블록체인에 적용한 결과 효율성은 평균 6.35% 향상되었고, 정확도는 평균 3.941% 향상되었다. 처리 시간은 DNN 서비스 동안 IoT 에지 정보 간 연계 시간이 평균 2.477ms 빠르게 처리되었다.

### Abstract

Recently, various studies have been conducted on smart farms that combine IoT technology and artificial intelligence technology for collection and analysis of crop growth information. However, since the productivity and quality of crops vary depending on growth information, it is necessary to manage crops in real time. This paper proposes a blockchain-based DNN service model that can efficiently manage crop growth information in order to efficiently manage crop management in smart farms. To minimize the bottleneck of IoT edge information, the proposed model links IoT edge information to a blockchain in an overlay network to minimize processing delays and network overhead of edge servers. In addition, IoT edge information is divided into index information and transaction information to prevent illegal access to IoT edge information in advance. As a result of performance evaluation, the efficiency improved by 6.35% on average and the accuracy improved by 3.941% as a result of applying individual IoT edge information to the blockchain. Processing time was processed 2.477 ms faster on average between IoT edge information during DNN service.

### Keywords

smart farm, IoT edge, blockchain, DNN, crops, growth information

\* 목원대학교 게임소프트웨어공학과 교수  
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3455-5947>

· Received: May 08, 2023, Revised: May 26, 2023, Accepted: May 29, 2023  
· Corresponding Author: Yoon-Su Jeong  
Dept. of Game Software Engineering Korea  
Tel.: +82-42-829-7678, Email: bukmunro@mokwon.ac.kr

## I. 서 론

최근 인공지능과 관련된 기술이 다양한 환경에 활용되면서 스마트 팜 분야에서도 농작물 생육 정보를 이용한 다양한 연구가 활발하게 진행되고 있다[1]-[3]. 특히, 스마트 팜은 플랫폼과 데이터 고도화를 중심으로 차별화된 기술을 중점적으로 연구되고 있다. 스마트 팜은 데이터 고도화를 통해 지능화 융합에서 농작물의 자동화 센싱 데이터를 분석하는 기술이 요구된다[4][5].

스마트 팜은 날씨 패턴, 토양 수분, 영양 수준 및 기타 환경적 요인에 대한 데이터를 수집하고 분석함으로써 농부들은 언제 농작물을 심고, 관개하고, 수정하고, 수확할지에 대해 더 많은 정보에 입각한 결정을 내릴 수 있다. 또한 스마트 팜은 정밀 관개, 작물 모니터링 및 해충 관리와 같은 작물 생장 모니터링 및 제어를 위한 자동화된 시스템을 통합할 수 있다.

스마트 팜은 생육 정보에 따라 농작물의 생산성과 품질이 달라지기 때문에 농작물 생육 관리를 실시간으로 처리하여 농작물을 생육할 필요가 있다. 특히, 스마트 팜은 실시간 모니터링 및 데이터 기반 분석을 통해 농작물 관리를 최적화함으로써 낭비를 줄이고 효율성을 극대화할 수 있을 뿐만 아니라 농작물 관리 위험과 문제를 사전에 해결함으로써 잠재적인 문제를 조기에 식별할 수 있다.

본 논문에서는 스마트 팜의 운영을 향상시키기 위해서 IoT 에지 장치의 기능을 활용하여 농작물 생육 정보를 효율적으로 관리할 수 있는 블록체인 기반의 DNN 서비스 모델을 제안한다. 제안 모델은 농작물의 생육 정보(온도, 습도, 일조량 등)를 3단계의 네트워크(로컬 네트워크, 오버레이 네트워크, 클라우드)로 구분하여 처리한다. 제안 모델은 분산 DNN 모델을 통해 IoT 에지 장치에서 수집된 농작물 생육 정보를 분석하거나 예측한 농작물 생육 정보를 오버레이 네트워크를 통해 오버헤드를 최소화한다. 또한, 제안 모델은 IoT 에지 장치를 동적으로 메모리를 제한할 수 있도록 농작물의 생육 정보를 블록체인 기반으로 다중 연계한다. 이를 통해 제안 모델은 DNN 모델로 인덱스 정보의 트랜잭션을 배

치 처리하여 빠른 처리와 무결성을 보장할 수 있다.

제안 모델은 스마트 팜의 작물 수확량, 자원 사용 및 농업 관행과 관련된 방대한 양의 데이터를 IoT 에지 장치의 기능을 활용하여 DNN 서비스를 효율적으로 처리할 수 있도록 블록체인 기반의 분산 DNN 서비스를 지원한다. 제안 모델은 농작물의 생육 정보를 블록체인으로 묶어 처리함으로써 신뢰성을 확보할 수 있을 뿐만 아니라 분산된 기록 보관 시스템 역할을 수행하여 농작물의 생육 정보에 대한 정확성과 접근성을 보장할 수 있다. 또한, 블록체인의 불변 특성으로 인해 기존의 수동 감사가 필요하지 않다. 따라서, 농작물에 대한 블록체인 기록의 투명성과 일관성을 통해 감사 프로세스를 보다 쉽고 효율적으로 수행할 수 있다.

블록체인 기반의 분산 DNN 서비스를 사용하는 제안 모델의 목적은 다음과 같다. 첫째, 스마트 팜에서 수집되는 IoT 에지 정보는 송·수신 과정 중에 발생할 수 있는 병목현상을 최소화하기 위해서 분산 네트워크 구조로 처리한다. 둘째, 제안 모델은 오버레이 네트워크에서 에지 정보를 블록체인으로 연계하여 IoT 에지 서버의 처리 지연과 네트워크 오버헤드를 최소화한다. 셋째, IoT 에지 정보의 불법적 접근을 사전에 예방할 수 있도록 IoT 에지 정보를 인덱스 정보와 트랜잭션 정보로 구분하여 블록체인 기반의 해쉬 체인으로 처리한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 스마트 팜 관련 기존 연구에 대해서 분석한다. 3장에서는 블록체인 기반 DNN 분산 최적화 모델을 제안하고, 4장에서는 성능 평가를 수행한다. 마지막으로 5장은 결론을 맺는다.

## II. 관련 연구

### 2.1 스마트 팜을 위한 데이터 처리 방법

심층 신경망(DNN, Distributed Deep Neural Network)을 이용하여 스마트 팜에서 실시간으로 대용량의 수집 데이터를 처리·분석하기 위한 방법은 연합 학습, 에지 컴퓨터, 클라우드 컴퓨팅, 블록체인 등이 대표적이다.

### 2.1.1 연합 학습

연합 학습은 중앙 집중식 처리 없이 여러 장치의 데이터를 사용하여 DNN 모델을 교육할 수 있는 분산 기계 학습 기술이다[6]. 스마트 팜 DNN 분산 처리에 대한 연구는 스마트 팜 시스템에 배치된 여러 센서 및 장치의 데이터를 사용하여 DNN 모델을 교육하기 위해 연합 학습을 사용하는 방법을 모색하고 있다. 이 접근 방식은 중앙 서버로의 데이터 전송 필요성을 최소화하면서 DNN 모델의 정확도를 향상시킨다.

### 2.1.2 에지 컴퓨팅

에지 컴퓨팅은 데이터를 처리하는 새로운 패러다임이다. 스마트 팜 시스템에서 에지 컴퓨팅을 사용하여 센서 및 장치의 데이터를 장소 상관없이 실시간으로 처리할 수 있다[7]. 스마트 팜 DNN 분산 처리에 대한 연구에서는 게이트웨이 및 에지 서버와 같은 에지 장치에서 DNN 모델을 처리하기 위해 에지 컴퓨팅을 사용하는 방법을 모색하고 있다. 이 접근 방식은 다음과 관련된 대기 시간을 줄이고 스마트 팜 데이터의 실시간 처리를 향상시킬 수 있다.

### 2.1.3 클라우드 컴퓨팅

클라우드 컴퓨팅은 대량의 데이터를 처리하는 데 사용할 수 있는 분산 컴퓨팅의 잘 정립된 패러다임이다[8]. 스마트 팜 시스템에서는 클라우드 컴퓨팅을 사용하여 상당한 계산 리소스가 필요한 DNN 모델을 처리할 수 있다. 스마트 팜 DNN 분산 처리에 대한 연구는 클라우드 컴퓨팅을 사용하여 에지 장치에서 로컬로 처리할 수 없는 DNN 모델을 처리하는 방법을 모색하고 있습니다. 이 접근 방식은 대량의 컴퓨팅 리소스에 대한 액세스를 제공하여 DNN 모델의 정확도를 향상시킨다.

### 2.1.4 블록체인 기술

블록체인 기술은 스마트 팜 시스템의 보안 및 개인 정보 보호를 향상시킬 수 있다[9]. 스마트 팜 DNN 분산 처리에 대한 연구는 블록체인 기술을 사

용하여 스마트 팜 데이터를 위한 안전하고 분산된 데이터 공유 플랫폼을 만드는 방법을 모색하고 있다[10]. 이 접근 방식은 데이터 보안과 개인 정보 보호를 동시에 개선하는 스마트 팜 생태계의 다양한 이해 관계자 간에 데이터 공유를 가능하게 한다.

## 2.2 기존 연구

Ramos *et al.* 은 농작물(커피 열매)을 마케팅 활동에 활용하기 위해서 수확 전·후의 농작물의 무게를 분석하였다[11]. 이 연구는 농작물의 마케팅 활용에 기여하였으며, 마케팅 비용 낭비를 줄이는 동시에 농작물의 부패를 줄이는데 많은 노력을 하였다.

Liakos *et al.*은 농작물을 수확·관리하는데 드론 기술을 사용하였으며, 데이터 분석, 작물 관리, 작물 수확량 등에 기계학습을 활용하여 농작물의 품질을 향상시켰다[12]. 그러나, 다양한 기술(인공지능, WSN, IoT 등)을 통해 수집한 대용량의 농작물 정보를 효과적으로 관리하기 위한 추가적인 기술이 요구된다.

Benjamin *et al.*은 스마트 팜의 농작물들의 키와 무게를 예측하는 동시에 결과를 검증하기 위해서 RGB-D(RedGreenBlue-Depth) 이미지를 이용하였다[13]. 그러나, 농작물의 키와 무게를 검증하기 위해서 농작물 픽셀까지의 거리를 한 번에 알아낼 수 있는 RGB-D 적외선 패턴 연구가 추가적으로 필요하다.

Ballesteros *et al.*은 인공지능 기술을 이용하여 농작물(양파)의 RGB-D 이미지 연구를 진행하였다[14]. 그러나, 이 연구는 스마트 팜에 적합한 적합한 카메라를 사용하지 않아 RGB 색영상과 깊이 정보만을 제공하고 있다.

## III. 스마트 팜 환경을 위한 분산 DNN 서비스 모델 설계

### 3.1 개요

스마트 팜은 농작물의 생육 정보(온도, 습도, 일조량 등)를 지능적으로 분석할 수 있도록 DNN 서비스를 많이 활용하고 있다.

그러나, DNN 서비스는 머신러닝 기법 중에 예측력이 상대적으로 높은 반면, 에지 정보를 최적화할 때 연산 리소스가 많아 시간이 오래 걸린다. DNN 서비스의 경우, 제한된 대역폭과 대기 시간으로 인하여 IoT 에지 환경에서 실현할 수 없는 중앙 집중식 처리에 의존하는 경우가 많다.

제안 모델은 IoT 에지 장치의 기능을 활용하여 DNN 서비스를 효율적으로 처리할 수 있도록 블록체인 기반의 분산 DNN 서비스를 지원하는 모델을 제안한다. 제안 모델은 농작물의 생육 정보를 블록체인으로 묶어 처리함으로써 신뢰성을 확보할 수 있을 뿐만 아니라 DNN 서비스를 통해 분산된 기록 보관 시스템 역할을 수행한다. 또한, 제안 모델은 IoT 에지 정보를  $n-1$ 계층과  $n+1$ 계층으로 분산 배치하여 쌍방향으로 교차 검증할 수 있는 키와 가중치 정보를 블록체인으로 묶어 처리한다. 특히, 제안 모델은 IoT 에지 정보의 가중치를 일정 간격으로 유지하도록 확률값을 누적하여 IoT 에지 정보 간 동기화를 유지 및 검증한다.

그림 1과 같이 제안 모델은 블록체인 기반의 분산 DNN 서비스를 최적화하기 위해서 에지 장치,

에지 서버 그리고 클라우드 서버로 구성한다.

에지 장치는 IoT 장치가 그 역할을 수행하며, 데이터 수집 및 처리를 담당하고 에지 서버는 AIoT 장치가 그 역할을 담당한다. 클라우드 서버는 DNN 교육 및 추론을 통해 DNN 분석 및 활용을 담당한다.

에지 장치는 먼저 센서에서 데이터를 수집하고 이를 에지 서버로 보내기 전에 전처리한다. 에지 서버는 DNN 교육을 담당하며 연합 학습 방식을 활용하여 DNN 모델을 교육한다. 연합 학습은 에지 장치가 DNN 모델을 로컬에서 교육하고 집계된 모델 매개변수로 클라우드 서버를 업데이트할 수 있도록 하는 분산 기계 학습 접근 방식이다. 이 접근 방식은 에지 장치에서 클라우드 서버로 데이터를 전송할 필요가 없으므로 대기 시간과 대역폭 사용량이 줄어든다.

DNN 모델이 훈련되면 추론을 위해 에지 장치로 전송된다. 에지 장치는 훈련된 DNN 모델을 사용하여 추론을 수행하고 그 결과를 클라우드 서버로 보낸다. 클라우드 서버는 다양한 에지 장치의 결과를 집계하고 DNN 모델을 업데이트한 다음 추가 교육을 위해 에지 서버로 다시 보낸다.

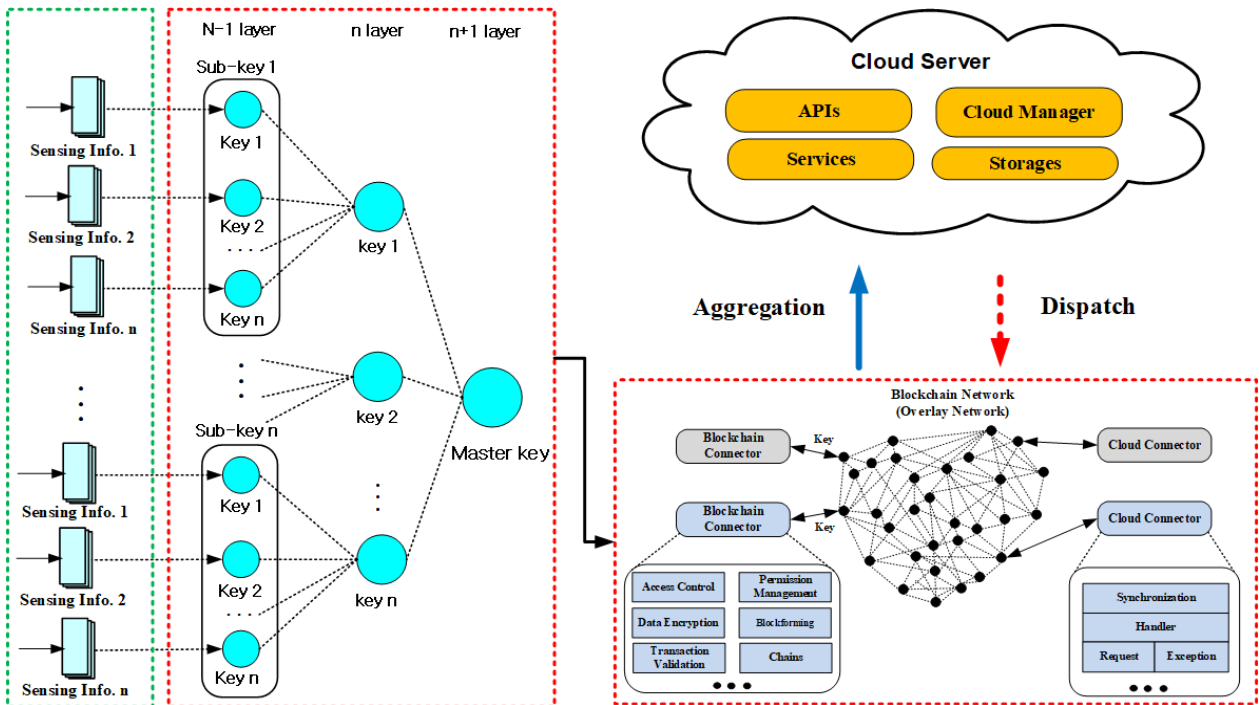


그림 1. IoT 에지 환경을 위한 블록체인 기반의 분산 DNN 처리 구조  
 Fig. 1. Blockchain-based distributed DNN processing structure for IoT edge environment

### 3.2 IoT 에지 정보의 블록체인 처리

스마트 팜에서 IoT 에지 장치는 농작물의 다양한 생육 정보를 여러 환경에서 수집하여 분석된 정보를 클라우드 서버로 전송한다. 이 때 제한된 네트워크 대역폭과 대기 시간 관련 문제를 해결해야 한다. 제안 모델은 에지 환경에서 그림 2처럼 블록체인 과정을 3단계(로컬 네트워크, 오버레이 네트워크, 클라우드)로 구분하여 IoT 에지 장치의 기능을 활용하여 DNN 서비스를 최적화함으로써 제한된 대역폭과 대기 시간을 최소화한다. 제안 모델은 분산 DNN 모델을 통해 IoT 에지 장치에서 수집된 정보를 분석하거나 예측한 정보를 전달할 때, 오버레이 네트워크를 사용하여 네트워크 오버헤드를 최소화시킬 수 있다. 또한, 제안 모델은 IoT 에지 장치가 서로 다른 네트워크 상황에 따라 IoT 에지 장치의 정보를 블록

체인으로 다중 연계함으로써 컴퓨팅 및 메모리 리소스를 동적으로 제한할 수 있다. 이를 통해 제안 모델은 DNN 모델로 인덱스 정보의 트랜잭션을 배치 처리하여 빠른 처리와 무결성이 보장된다.

### 3.3 블록체인 기반 분산 DNN 처리

제안 모델은 스마트 팜 환경의 IoT 에지 정보를 최적화하기 위해서 그림 3과 같이 분산 DNN 처리를 사용한다. 분산 DNN 처리는 IoT 에지 정보를 최적화할 때 연산 리소스가 제한되지 않도록 블록체인으로 처리한다. 블록체인으로 처리하는 이유는 DNN 처리를 기존 접근 방식으로 수행할 경우 제한된 대역폭과 대기 시간으로 인하여 IoT 에지 환경에서 실현할 수 없는 중앙 집중식 처리에 의존하기 때문이다.

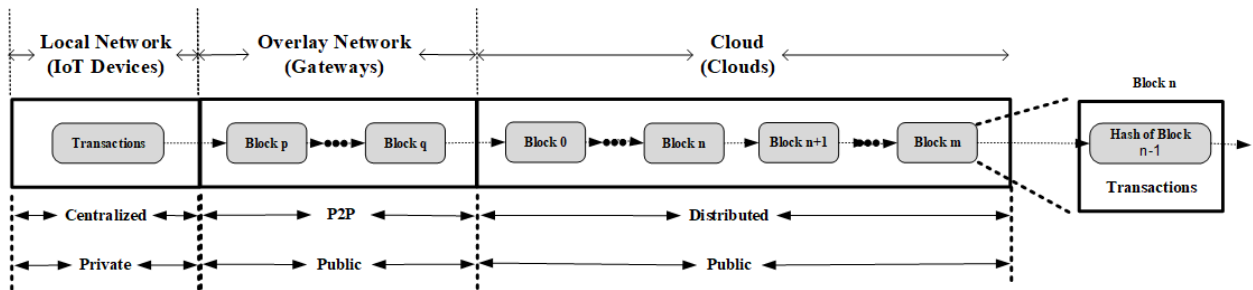


그림 2. 네트워크에 따른 블록체인 처리  
Fig. 2. Blockchain processing according to network

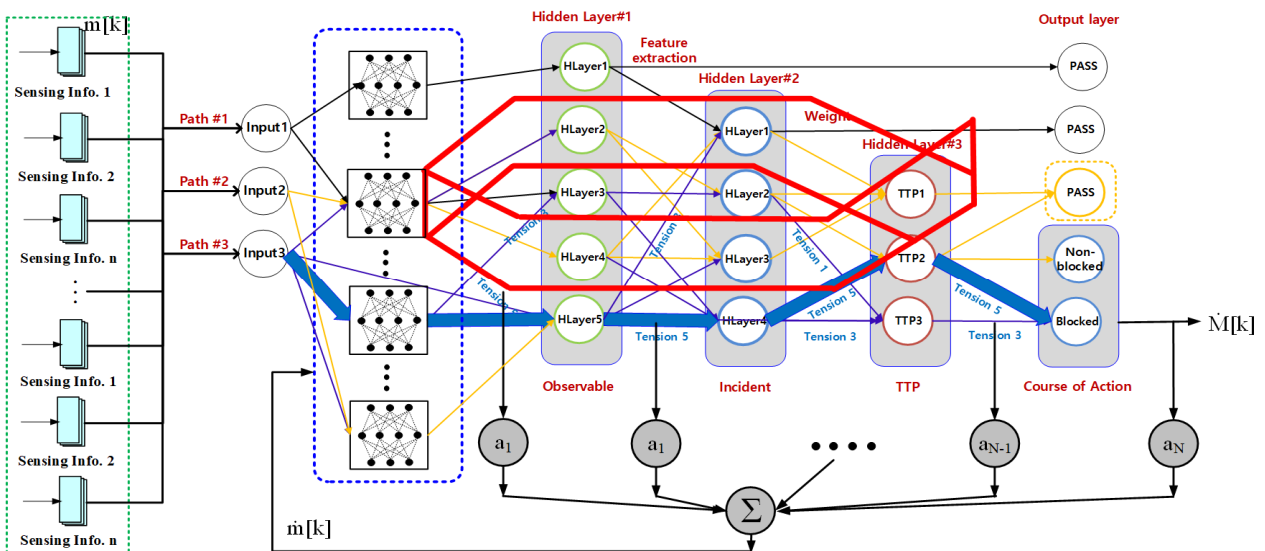


그림 3. 블록체인 기반 DNN 최적화 처리  
Fig. 3. Blockchain-based DNN optimization processing

제안 모델은 그림 3처럼 IoT 에지 장치의 기능을 활용하여 분산 DNN 서비스를 최적화하도록  $n$ 개의 가중치 정보에 대한 누적 확률 값을 사용하고, IoT 에지 정보의 인덱스에 가중치를 부여하기 때문에 IoT 에지 정보간 연계가 효율적으로 처리된다. 또한, IoT 에지 정보의 인덱스 정보와 트랜잭션 정보는 블록체인 기반의 해쉬 체인을 사용하기 때문에 IoT 에지 정보의 불법적 접근이 사전에 예방될 수 있다. IoT 에지 정보간 속성 정보들은 식 (1)처럼 ( $IoT\_Attr_i, IoT\_Attr_j$ )간 상관 정보를 행렬로 처리한다.

$$Corr\_Info = (IoT\_Attr_i | IoT\_Attr_j) \in IoT\_Attr_{i,j}, 1 \leq i, j \leq L \quad (1)$$

여기서,  $L$ 은 IoT 에지 정보의 총 개수를 의미한다.

제안 모델에서 IoT 에지 정보의 가중치는 가중치 확률 이론에 기반하여 식 (2)처럼 생성한다. 가중치 확률 이론은 IoT 에지 정보를 제3자에게 불법적으로 노출하지 않도록 계층적으로 가중치를 추출하기 위해서이다.

$$P_{xy}(IoT_i, IoT_j) = P_x(IoT_i)P_y(IoT_j), i, j = 1, \dots, n \quad (2)$$

제안 모델의 IoT 에지 정보는 식 (3)~식 (4) 처럼 가중치 생성 확률을 생성한다. 제안 모델은 추가 정보 없이 IoT 에지의 중요 정보를 해쉬 처리한다.

$$P_{xy}(1,1) = P_{xy}(1,-1) = P_{xy}(-1, 1) = P_{xy}(-1, -1) = \frac{1}{4} \quad (3)$$

$$\sum_i \sum_j P_{xy}(IoT_i, IoT_j) = 1 \quad (4)$$

제안 모델은 그림 3의 정보를 블록체인의 한 블록으로 처리하여 클라우드 서버로 전달하면, 클라우드 서버는 IoT 에지 정보를 체크하고 변경된 정보만을 처리한다.

## IV. 평 가

### 4.1 환경설정

이 절에서는 스마트 팜에서 재배되는 작물들의 생육 정보를 일정시간 간격으로 수집하고 클라우드 환

경에 있는 서버로 전달하여 정보를 모니터링하거나 분석하여 피드백 정보를 반영할 수 있도록 표 1과 같이 데이터 셋을 분류(SVM(Support Vector Machine), MLP(Multi-layer Perceptron)) 및 학습(KNN(K-nearest neighbors))하여 시뮬레이션을 수행하였다.

시뮬레이션에서 IoT 에지 장치를 포함한 네트워크 범위는 100로 설정하고, 대역폭은 10MHz/5MHz로 설정한다. IoT 에지 장치의 정보 생성 시간은 10/30분 간격으로 수행하고, 변동 보상 계수에 대한 한계 시간은 0.005s/KB로 설정하였다. 그 이외의 환경설정 값은 표 2과 같다.

표 1. 알고리즘 별 파라미터 값  
Table 1. Parameter values of algorithm

Algorithm	Parameter value
MLP	Hidden_layer : 50 Learning rate : 0.001 Weight optimization : adam Activation : relu
SVM	Regularization parameter(C) : 0.01, 0.1, 1 Kernel : rbf Probability : true
KNN	Number of neighbors : 3~5 Weights : uniform

표 2. 실험 데이터 세트  
Table 2. Environment setup

Parameter	Value
The transmit/receive power of the IoT	0.01W / 0.05W
The network coverage radius	100m
The pathloss exponent	3
The available bandwidth for server/IoT	10MHz / 5MHz
The power of noise	-174dBm/Hz
Input data size	3kbits/s
Delay threshold	5s
Link capacity	5 Gbps
Data generation span	10/30 min
Max access count	25
The unit price of energy	0.1 Token/J

### 4.2 성능평가

성능평가는 스마트 팜에 구축된 IoT 에지 장치를 사용하여 IoT 에지 정보의 효율성, 정확성, 처리시간 등을 표 3처럼 평가하였고, IoT 에지 정보의 데이터 셋으로는 DNN 서비스 모델을 분석하기 위해서 Google Colab에서 지원하는 개발 언어 및 라이브러리를 사용하여 표 4처럼 분석하였다.

표 3. IoT 에지 수에 따른 성능 분석

Table 3. Performance analysis by number of IoT edges

Performance parameter		Number of IoT server															Total Avg.
		1					2					3					
		Number of IoT edge					Number of IoT edge					Number of IoT edge					
		1	2	3	5	Avg.	1	2	3	5	Avg.	1	2	3	5	Avg.	
Efficiency (%)	IoT edge usage	75.012	75.639	76.362	<b>77.028</b>	76.010	75.857	76.406	77.100	<b>77.181</b>	76.636	77.912	78.807	79.141	<b>79.985</b>	78.961	76.228
	Not IoT edge usage	68.391	68.907	69.758	<b>71.321</b>	69.594	69.028	69.571	71.124	<b>71.702</b>	70.356	70.354	70.896	71.675	<b>72.205</b>	71.283	69.877
Accuracy (%)	IoT edge usage	67.218	67.692	68.101	<b>68.534</b>	67.886	68.057	68.671	68.992	<b>69.144</b>	68.716	68.931	69.027	69.582	<b>70.402</b>	69.486	68.028
	Not IoT edge usage	63.285	63.749	64.014	<b>64.717</b>	63.941	63.869	64.012	64.689	<b>64.997</b>	64.392	64.007	64.531	64.989	<b>65.214</b>	64.685	64.080
Process time (ms)	IoT edge usage	1.307	1.698	2.059	<b>2.441</b>	1.876	1.553	1.802	2.243	<b>2.957</b>	2.139	1.609	1.969	2.478	<b>3.114</b>	2.293	1.998
	Not IoT edge usage	3.874	3.989	4.230	<b>5.325</b>	4.355	3.992	4.311	4.707	<b>5.726</b>	4.684	4.257	4.685	5.107	<b>6.522</b>	5.143	4.475

표 4. 알고리즘 별 분산 DNN 분석

Table 4. Analyze variance DNN by algorithm

Count number of simulations		1	2	3	4	5	6	Average
MLP	Accuracy	88.32	89.64	90.47	88.03	<b>90.89</b>	89.54	89.47
	Learning time	0.004	0.005	0.004	0.006	0.005	0.004	0.0047
	F1-score	89.08	89.71	90.42	89.98	<b>90.58</b>	90.17	89.99
SVM	Accuracy	83.54	86.21	85.07	<b>86.32</b>	85.89	86.07	85.51
	Learning time	0.006	0.007	0.006	0.008	0.006	0.007	0.0066
	F1-score	84.05	84.55	85.16	84.38	<b>85.07</b>	84.32	84.59
KNN	Accuracy	86.07	87.13	86.82	<b>87.65</b>	87.04	86.76	86.91
	Learning time	0.003	0.004	0.005	0.004	0.004	0.003	0.0038
	F1-score	85.92	86.17	87.02	86.42	<b>87.11</b>	86.79	86.57

4.2.1 IoT 에지 수에 따른 성능 분석

표 3에서 IoT 서버 수에 따른 IoT 에지 장치는 증가할수록 성능이 향상되었으며, IoT 서버 수가 작을수록 IoT 에지 장치 수에 많은 영향을 미치는 것으로 파악되었다. 이 같은 결과는 IoT 에지 장치가 농작물의 생육 정보를 사전에 처리한 후 중요 정보만을 IoT 서버 쪽으로 전달하기 때문에 나타난 결과이다. 특히, 블록체인으로 기록된 농작물의 생육 정보에 대한 투명성과 일관성을 보다 쉽고 효율적으로 관리할 수 있기 때문에 나타난 결과이다.

표 3의 결과처럼 스마트 팜에서 IoT 에지 장치를 통해 농작물의 생육 정보에 대한 효율성을 평가해 보면 평균 6.35% 향상된 결과를 얻었다. 이 같은 결과는 IoT 에지 정보간 속성 정보( $IoT\_Attr_i, IoT\_Attr_j$ )간 상관 정보를 행렬로 처리한 후 IoT 에지 장치와 IoT 서버 간 거리가 물리적으로 짧아 농작물의 생육 정보 산출이 향상되었기 때문에 나타난 결과이다. 정확성은 분산 DNN 서비스를 최적화하도록  $n$ 개의 가중치 정보를 블록체인에 적용하여 누적 확률 값을 사용할 경우 평균 3.941% 향상된 결과를 얻었다.

이 같은 결과는 IoT 에지 정보에 가중치를 부여하기 때문에 IoT 에지 정보간 연계가 효율적으로 처리되었기 때문에 나타난 결과이다. 처리 시간은 DNN 서비스 동안 IoT 에지 정보간 연계 시간이 평균 2.477ms 빠르게 나타났다. 이 같은 결과는 IoT 에지 정보 간 연계 처리에 사용되는 트랜잭션의 누적 사용을 일정한 크기의 블록으로 그룹 관리하였기 때문이다.

#### 4.2.2 알고리즘 별 DNN 서비스 분석

DNN 서비스에 사용되는 IoT 에지 정보의 특성들을 분석하여 라운드 수에 따라 데이터 셋을 분류(SVM(Support Vector Machine), MLP(Multi-layer Perceptron)) 및 학습(KNN(K-nearest neighbors)하여 분석한 결과 표 4와 같다. 차원 축소 전/후의 성능을 보면 MLP가 축소 전에 성능이 좋았고, SVM은 IoT 에지 정보의 수집량이 적을 경우에 좋은 성능을 얻었다. MLP의 경우, IoT 에지 수집 처리 시간이 짧을수록 좋은 성능을 얻었다. 이 같은 결과는 IoT 에지 정보를 블록체인 기반으로 교차검증할 때 IoT 에지 정보에 일정 확률로 가중치를 부여하여 특성 및 종류에 따라 차원 축소의 소요 시간을 단축시켰기 때문이다.

### V. 결론 및 향후 과제

최근 스마트 팜 환경에서는 인공지능 기술을 이용하여 농작물의 생육 정보를 관리하는 연구가 다양하게 진행되고 있다. 그러나, 농작물에 필요한 다양한 데이터(영상 및 음향 등)를 이용하는 스마트 팜의 경우에는 인공지능 기반의 분석 기술이 요구된다.

본 논문에서는 IoT 에지 장치의 기능을 최적화할 수 있는 블록체인 기반의 DNN 서비스 모델을 제안하였다. 제안 모델은 분산 DNN 모델을 통해 농작물 생육 정보를 전달 할 때, 오버레이 네트워크를 사용하여 네트워크의 오버헤드를 최소화하였다. 또한, 제안 모델은 IoT 에지 장치의 컴퓨팅 및 메모리 리소스를 동적으로 제한할 수 있도록 블록체인 기반으로 농작물의 생육 정보를 다중 연계하여 데이터의 불법적 접근을 사전에 예방하였다.

성능평가 결과,  $n$ 개의 가중치 정보를 블록체인에 적용하여 누적 확률 값을 적용한 결과 효율성은 평균 6.35%, 정확도는 평균 3.941% 향상되었다. 처리 시간은 DNN 서비스 동안 IoT 에지 정보간 연계 시간이 평균 2.477ms 빠르게 나타났다. 이 같은 결과는 IoT 에지 정보를 일정 크기의 블록으로 그룹 관리하였기 때문이다.

향후 연구에서는 본 연구에서 얻은 결과를 토대로 다양한 스마트 환경에 적용하여 제안 모델을 성능을 평가할 예정이다.

### References

- [1] A. P. John, S. N. Anand, S. Verma, S. Shukla, A. Chalil, and K. N. Sreehari, "IoT Based System to Enhance Agricultural Practices", Proc. of the 2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems, Coimbatore, India, pp. 845-850, Aug. 2021. <https://doi.org/10.1109/ICESC51422.2021.9532804>.
- [2] L. Akhila, B. S. Megha, M. S. Nikhila, B. Sreelakshmi, P. Vykha, C. Anu, and K. N. Sreehari, "IoT-enabled Geriatric Health Monitoring System", Proc. of the 2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems, Coimbatore, India, pp. 803-810, Aug. 2021. <https://doi.org/10.1109/ICESC51422.2021.9532781>.
- [3] B. Supriya, V. KalaiRubin, T. G. Madhuri, S. Spoorthi, and C. H. Soumya, "IOT Based Remote Smart Irrigation System", International Journal of Modern Agriculture, Vol. 10, No. 2, pp. 3805-3811, Jun. 2021. <https://doi.org/10.17577/IJERTV11IS110063>.
- [4] D. Savchuk and A. Doroshenko, "Investigation of machine learning classification methods effectiveness", Proc. of the 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, LVIV, Ukraine, pp. 33-37, Dec. 2021. <https://doi.org/10.1109/CSIT52700.2021.9648582>.



- [5] A. Yaganteeswarudu, "Multi Disease Prediction Model by using Machine Learning and Flask API", Proc. of the 2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems, Coimbatore, India, pp. 1242-1246, Jun. 2020. <https://doi.org/10.1109/ICCES48766.2020.9137896>.
- [6] T. Li, A. K. Sahu, A. Talwalkar, and V. Smith, "Federated learning: Challenges, methods, and future directions", IEEE Signal Proc. Magazine, Vol. 37, No. 3, pp. 50-60, Aug. 2020. <https://doi.org/10.1109/MSP.2020.2975749>.
- [7] H. El-Sayed, S. Sankar, M. Prasad, D. Puthal, A. Gupta, M. Mohanty, and C. T. Lin, "Edge of things: The big picture on the integration of edge", IoT and the cloud in a distributed computing environment, IEEE Access, Vol. 6, pp. 1706-1717, Dec. 2018. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2780087>.
- [8] D. Müller, F. Te, and I. P. Cvijikj, "An E-Government Service as PaaS Application to Serve Switzerland's Municipalities", 2016 IEEE World Congress on Services, San Francisco, CA, pp. 68-71, Jun. 2016. <https://doi.org/10.1109/SERVICES.2016.15>.
- [9] K. Christidis and M. Devetsikiotis, "Blockchains and smart contracts for the internet of things", IEEE Access, Vol. 4, pp. 2292-2303, May 2016. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2566339>.
- [10] A. Bahga and V. K. Madiseti, "Blockchain platform for industrial internet of things", Journal of Software Engineering and Applications, Vol. 9, No. 10, pp. 533-546, Oct. 2016. <https://doi.org/10.4236/jsea.2016.910036>.
- [11] P. J. Ramos, F. A. Prieto, E. C. Montoya, and C. E. Oliveros, "Automatic fruit count on coffee branches using computer vision", Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 137, pp. 9-22, May 2017. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.03.010>.
- [12] K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, and D. Bochtis, "Machine learning in agriculture: A review", Sensors, Vol. 18, No. 8, pp. 1-29, Aug. 2018. <https://doi.org/10.3390/s18082674>.
- [13] F. Benjamin, N. Valsamis, G. Pierluigi, H. L. B. Tiara, and P. Fiora, "Vision Based Modeling of Plants Phenotyping in Vertical Farming under Artificial Lighting", Sensors, Vol. 19, No. 20, pp. 1-21, Oct. 2019. <https://doi.org/10.3390/s19204378>.
- [14] R. Ballesteros, J. Ortega, and D. Hernandez, "Onion biomass monitoring using UAV-based RGB imaging", Precision Agriculture, Vol. 19, pp. 840-857, Feb. 2018. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9560-y>.

## 저자소개

정 윤 수 (Yoon-Su Jeong)



1998년 2월 : 청주대학교

전자계산학과(공학사)

2000년 2월 : 충북대학교

전자계산학과(이학석사)

2008년 2월 : 충북대학교

전자계산학과(이학박사)

2012년 2월 ~ 현재 : 목원대학교

게임소프트웨어공학과 교수

관심분야 : IoT/IIoT, 네트워크, 정보보안, 빅데이터, 암호학, 스마트팜