

자율센서 정보를 최적화하기 위한 AI 기반의 효율적인 스마트 농업 관리 기법

정윤수¹¹목원대학교 게임소프트웨어공학과 교수

AI-Based Efficient Smart Farm Management Technique for Optimizing Autonomous Sensor Information

Yoon-Su Jeong¹¹Professor, Dept. of Game Software Engineering, Mokwon University¹Corresponding author: bukmunro@mokwon.ac.kr

Received January 29, 2024; Revised March 12, 2024; Accepted March 19, 2024

ABSTRACT

최근 스마트 농업은 사물인터넷(IoT), 인공지능(AI), 빅데이터, 로봇 등 통신 기술(ICT)을 접목하여 종자·생산·수확·유통·소비 등 농업 가치사슬(Value Chain)의 모든 단계에 걸쳐 생산성 및 제품 품질의 농업 경쟁력을 향상시키고 있다. 그러나, 기상 이변, 기온 및 강수량 패턴의 변화 등 비정상적인 기후 조건은 농업에 심각한 영향을 미쳐 다양한 농업 문제를 일으키고 있다. 본 논문에서는 이상 기후 변화에 능동적으로 반응할 수 있도록 자율센서 정보를 최적화하기 위한 AI 기반의 효율적인 스마트 농업 관리 기법을 제안한다. 제안 기법은 자율센서 정보를 균형화하기 위해서 기계 학습과 인공지능 모델이 사용할 데이터 셋을 비대칭 처리 방식으로 처리한다. 제안 기법은 비정상적인 기후 조건(물 부족, 극한 온도, 계절 변화, 습도 등)에 대응하기 위해서 DNN 모델을 사용하여 대용량의 실시간 자율센서 정보를 지속해서 학습하는 것을 보장한다. 또한, 제안 기법은 DNN 서비스를 효율적으로 처리할 수 있도록 실시간 대용량의 자율센서 정보를 블록체인으로 묶어 처리함으로써 분산된 기록 보관 시스템 역할을 수행한다. 제안 기법은 자율센서 정보의 가중치를 일정 간격으로 확률값을 누적함으로써 자율센서 정보 간 동기화를 유지 및 검증을 할 수 있다.

Recently smart agriculture is improving the agricultural competitiveness of productivity and product quality throughout all stages of the agricultural value chain (Value Chain) such as seeds, production, harvesting, distribution, and consumption by incorporating communication technologies (ICTs) such as the Internet of Things (IoT), artificial intelligence (AI), big data, and robots. However, abnormal climatic conditions such as extreme weather events, changes in temperature and precipitation patterns have a serious impact on agriculture, causing various agricultural problems. In this paper, we propose an AI-based efficient smart agricultural management technique to optimize autonomous sensor information so that it can actively respond to abnormal climate changes. The proposed technique employs an asymmetric processing method to prepare the data set for machine learning and AI models, ensuring balanced autonomous sensor information. The proposed technique ensures continuous learning of large-capacity real-time autonomous sensor information using the DNN model to cope with abnormal climatic conditions (water shortage, extreme temperature, seasonal change, humidity, etc.). In addition, the proposed technique plays the role of a distributed record storage system by grouping and processing real-time large-capacity autonomous sensor information into a blockchain so that the DNN service can be handled efficiently. The proposed technique may maintain and verify synchronization between autonomous sensor information by accumulating probability values at regular intervals for weights of autonomous sensor information.

Keywords: Smart farm, Autonomous sensor, Optimization, Data management, Blockchain, DNN model



1. 서론

최근 정부는 4차 산업혁명의 주요 기술(IoT, 클라우드, 빅데이터, AI, 플랫폼)들을 활용하여 스마트 농업기술 개발에 많은 노력을 기울이고 있다^[1-3]. 특히 사물인터넷, 인공지능(AI), 빅데이터, 로봇 등의 통신 기술들을 스마트 농장에 접목하여 종자, 생산, 수확, 유통, 소비 등 농업 가치 체인(Value Chain)의 전 단계에 걸쳐 생산성과 제품 품질 측면에서 농업 경쟁력을 향상시키고 있다. 하지만 이상 기후, 기온의 변화, 강수 패턴의 변화 등은 모두 농업에 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 이러한 변화는 농작물 수확량, 축산, 총 식량 생산량에 영향을 미치는 다양한 농업 문제를 초래할 수 있다^[4-6].

스마트 농장에 사용되는 자율센서는 농작물의 객관적 정보를 얻는 범용 장치로써 광전기, 전자기학, 전도성 및 초음파와 같은 기술을 사용하여 토양 질감 및 구조, 영양 수준, 습도, 수증기, 공기, 온도 등을 추정하는 데 사용된다^[7]. 이처럼 스마트 팜에 자율센서를 배치하는 것은 농작물 모니터링, 노동 관리, 비료 적용, 물 및 식량 공급 등 운영 업무를 최적화하여 농업 활동의 혜택을 극대화하는 데 있다. 스마트 팜은 자율센서에서 수집한 정보를 수집하기 위해 방대한 데이터 세트에서 이상 징후와 패턴 및 상관관계를 파악한다. 스마트 팜은 이 과정에서 얻은 정보를 활용하여 미래의 작물 수확량, 작물 성장 패턴, 이상적인 생육 조건, 해충 및 질병에 대한 최적의 제어 환경 정보를 확보한다.

최근 스마트 농업 분야의 연구 분야로는 데이터 처리, 수확량 예측 및 성장 분석, 품질 관리, 축산 및 양식, 농장 관리 등이 있다. 데이터 처리 연구에서는 정량적인 데이터를 이용하여 편향되지 않은 결론을 도출하기 위해 지도 제작과 지도 제작 기법을 사용하고 있다^[8]. 지도 제작은 균일한 구역과 공간 패턴을 형성하는 데 도움이 되기 때문에 농업 자료를 표시할 때 가장 많이 사용되는 형식이다. 식량 안보를 위한 농부, 식량 마케팅 조직 및 정부는 수확량 예측 및 성장 분석 연구에서 중요한 이해 관계자이다. 여기에는 작물 기반 수확량 예측 및 성장 분석 프로젝트 수확량 예측 연구, 입력 데이터 범주 및 예측 모델이 포함된다^[9]. 품질 유지에 관한 연구는 잡초, 해충, 질병 등을 조기에 발견하고 피해를 최소화해야 양질의 작물을 수확하는 데 초점을 맞추고 있다. 이 연구는 작물의 가치를 유지하고 폐기물을 줄이는 데 중요하다^[10]. 양식업과 가축에 관한 연구들은 동물 모니터링을 위한 센서 사용의 목적이 동물의 삶에 대한 질을 향상시키는데 있다. 이 연구는 환경 모니터링을 통해 사회적 인식, 동물 복지, 농장 관리 및 궁극적으로 지속 가능한 생산성을 향상시킬 수 있다^[11].

본 연구에서는 스마트 농장에서 발생하는 자율센서 데이터(물 부족, 극한 온도, 계절 변화, 습도 등)를 손실 없이 최적화하기 위해 AI 기반의 효율적인 스마트 농장 관리 기법을 제안한다. 제안 기법은 클라우드 환경에서 자율센서 데이터의 균형을 유지하기 위해 AI와 머신러닝 모델을 불균일하게 처리하여 데이터셋을 사용한다. 제안 기법은 DNN 모델을 활용하여 대량의 실시간 자율센서 데이터를 지속해서 학습하여 극한의 더위, 습도, 계절 변화, 물 부족 등 스마트 팜에 영향을 미치는 다양한 환경 요인에 적응한다. 제안 기법은 자율센서 데이터를 블록체인으로 통합하여 DNN 서비스를 효율적으로 처리하고 분산된 기록 저장 시스템을 허용하는 요건을 충족한다. 또한, 제안 기법은 자율센서 정보의 가중치에 대한 확률값을 주기적으로 수집하여 자율센서 데이터 간의 동기화를 확인하고 유지한다.

제안 기법은 크게 4가지 목표를 가지고 있다. 첫째, 클라우드 환경에서 자율센서 데이터의 균형을 맞추기 위해서 기계 학습과 인공지능 모델이 사용되도록 설정된 데이터 세트를 비대칭적으로 처리한다. 둘째, 제안 기법은 추가 가상화 자원을 할당하고 클라우드의 타임 슬롯 모델을 독립적으로 고려하여 자율센서 데이터의 도달/처리 시간을 특성화한다. 셋째, 제안 기법은 DNN 모델을 활용하여 자율센서 데이터의 지속적인 학습을 보장하기 위해 모델 가중치를 정기적으로 업데이트한다. 넷째, 제안 기법은 DNN 모델을 동시에 재교육하기 위해서 새로운 자율센서 정보 표본에 DNN 모델을 정기적으로 병렬로 재교육한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 스마트 농업기술 관련 연구를 분석한다. 3장에서는 자율센서 정보를 최적화한 위한 AI 기반의 효율적인 스마트 농장 관리 기법을 제안한다. 4장에서는 제안 기법을 성능 평가하고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

2.1 스마트 농장

스마트 농장은 IoT 기술, 인공지능과 같은 IT 기술들을 활용하여 농작물을 효율적으로 재배하기 위한 농장 시설을 의미한다. 주로 농작물의 온도, 습도, 일사량, 이산화탄소 등을 측정하여 원격 서버에서 분석한 후 분석 결과에 따라 제어장치를 통해 재배 환경을 제어한다^[12]. 스마트 팜은 초기 비용(기자재 등)이 많이 들고, 기업별로 전기적, 기계적 규격이 달라서 서로 호환이 안 되는 문제점이 있었으나, 농식품부는 이를 개선하기 위해서 규격 표준을 적용하여 일정 수준 이상의 성능을 보장하고 있다.

한국형 스마트 농장은 Table 1처럼 원격감시와 원격제어가 가능한 1세대 모델부터 복합에너지 관리와 스마트 농작업이 가능한 3세대 모델까지 있다^[13]. 1세대 스마트 농장은 각종 센서를 인터넷으로 데이터 수집 및 원격감시와 원격제어가 가능하다. 2세대 스마트 농장은 농작물 재배 환경에 자동제어 기술을 적용하여 농작물의 생산성과 품질을 향상시킨다. 3세대 스마트 농장은 복합에너지(난방기, 지열, 태양열, 보온재 등) 제어 기술을 적용하여 에너지 관리와 로봇 농작업을 자동화 시스템으로 운영한다.

Table 1. Smart farm classification and comparison

Division	The first generation	The second generation	The third generation
Target effect	Improved convenience	Productivity Improvements	Increase Sustainability
Key functions	Remote facility control	Precision growth management	Pre-electric intelligence, automatic management
Key information	Environmental information	Precision growth management	Environmental information, growth information, and production information
Core technology	Communication technology	Environmental information, growth information	Communication technology, big data/AI, robots
Decision making/control	Person/person	Communication technology, big data/AI	Computer/robot
Representative example	Smartphone On-Selfie System	Data-driven growth management software	Intelligent Robot Farm

2.2 기존 연구

You et al.은 원격 감지 데이터를 사용하여 작물 수확량을 예측하기 위해 Deep Gaussian Process 모델과 Convolutional Neural Network(CNN)를 사용하였다^[14]. 특히 이 기법은 작물 수확량의 정확도를 향상시키기 위해서 가우시안 프로세스 구성 요소를 통합하여 데이터의 시공간 구조를 명시적으로 모델링하였다. Akbar et al.은 농기후 지역에서 수집한 131개 강황 생식 질의 에센셜 오일 데이터와 토양 및 환경 인자 분석을 사용하여 강황 오일 수확량의 최적화 및 예측을 위한 ANN 모델을 제안했다^[15]. 이 기법은 ANN 기반 예측 모델이 새로운 사이트의 오일 수율을 예측하는 적합한 방법이며 예측 모델의 변경 가능한 매개변수를 변경하여 특정 사이트의 강황 오일 수율을 최적화하는 데 상업적으로 충분한 의미가 있다. Fountas et al.은 PSM(Problem Structuring Methods)과 SSM(Soft Systems Methodology)을 적용하여 학문적 및 상업적 관점에서 FMMIS(Farm Machinery Management Information System)을 제안하였다^[16]. 이 연구는 오픈 필드 작물 생산에 초점을 맞추고 주요 사용자 및 의사 결정자로서 농기계 관리에 활용할 수 있도록 하였다. Muhammed et al.은 그리드 샘플로 만든 영양소 농도 지도 또는 필드 세분화(해당 필드 내 구역) 지도가 가치가 있는지에 대한 비료 관리 시스템을 개발하였다^[17]. 이 개발은 토양 및 비료 데이터, 작물 데이터 및 수확량 데이터를 기반으로 선형 회귀 기법을 적용하였다.

3. AI 기반 자율정보 최적화 기법

제안 기법은 농작물의 성장과 발달에 영향을 미칠 수 있는 환경 요인들을 반영한 자율센서 정보를 최적화하는 것을 목표로 한다. 제안 기법은 비정상적인 기후 조건(물 부족, 극한 온도, 계절 변화, 습도 등)에 대응하기 위해서 스마트 팜 농작물의 자율센서 정보를 최적화하여 스마트 팜의 효율성을 향상시키는 AI 기반의 효율적인 스마트 팜 관리 기법을 제안한다.

3.1 개요

제안 기법은 스마트 팜 환경에서 자율센서로부터 수집된 농작물 정보를 대량으로 수집하여 분석할 때, 자율센서 정보의 정확성을 향상시키기 위한 환경을 최적화하기 위해서 Fig. 1과 같은 환경을 사용한다. 제안 기법은 클라우드가 별도로 타임 슬롯 모델을 고려하기 때문에 가상화 리소스를 추가로 할당하여 자율센서 정보의 도착/처리 시간을 특성화한다. 특히, 제안 기법은 DNN 모델을 이용하여 모델 가중치를 유지함으로써 지속해서 자율센서 정보를 학습할 수 있도록 보장한다. 이는 새로운 자율센서 정보 샘플에 DNN 모델을 정기적으로 유지함으로써 모델의 정확도를 점진적으로 향상시킨다. 또한, 제안 기법이 클라우드 서버의 시너지 효과를 일관되게 나타내는 경우, 학습된 새로운 자율센서 정보 샘플을 에지와 클라우드로 분리하여 DNN 모델에 대한 재교육을 병행한다.

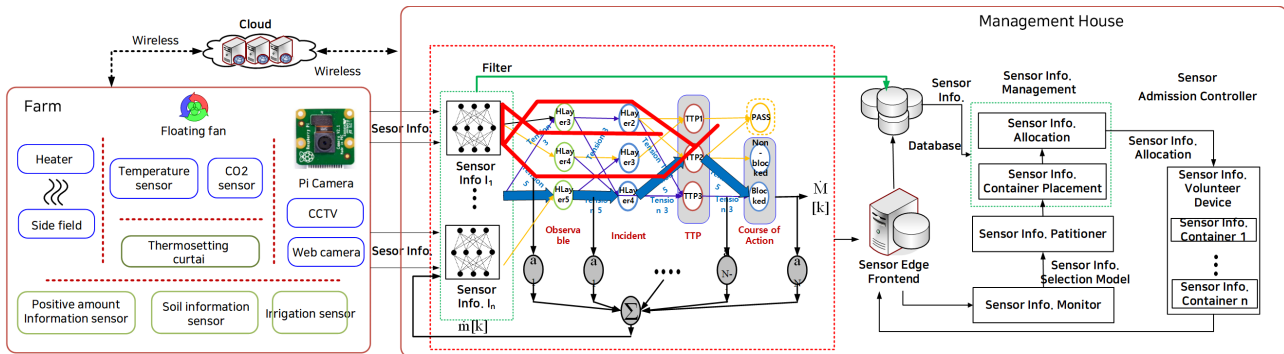


Fig. 1. Overall management process model of smart farm

제안 기법은 DNN 서비스를 효율적으로 관리하기 위해 자율센서 정보를 블록체인으로 그룹화하고 처리하여 분산 기록 저장 시스템 역할을 한다. 또한, 제안 기법은 자율센서 정보의 가중치를 일정한 간격으로 유지할 수 있도록 확률값을 누적하여 자율센서 정보 간 동기화를 유지하고 검증하기 때문에 클라우드 서버로 데이터를 전송할 필요가 없어 대기 시간과 대역폭 사용량이 감소한다. 제안 기법은 DNN 모델 훈련 후 데이터를 결합하고 모델을 업데이트하며 추가 훈련의 유·무를 검증한다.

3.2 모델 구성

제안 기법의 모델 구성은 Fig. 2와 같다. 스마트 팜은 농작물의 생육 정보를 수집하기 위해서 다양한 자율센서를 사용하고, 관리 서버는 자율센서로부터 수집된 작물 정보를 적절하게 관리·모니터링할 뿐만 아니라 DNN 기반의 알고리즘을 통해 학습시킨다.

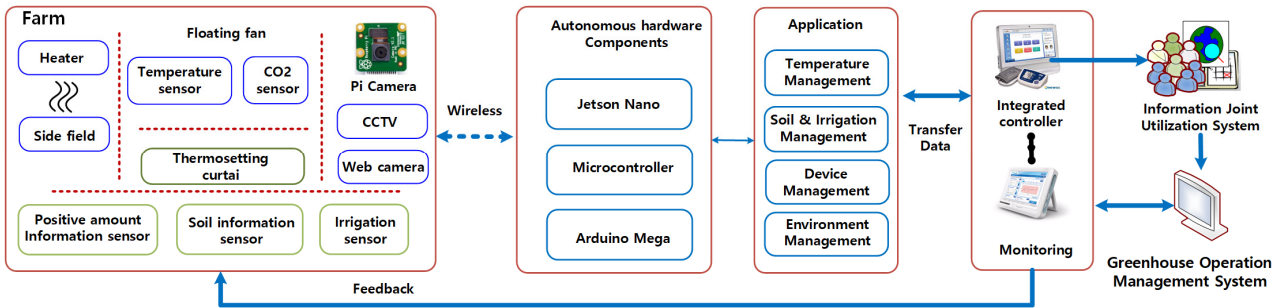


Fig. 2. Proposed model component of smart farm

Fig. 2처럼 제안 기법은 자율센서 데이터를 로드 밸런싱하여 자율센서로부터 작물 생육 정보를 효율적으로 생성하고 제어한다. Fig. 2는 많은 양의 자율센서 데이터에 대한 단계별 처리 과정(비활성화, 활성화)에서 작물 생육 통계 간에 불균등한 관계가 존재할 수 있다. 이를 해결하기 위해서 제안 기법은 가중치 확률 정보를 자율센서 데이터에 적용하여 작물 생육 속도 간의 상호 작용 정도를 줄인다. 스마트 팜의 자율센서는 어떤 수준에서든 많은 데이터를 교환할 수 있어 대용량 데이터에 대해서는 유희 상태, 비활성화 상태, 활성화 상태의 3단계를 관리할 수 있다. 자율센서가 결합하면 보낼 데이터를 처리하거나 정보 교환을 처리한다. 이때, 정보 교환이 없거나 전달할 데이터가 없을 때 자율센서는 유희 상태에 있고, 보관할 데이터가 없거나 단순히 제한된 양의 정보 교환이 있을 때는 비활성화 상태에 있다.

3.3 AI 기반의 자율센서 정보 최적화 기법

3.3.1 자율센서 정보의 상관관계

스마트 팜 생육 정보의 상관관계를 Fig. 3처럼 표현하기 위해서는 일반적으로 산점도(Scatter plot)를 사용한다. 산점도는 두 변수 간의 관계를 시각화하는 방법으로, 각 변수를 x축과 y축에 대응하여 데이터 포인트를 표시한다. 데이터 포인트들이 산점도에 퍼져 있을 때 두 변수 간의 상관관계를 파악할 수 있다.

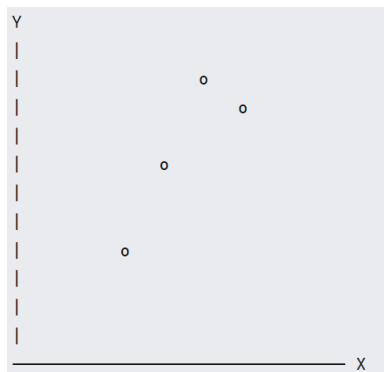


Fig. 3. Correlation of smart farm growth information

Fig. 3의 산점도에서 데이터 포인트들이 위로 향하는 경향을 보인다면 양의 상관관계가 있다고 볼 수 있다. 반대로 아래로 향한다면 음의 상관관계가 있다고 볼 수 있다. 또한, 데이터 포인트들이 위쪽과 아래쪽으로 무작위로 흩어져 있다면 뚜렷한 상관관계가 없다고 볼 수 있다. Fig. 3의 산점도 예시는 단순한 상황을 가정한 것이다. 스마트 팜에 구축된 자율센서 정보의 실제 빅데이

터는 변수가 많을 수 있고, 상관관계가 더 복잡할 수 있으므로, 다양한 변수 간의 상관관계를 표현하기 위해 다차원 산점도나 다른 시각화 방법을 사용할 수 있다.

제안 기법은 스마트 팜의 자율센서로부터 수집된 빅데이터 BD 를 식 (1)과 같은 $n \times n$ 행렬 벡터로 나타내어 고유벡터 $d_{ij}(\omega_i/\omega_j)$ 간 정확도를 쌍대 비교행렬로 구한다.

$$BD = \begin{bmatrix} 1 & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{11} & 1 & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} w_1/w_1 & \dots & w_1/w_n \\ w_2/w_1 & \dots & w_2/w_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_n/w_1 & \dots & w_n/w_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

스마트 팜의 자율센서 정보에 대한 빅데이터 정보 간 상관관계의 가중치는 식 (2)처럼 생성한다.

$$d_{ik} = d_{ij} \cdot d_{jk} = (w_j/w_i) \cdot (w_k/w_j) = a_{ik} \quad (2)$$

여기서, d_{ik} 는 스마트 팜의 자율센서 정보를 의미한다. 자율센서 정보의 빅데이터 정보 간 상관관계의 값은 쌍대비교행렬 d_{mn} 과 d_{nm} 사이에서 m 이 0 이상이고 n 이 1 미만이면, 같은 결과값을 가질 수 있으며, d_{mn} 이 0이라면 스마트 팜의 자율센서 정보 간 상관관계는 존재하지 않는 것으로 정의한다.

3.3.2 자율센서별 정보 연계

제안 기법은 자율센서를 통해 수집된 스마트 팜 생육 정보 간 상관관계를 손쉽게 처리하기 위해서 데이터 균형화 기법을 사용한다. 제안 기법은 데이터 균형을 위해서 기계 학습과 인공지능 모델이 사용할 데이터 셋을 식 (3)과 같은 비대칭 처리 방식으로 수행한다.

$$IR = \sum_{r=1}^n d_{ir}^x \times d_{jr}^y \quad (3)$$

여기서, d_{ir}^x 은 i 번째 자율센서 정보의 벡터와 r 번째 자율센서 정보의 사전 처리 계층 간 연계성을 의미하고, d_{jr}^y 은 j 번째 자율센서 정보의 벡터와 r 번째 자율센서 정보의 사전 처리 계층 간 연계성을 의미한다. 식 (3)을 통한 자율센서 정보의 비대칭 처리 정보들은 해시 함수에 의해 처리한 데이터 균형화 기법을 이용하기 때문에 중복된 자율센서 정보를 손쉽게 제거할 뿐만 아니라 정보 연계가 원활하다.

식 (3)은 비대칭적으로 클래스 간 불균형적인 비율로 분류하거나 라벨이 지정된 데이터 셋을 처리한다. 예를 들어 클래스 A와 클래스 B라는 두 가지 클래스가 있는 데이터 셋이 있다고 가정할 경우, 클래스 A가 데이터의 90%를 나타내고 클래스 B가 10%만을 나타내는 데이터 셋을 Fig. 4(a)과 같이 처리한다. 클래스 A에는 많은 수의 인스턴스가 있고 클래스 B에는 더 적은 인스턴스가 있으면(Fig. 4(a)) 균형을 맞추기 전에 차트는 Fig. 4(b)와 같다. 균형을 맞춘 후에는 Fig. 4(c)처럼 두 클래스를 더욱 잘게 표현하는 것을 목표로 한다. Fig. 3과 같은 예는 두 클래스 모두 인스턴스 수가 더 유사하여 클래스 불균형을 해결한 경우를 보여주고 있다.

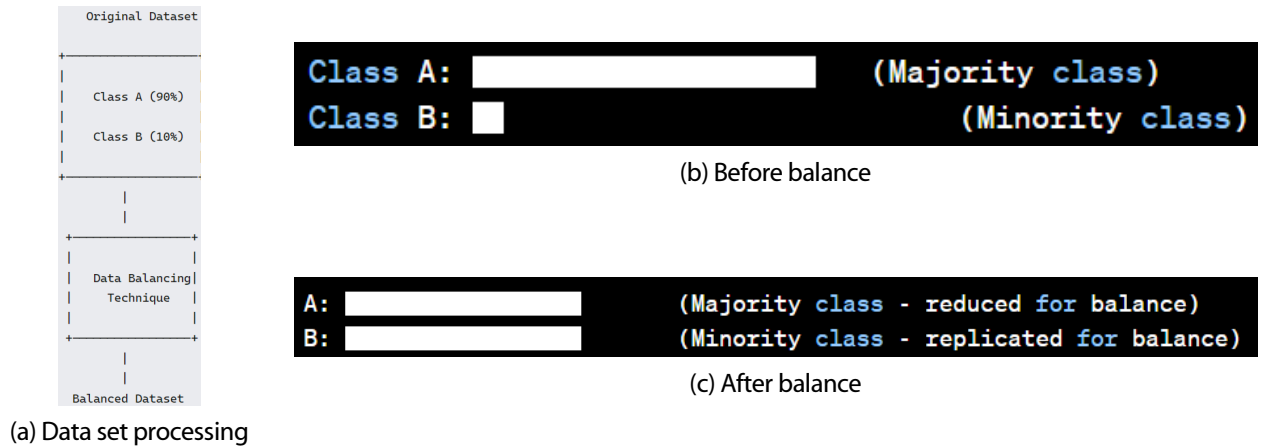


Fig. 4. Processing data sets with two classes, Class A and Class B

자율센서 정보의 비대칭 처리를 위해서 제안 기법은 자율센서 정보를 n 개의 벡터 정보 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 로 분류한 후 서로 직교하도록 비대칭적으로 그룹화한다. 이때, 그룹화된 자율센서 정보의 연계 정보는 식 (4)와 같다.

$$g \cong c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n \quad (4)$$

여기서, $c_1, \dots, c_n$ 은 자율센서 정보에 부여된 상숫값을 의미한다.

또한, 자율센서 정보의 중요도는 식 (5)와 같이 확률 함수를 적용하여 벡터의 중요도를 확률 조건으로 활용한다.

$$E(d_i^x) = - \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \log \frac{1}{n} = \log n \quad (5)$$

제안 기법은 자율센서에서 수집된 스마트 팜 생육 정보의 클래스 중 클래스 A가 데이터의 90%를 나타내고 클래스 B가 10%만을 나타내는 데이터 셋을 구성한 후 처리 방식에 따라 언더샘플링, 오버샘플링, 가중치 부여 등으로 분류 처리한다.

언더샘플링은 다수 클래스의 데이터를 일부만 사용하여 균형을 맞추어 불균형한 데이터 셋을 균형 있게 만들며, 모델이 다수 클래스에 과도하게 편향되는 것을 방지할 수 있다. 오버샘플링은 소수 클래스의 데이터를 복제하거나 합성하여 다수 클래스와 균형을 맞추어 소수 클래스가 충분한 수의 예제로 표현되어 모델이 해당 클래스를 더 잘 학습할 수 있다. 가중치 부여는 다수 클래스와 소수 클래스 간의 상대적인 중요도에 기반하여 데이터 포인트마다 가중치를 부여하여 소수 클래스에 높은 가중치를 부여하여 모델이 해당 클래스를 더 주의 깊게 학습하도록 한다.

3.4 자율센서 정보의 다이어그램 처리

제안 기법은 스마트 팜에 구축된 자율센서에서 수집된 정보를 안정적으로 송·수신하기 위한 시퀀스 다이어그램은 Fig. 5와 같다. 자율센서 정보를 클라우드 서버(에지 서버)로 전송되는 자율센서 정보는 센서 정보 관리자가 AI 알고리즘(머신러닝, 패턴 인식, 예측 분석 등)을 사용하여 처리 및 분석한다. 자율센서 정보의 추가 정보 추출은 센서 정보 관리자가 담당하기 때문에 자율센서 정보의 손실은 최소화할 수 있다.

제안 기법은 Fig. 5와 같은 시퀀스 다이어그램을 클라우드 컴퓨팅과 결합하여 애플리케이션에서 생성된 자율센서 정보를 클

라우드 서버로 전달될 때 네트워크 지연시간이 개선된다. 제안 기법은 자율센서 정보가 순차적으로 처리되기 때문에 시간이 지남에 따라 자율센서 정보가 일치되고 검증된다. 제안 기법에서 자율센서 정보는 중앙에서 운영하기 때문에 자율센서 수와 관계 없이 자율센서 간 연결을 자동화한다.

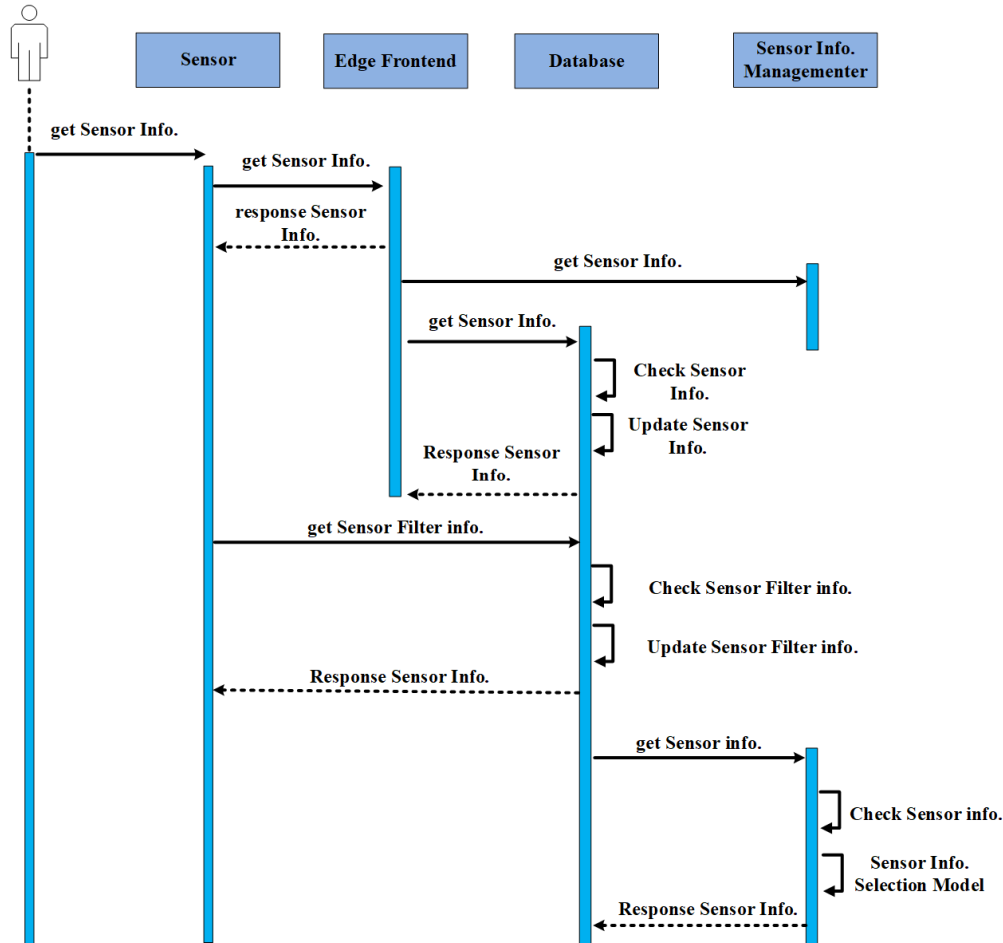


Fig. 5. Diagram process of Sensor Info

4. 평가

4.1 성능평가

성능평가는 자율센서 정보를 데이터 셋으로 수집한 후 분석하기 위해 Google Colab에서 지원되는 개발 언어 및 라이브러리를 사용한다.

4.1.1 일반 센서 vs. 자율센서 평가

AI 기반의 효율적인 스마트 농업 관리를 위해 일반 센서와 자율 센서를 비교한 성능 결과는 Table 2와 같다. 효율성, 무결성, 지연시간, 오류율, 정확도 등이 이 지표에 포함된다. 제안된 기법은 자율센서 정보로 수집된 정보와 일반 센서 정보로 수집된 정보의 효율성을 비교했을 때 평균 14.102% 향상되었다. 이러한 결과는 자율센서로 수집된 정보 간의 상관관계를 쉽게 처리하기

위해 비대칭 처리 기법을 사용하여 데이터 밸런싱을 달성했기 때문입니다. 제안된 방법의 무결성은 일반 센서 정보로 수집된 데이터보다 평균 5.047% 높게 나타났다. 이러한 결과는 자율센서에서 클라우드 서버로 데이터를 안정적으로 전송하고 데이터 세트에서 중요한 정보를 추출하는 비율이 높기 때문입니다.

자율센서 데이터는 꾸준히 클라우드 서버로 전송되며, 상당한 데이터 추출이 가능하다. 제안 방법의 평균 지연시간은 일반적인 센서 정보의 자율센서 정보가 수집한 정보보다 25.321ms 짧았다. 이는 제안한 방법이 자율센서 데이터를 클라이언트 시스템과 최대한 가까운 여러 블록에 저장함으로써 부하 시간을 개선하고 대기 시간을 단축하기 때문입니다.

제안 방법의 오차율과 정확도는 자율센서가 수집한 데이터와 일반 센서가 수집한 데이터를 비교했을 때 각각 32.179%, 5.290% 증가했다. 이러한 결과는 자율센서 데이터 로드 밸런싱을 통해 오차가 감소하고 정확도가 향상되었기 때문이다.

Table 2. Comparison of general sensors vs. autonomous sensors

Category(분류)		Number of General/Autonomous Sensor(일반/자율센서의 수)					
		1	2	4	8	10	Average (평균)
Efficiency(%) (효율성)	General sensor (일반 센서)	0.722	0.732	0.785	0.814	0.831	0.781
	Autonomous sensor (자율센서)	0.833	0.844	0.896	0.918	0.948	0.892
Integrity(%) (무결성)	General sensor (일반 센서)	92.781	91.074	89.563	85.627	82.776	88.362
	Autonomous sensor (자율센서)	96.202	95.478	92.708	90.863	88.859	92.824
Latency(ms) (지연성)	General sensor (일반 센서)	0.882	0.994	1.071	1.382	1.617	1.193
	Autonomous sensor (자율센서)	0.411	0.614	0.865	1.101	1.457	0.892
Error rate(%) (에러율)	General sensor (일반 센서)	9.830	9.413	8.512	8.053	7.072	8.574
	Autonomous sensor (자율센서)	7.050	6.225	5.884	5.374	4.673	5.838
Accuracy(%) (정확도)	General sensor (일반 센서)	85.233	86.874	89.213	90.473	91.134	88.583
	Autonomous sensor (자율센서)	88.584	90.471	93.072	96.433	97.792	93.272

4.1.2 알고리즘 비교

Table 3은 제안 기법이 자율센서로부터 수집된 정보의 데이터 셋을 알고리즘별(RNN, MLP, SVM, KNN)로 상관관계 처리 시 데이터 균형화를 비대칭 처리 방식으로 처리하였을 때, 정확도, 정밀도, Recall, F-점수 등을 평가한 결과를 보여주고 있다. SVM은 타 알고리즘 대비 빠른 학습 속도와 데이터 특징(칼럼)의 개수에 큰 영향 없이 균일한 성능을 갖기 때문에 다른 알고리즘보다 정확도(평균 5.12%), 정밀도(평균 7.21%), Recall(평균 2.49%), F-점수(평균 7.85%) 등이 모두 더 나은 결과를 얻었다. KNN은 훈련데이터에 잡음이 있는 경우에도 적용할 수 있으므로 효율성이 높다. 그러나, SVM은 자율센서의 전처리를 통해 데

이터 스케일 정규화를 반드시 수행해야 하는 문제점이 있었다. 제안 기법에 사용된 MLP는 타 알고리즘 대비 간단한 구조로 되어 있지만, 복잡도가 증가할수록 오버피팅이 발생할 가능성이 타 알고리즘에 비해 높게 나타났다. RNN은 시계열 정보를 반영하여 입출력 개수를 1-N과 N-N 모델로 구성하였지만, 계산 복잡성이 타 알고리즘에 비해 높게 나타난다. Table 3의 알고리즘 비교 평가 결과, 제안 기법은 자율센서 정보를 대량으로 처리한 후 분석된 결과를 통해 자원 투입과 생산 비용을 줄이고 수익성을 높일 수 있었지만, 대량의 자율센서 정보를 처리할 때 계산 복잡성이 비교적 높게 나타났다.

Table 3. Comparison of algorithm

Algorithm	RNN	MLP	SVM	KNN
Accuracy(%)	86.023	88.474	93.645	89.083
Precision(%)	84.243	87.913	96.715	90.213
Recall(%)	85.684	88.487	90.694	86.651
F-Score(%)	84.276	85.365	92.524	55.785

5. 결론

최근 스마트 농장은 농업 관련 데이터의 효율성을 높이고, 노동력을 절감하는 방향으로 전개되고 있다. 그러나, 기후 변화, 환경파괴 등에 대응하기 위한 추가적인 노력이 꾸준히 필요하다. 본 연구에서는 자율센서 데이터(물 부족, 극한 온도, 계절 변화, 습도 등)를 손실 없이 최적화하기 위해 AI 기반의 효율적인 스마트 농장 관리 기법을 제안하였다. 제안 기법은 AI와 머신러닝 모델을 불균일하게 처리하여 데이터 셋을 사용하여 자율센서 데이터의 균형을 유지하였다. 또한, 제안 기법은 자율센서 데이터를 블록체인으로 통합하여 DNN 서비스를 효율적으로 처리하도록 자율센서 정보의 가중치에 대한 확률값을 주기적으로 수집하여 자율센서 데이터 간의 동기화를 확인하고 유지하였다. 성능평가 결과, 제안 기법은 자율센서 정보를 통해 자원 투입과 생산 비용을 줄이고 수익성을 높일 수 있었지만, 대량의 자율센서 정보를 처리할 때 계산 복잡성이 비교적 높게 나타났다. 향후 연구에서는 본 연구의 결과를 기반으로 계산 복잡성을 낮출 수 있는 연구를 수행해 보고, 스마트 농장 관리 기법에 적용할 계획이다.

References

1. M. A. Dayioğlu, and U. Turker, "Digital Transformation for Sustainable Future - Agriculture 4.0 : A review. Journal of Agricultural Sciences(Tarım Bilimleri Dergisi)", Vol. 27, No. 4, pp. 373-399, 2021.
2. V. Sharma, A. K. Tripathi, and H. Mittal, "Technological revolutions in smart farming: Current trends", Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 201, 2022
3. Z. Zhai, J. F. Martínez, V. Beltran, and N. L. Martínez, "Decision support systems for agriculture 4.0: Survey and challenges," Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 170, 2020.
4. C. H. Rhew, S. S. Kim and W. J. Cho, "Towards Sustainable Agriculture in Korea: Theoretical Backgrounds and Practical Challenges", Korean Journal of Agricultural Science, Vol. 28, No. 1, pp. 1-30, 2020
5. The future of food and agriculture - Trends and challenges. Nations, F. a. A. O. o. t. U., Ed., 2017.
6. M. Crippa, E. Solazzo, D. Guizzardi, F. Monforti-Ferrario, F. N. Tubiello, and A. Leip, "Food systems are responsible for a third of global anthropogenic GHG emissions", Nature Food, Vol. 2, No. 3, pp. 198-209. 2021.
7. M. Dhanaraju, P. Chenniappan, K. Ramalingam, S. Pazhanivelan and R. Kaliaperumal, "Smart Farming: Internet of Things (IoT)-Based Sustainable Agriculture", Agriculture, Vol. 12, No. 10. p.1715, 2022.

8. V. Saiz-Rubio, and F. Rovira-Más, “From Smart Farming towards Agriculture 5.0: A Review on Crop Data Management”, *Agronomy*, Vol. 10, No. 2, p.207, 2020.
9. M. Kang, and F. Y. Wang, “From parallel plants to smart plants: intelligent control and management for plant growth”, *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, Vol. 4, No. 2, pp. 161-166, 2017.
10. I. Sa, Z. Chen, M. Popović, R. Khanna, F. Liebisch, J. Nieto, and R. Siegwart, “WeedNet: Dense Semantic Weed Classification Using Multispectral Images and MAV for Smart Farming”, *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, No. 1, pp. 588-595, 2018.
11. S. Lee, H. Ahn, J. Seo, Y. Chung, D. Park, and S. Pan, “Practical Monitoring of Undergrown Pigs for IoT-Based Large-Scale Smart Farm”, *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 173796-173810, 2019.
12. 스마트 팜 세대별 모델(1~3 세대) 및 기자재 국가 표준 확대, Mar. 2021, <https://black-velvet.tistory.com/entry/%EC%8A%A4%EB%A7%88%ED%8A%B8%ED%8C%9C-%EC%84%B8%EB%8C%80%EB%B3%84-%EB%AA%A8%EB%8D%B813%EC%84%B8%EB%8C%80-%EB%B0%8F-%EA%B8%B0%EC%9E%90%EC%9E%AC-%EA%B5%AD%EA%B0%80-%ED%91%9C%EC%A4%80-%ED%99%95%EB%8C%80>
13. 농림축산식품부, 스마트 팜 개요, <https://www.mafra.go.kr/home/5280/subview.do>
14. J. You, X. Li, M. Low, D. Lobell, and S. Ermon, “Deep Gaussian Process for Crop Yield Prediction Based on Remote Sensing Data”, *Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 31, No. 1, pp. 4559-4565, 2017.
15. A. Akbar, A. Kuanar, J. Patnaik, A. Mishra, and S. Nayak, “Application of Artificial Neural Network modeling for optimization and prediction of essential oil yield in turmeric (*Curcuma longa* L.)”, *Comput. Electron. Agricultronics in Agriculture*, Vol. 148, pp. 160-178, 2018
16. S. Fountas, G. Carli, C. G. Sørensen, Z. Tsiropoulos, C. Cavalaris, A. Vatsanidou, B. Liakos, M. Canavari, J. Wiebensohn, and B. Tisserye, “Farm management information systems: Current situation and future perspectives”, *Computer Electronics in Agriculture*, Vol. 115, pp. 40-50, 2015.
17. S. E. Muhammed, B. P. Marchant, R. Webster, A. P. Whitmore, G. Dailey, and A. E. Milne, “Assessing sampling designs for determining fertilizer practice from yield data”, *Computer Electronics in Agriculture*, Vol. 135, pp. 163-174, 2017.