



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년06월24일  
(11) 등록번호 10-2677271  
(24) 등록일자 2024년06월18일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01N 7/14 (2006.01) A01G 15/00 (2019.01)  
A01G 7/00 (2019.01) G01N 33/00 (2006.01)  
G01W 1/02 (2022.01) G06F 30/27 (2020.01)  
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)  
G06Q 50/02 (2024.01)

(73) 특허권자  
주식회사 파모스  
경기도 안양시 동안구 시민대로248번길 25,503호  
(관양동,경기창조산업안양센터)

(52) CPC특허분류  
G01N 7/14 (2013.01)  
A01G 15/00 (2019.02)

(72) 발명자  
김준용  
인천광역시 중구 인항로 30 신홍아이파크  
107-20063

(21) 출원번호 10-2023-0139269  
(22) 출원일자 2023년10월18일  
심사청구일자 2023년10월18일

(74) 대리인  
특허법인공룡

(56) 선행기술조사문헌  
JP2021157767 A\*  
makerjeju, Vapor Pressure Deficit(VPD) Guide,  
블로그, [online], 2019.3.28., 인터넷: < URL:  
https://makerjeju.tistory.com/29 >\*  
KR1020210114751 A  
KR1020230072574 A  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

전체 청구항 수 : 총 1 항

심사관 : 정치영

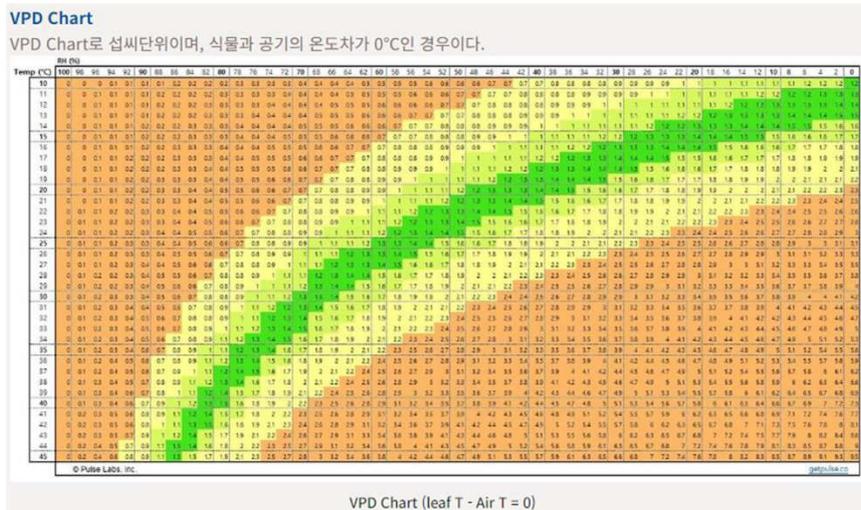
(54) 발명의 명칭 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차(VPD) 예측방법

(57) 요약

기존의 스마트팜에서의 광합성이 잘 일어나고 있는지, 증산작용이 잘 일어나고 있는지에 관하여서는 정확한 Leaf VPD 값의 예측이 중요하다. Leaf VPD의 값에 따라 스마트팜 내부의 온도 및 습도를 제어하고, 양액의 공급과 관수를 정밀 제어할 수 있다. 그러나, 이를 위하여서는 재배作物的 엽온의 측정이 필수적이었다. 그럼에도 엽온의

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



측정은 열화상 카메라나 적외선 온도센서가 필요하고, 작물의 엽온을 대표할 수 있는 잎을 찾아 엽온을 측정하여야 그 측정에 대표성이 있기 때문에 작물의 여러 곳을 측정하여 평균을 내거나 대푯값을 잘 찾아 그 결과를 이용하여야 하는 어려움도 있다. 본 출원 발명은 이러한 문제를 작물의 엽온의 측정 데이터 없이 작물 잎의 수증기압차(VPD) 값을 예측하는 방법을 다음과 같이 제공하고자 한다. 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(S1); 및 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(S2); 및 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(S3); 및 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.

상기와 같은 발명의 구성에 의하여 농장에 구비된 기상데이터만으로 농장에서 재배되는 작물 잎의 수증기압차 값 예측하여 스마트팜 내부의 지상부 및 지하부 환경을 제어함으로써 스마트팜 내부의 작물이 스트레스 없이 잘 자랄 수 있는 효과가 있는 발명이다.

(52) CPC특허분류

- A01G 7/00 (2019.02)
- G01N 33/0098 (2013.01)
- G01W 1/02 (2022.01)
- G06F 30/27 (2020.01)
- G06N 3/04 (2023.01)
- G06N 3/08 (2023.01)
- G06Q 50/02 (2024.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1545026739
과제번호	421026043SB010
부처명	농촌진흥청
과제관리(전문)기관명	농림식품기술기획평가원
연구사업명	스마트팜다부처패키지혁신기술개발
연구과제명	인공지능을 이용한 스마트 온실의 완전자율형 복합환경 제어 플랫폼 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국과학기술연구원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

**명세서**

**청구범위**

**청구항 1**

삭제

**청구항 2**

삭제

**청구항 3**

삭제

**청구항 4**

삭제

**청구항 5**

삭제

**청구항 6**

대기온도 및 대기습도를 포함하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,

농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 예측 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(SB1); 및

다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(SB2); 및

상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(SB3); 및

상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하고,

상기 엽온 예측 데이터는 입력변수로 대기온도, 일사량 및 엽온 측정 데이터를 이용하여 엽온을 대기온도와 일사량의 함수로 계산된 하기의 엽온 예측 회귀식을 사용하여 상기 농장에 설치된 기상대에서 측정된 대기온도와 일사량으로부터 계산되며,

상기 학습모델생성단계는 모델하이퍼파라미터를 설정하는 것을 의미하고, 상기 모델하이퍼파라미터에는 손실함수, 활성화함수, 학습률, 은닉층의 개수가 포함되는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법.

(엽온 예측 회귀식 =  $9.651772156859273 + (0.46214678+0.08514499) * \text{air\_temp}(\text{대기온도}) + 0.00351328 * \text{solar\_radiation}(\text{일사량})$ )

**청구항 7**

삭제

**청구항 8**

삭제

**발명의 설명**

**기술분야**

[0001] 본 기술은 스마트팜에서 작물의 최적 생육조건을 만들기위한 작물의 잎의 적절한 수증기압차를 예측하기 위한 기술에 관한 것이다. 더욱 자세하게는 작물의 생육을 최적화하기 위한 기술에 관한 것이다.

**배경기술**

[0002] 본 발명의 출원 이전의 선행기술로 식물의 온도를 측정하여 식물성장 환경데이터를 수집하는 장치에 관한 기술이 개시되어 있다. 이 기술은 식물의 위치를 인식할 수 있는 영상처리 시스템과 이를 이용해 정확한 위치의 온도 값을 자동으로 측정할 수 있는 기술에 관한 것이다.

[0003] 또 다른 선행기술로 식물을 촬영한 칼라 영상과 열 영상을 이용하여 비접촉 방식으로 잎의 온도를 측정하는 기술이다. 이 기술에서는 칼라 카메라와 열상 카메라를 통해 촬영한 동일 촬영에 대한 촬영 영상을 이용하여 칼라 영상과 열 영상 간의 매핑 파라미터를 산출하는 제1 단계와, 상기 칼라 카메라와 열상 카메라를 통해 촬영한 대상 식물에 대한 칼라 영상과 열 영상을 각각 획득하는 제2 단계, 상기 제2 단계에서 획득한 칼라 영상에서 식물의 잎 컬러를 근거로 해당 컬러를 갖는 잎 영역을 분리하는 제3 단계, 상기 제1 단계에서 산출된 매핑 파라미터를 근거로 열 영상에서 칼라 영상에서의 잎 영역에 대응되는 영역을 설정하는 제4 단계 및, 상기 제4 단계에서 설정된 열 영상에서의 잎 영역에 대해 화소별 온도 값에 대한 평균치를 산출하여 식물의 잎 온도를 획득하는 제5 단계를 포함하는 기술이 개시되어 있다.

**선행기술문헌**

**특허문헌**

[0004] (특허문헌 0001) 공개특허공보 제10-2013-0035816호  
 (특허문헌 0002) 공개특허공보 제10-2016-0145319호

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0005] 기존의 스마트팜에서의 광합성이 잘 일어나고 있는지, 증산작용이 잘 일어나고 있는지에 관하여서는 엽온을 측정하여 이를 이용하여왔다. 그러나, 엽온은 광합성이 잘 일어나고 있는지를 확인할 수 있는 지표 중에 하나일 뿐 작물의 잎 내부에서 발생하는 증산량을 직접적으로 대표하는 값은 아니다.

[0006] 이러한 이유로 정확한 Leaf VPD 값의 예측이 중요하다. Leaf VPD의 값에 따라 스마트팜 내부의 온도 및 습도를 제어하고, 양액의 공급과 관수를 정밀 제어할 수 있다.

[0007] Leaf VPD에서 VPD(Vapor Pressure Deficit; 수증기압차)로 Leaf VPD는 엽의 수증기압차다. Leaf VPD는 잎의 증산 상태를 알 수 있는 지표가 된다. Leaf VPD는 잎의 기공의 열림, 이산화탄소 흡수, 수증기의 증발, 뿌리에서의 영양 흡수, 작물의 열 스트레스와 직-간접적으로 관련되어 있다.

[0008] Leaf VPD가 증가하면, 잎의 기공이 작아진다. 기공이 작아지기 때문에 이산화탄소의 흡수가 감소하여 광합성량도 감소한다. Leaf VPD가 증가함에 따라 작물은 잎과 공기 사이의 증기압의 차이가 더 크기 때문에 잎에서 빠르게 증발이 발생하여 뿌리에서 더 많은 영양분을 흡수하고, 작물은 빠른 증발로 잎에서 뿌리까지 더 많은 힘이 작용하여 작물의 스트레스가 증가한다.

종류	증가	감소	특징
온도	VPD 증가	VPD 감소	
습도	VPD 감소	VPD 증가	
빛의 세기	VPD 증가	VPD 감소	나뭇잎의 온도증가

[0009]  
 [0010] 따라서, 잎의 수증기압차를 정확히 측정한다면, 작물의 성장 단계별로 스마트팜 내부의 환경을 조절하여 작물 잎의 수증기압차를 조절하여 작물의 성장을 더욱 빠르게 촉진할 수 있을 것이다.

- [0011] 작물 잎의 수증기압차(Leaf VPD )의 계산은 아래와 같은 순서로 계산되며, 대기온도, 대기습도, 엽온 데이터가 필요하다.
- [0012] - ASVP(Air Saturation Vapor Pressure; 대기포화수증기압) 계산
- [0013]  $ASVP(kPa) = 0.61078 \times e^{(Ta / (Ta + 233.3) \times 17.2694)}$
- [0014] ※ Ta(℃): 대기온도
- [0015] - LSVP(Leaf Saturation Vapor Pressure; 엽포화수증기압) 계산
- [0016]  $LSVP(kPa) = 0.61078 \times e^{(Tc / (Tc + 233.3) \times 17.2694)}$
- [0017] ※ Tc(℃): 엽온
- [0018] - LVPD 계산
- [0019]  $LVPD(kPa) = LSVP - (ASVP \times RH/100)$
- [0020] ※ RH(%) : 대기습도
- [0021] 상기 계산과정에서 엽온의 측정값이 필요한데, 엽온을 측정하는 것은 쉽지않은 문제가 있다. 본 출원 발명에서는 엽온 데이터를 이용하여 작물 잎의 수증기압차(Leaf VPD )를 MLP 모델을 사용하여 예측한 결과와 엽온 데이터 없이 작물 잎의 수증기압차(Leaf VPD )를 예측한 결과를 제공함으로써 스마트팜에서 항시 측정하고 있는 환경 측정데이터 만으로 작물 잎의 수증기압차(Leaf VPD )를 예측하여 스마트팜 내부의 온도, 습도 및 양액 공급을 정밀 제어하고자 한다.

**과제의 해결 수단**

- [0022] 상기와 같은 문제를 해결하기 위한 과제 해결 수단은 다음과 같다.
- [0023] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0024] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(S1); 및
- [0025] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(S2); 및
- [0026] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(S3); 및
- [0027] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0028] 또한, 상기 학습모델생성단계는 모델하이퍼파라미터를 설정하는 것을 의미하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0029] 또한, 상기 모델하이퍼파라미터에는 손실함수, 활성화함수, 학습률, 은닉층의 개수 인 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0030] 또한, 상기 기상데이터는 대기온도와 대기습도인 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0031] 또한, 또 다른 실시예의
- [0032] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0033] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(SA1); 및
- [0034] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(SA2); 및
- [0035] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계

(SA3); 및

- [0036] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0037] 또한, 또 다른 실시예의
- [0038] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0039] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 예측 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(SB1); 및
- [0040] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(SB2); 및
- [0041] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(SB3); 및
- [0042] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0043] 또한 상기 엽온 예측 데이터는 입력변수로 대기온도, 일사량 및 엽온 측정 데이터를 이용하여 엽온을 대기온도와 일사량의 함수로 구한 하기의 엽온 예측 회귀식을 사용하여 상기 농장에 설치된 기상대에서 측정된 대기온도와 일사량으로부터 계산하여 구해지는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다(엽온 예측 회귀식 =  $9.651772156859273 + (0.46214678+0.08514499) * \text{air\_temp}(\text{대기온도}) + 0.00351328 * \text{solar\_radiation}(\text{일사량})$ )
- [0044] 또한, 상기 엽온 예측 데이터는 입력변수로 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온 측정 데이터를 이용한 MLP 인공지능 학습모델을 학습한 결과로 생성된 MLP 모델에 상기 농장에 설치된 기상대에서 측정된 대기온도, 대기습도 및 일사량을 입력하여 출력으로 계산되는 엽온 예측 값을 이용하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.

**발명의 효과**

- [0045] 본 출원 발명의 상기와 같은 발명의 구성에 의하여 농장에 구비된 기상데이터만으로 농장에서 재배되는 작물 잎의 수증기압차 값 예측하여 스마트팜 내부의 지상부 및 지하부 환경을 제어함으로써 스마트팜 내부의 작물이 스트레스 없이 잘 자랄 수 있는 효과가 있는 발명이다.
- [0046] 또한, 작물의 상태 또는 재배 단계 또는 작물의 특성에 따라 취약한 특성 또는 강한 특성을 고려하여 여름과 같은 고온다습한 환경, 겨울과 같이 저온 건조한 환경에서 작물이 받은 스트레스를 최소화하면서 재배할 수 있는 지상부 및 지하부 환경을 만들어 줄 수 있는 효과가 있다. 즉, 작물에 따라 높은 작물 잎의 수증기압차를 잘 견디는 작물은 조금 높게, 낮은 작물 잎의 수증기압차를 잘 견디는 작물은 조금 낮게 지상부 및 지하부 환경을 조절하고, 재배 단계에 따라서도 적절히 작물 잎의 수증기압차를 제어해 줌으로써 건전한 스마트팜 지상부 및 지하부 재배환경을 조성할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0047] 도 1은 본 발명의 Leaf VPD(작물 잎의 수증기압차) 계산식을 도시하고 있다.
- 도 2는 본 발명의 Leaf VPD관련하여 식물과 공기의 온도차가 0 일때의 VPD 차트이다.
- 도 3은 본 발명의 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온을 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.
- 도 4는 본 발명의 대기온도, 대기습도 및 일사량을 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.
- 도 5는 본 발명의 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온 예측 데이터를 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.

도 6은 본 발명의 대기온도, 대기습도 및 엽온 데이터를 입력으로 학습시킨 작물의 엽온 예측 MLP 학습완료모델을 사용하여 작물의 엽온을 예측한 결과이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0048] 본 출원 발명의 작용효과를 도면을 활용하여 설명하면 다음과 같다.
- [0049] 도 1은 본 발명의 Leaf VPD(작물 잎의 수증기압차) 계산식을 도시하고 있다. 대기포화 수증기압(ASVP)을 우선 계산하고, 엽포화수증기압을 계산하고 그 차이를 계산하는 방식이다. 이때 엽온을 알고 있어야 계산이 가능하다.
- [0050] Leaf VPD에서 VPD(Vapor Pressure Deficit; 수증기압차)로 Leaf VPD는 엽의 수증기압차다. Leaf VPD는 잎의 증산 상태를 알 수 있는 지표가 된다. Leaf VPD는 잎의 기공의 열림, 이산화탄소 흡수, 수증기의 증발, 뿌리에서의 영양 흡수, 작물의 열 스트레스와 직-간접적으로 관련되어 있다.
- [0051] Leaf VPD가 증가하면, 잎의 기공이 작아진다. 기공이 작아지기 때문에 이산화탄소의 흡수가 감소하여 광합성량도 감소한다. Leaf VPD가 증가함에 따라 작물은 잎과 공기 사이의 증기압의 차이가 더 크기 때문에 잎에서 빠르게 증발이 발생하여 뿌리에서 더 많은 영양분을 흡수하고, 작물은 빠른 증발로 잎에서 뿌리까지 더 많은 힘이 작용하여 작물의 스트레스가 증가한다.

종류	증가	감소	특징
온도	VPD 증가	VPD 감소	
습도	VPD 감소	VPD 증가	
빛의 세기	VPD 증가	VPD 감소	나뭇잎의 온도증가

- [0052] 따라서, 잎의 수증기압차를 정확히 측정한다면, 작물의 성장 단계별로 스마트팜 내부의 환경을 조절하여 작물 잎의 수증기압차를 조절하여 작물의 성장을 더욱 빠르게 촉진할 수 있을 것이다.
- [0054] 상기 잎의 수증기압차를 계산하기 위해서는 엽온을 측정해야한다. 엽온의 측정방법으로는 온도센서를 이용한 접촉식 측정법을 시작으로 최근에는 적외선 온도측정법(infrared thermometry) 또는 열 영상 분석법(thermal imaging)과 같은 원격 측정 기술이 활용되고 있다. 그러나, 재배 상태를 대표하는 엽온을 측정하기 위해서는 대표가 되는 위치의 작물을 적절한 방법으로 온도계 또는 열화상 카메라 등으로 측정하여야 정확한 엽온을 측정할 수 있는 것이어서, 측정을 위한 장비의 구입과 상기 장비를 이용한 엽의 측정에 인력이 많은 소모되는 비용이 많이 소요되는 측정값이라 할 수 있다. 그러나, 그렇게 비용을 들여서 측정한 엽온을 이용하여 작물 잎의 수증기압차를 정확히 측정할 수 있다면, 스마트팜 지상부 및 지하부 환경제어를 최적화할 수 있다.
- [0055] 상기 작물 잎의 수증기압차는 일정하게 유지되는 것이 바람직한 것은 아니고작물의 성장단계에 따라 적절하게 조절되는 것이 작물의 건전한 생육에 도움이 된다.
- [0056] 일반적으로 작물의 성장을 위해서는 약 0.8~1.2kPa(kilopascals) 정도가 좋다. 그러나, 성장단계에 따라 조금씩 다른 작물 잎의 수증기압차를 유지하는 것이 작물의 성장에 더 좋을 수 있다.
- [0057] 발아이후 초기 작물은 아기식물 단계로도 물리우는 클론(clones) 단계에서는 식물이 뿌리를 내리려고 애쓰기 때문에 많은 스트레스를 감당할 수 없다. 즉, 생존에 필요한 낮은 작물 잎의 수증기압차가 적절하다(0.8kPa)
- [0058] 또한, 성장단계에 있는 작물은 아기식물과 비교하여 더 크고 튼튼하기 때문에 상대적으로 높은 작물 잎의 수증기압차를 견딜 수 있다. 그럼에도 높은 작물 잎의 수증기압차에서는 식물의 기공이 폐쇄되어 이산화탄소의 흡수가 줄어들어 광합성이 어려울 수 있다. 성장단계에서는 이산화탄소의 흡수가 중요한 역할을 하기때문이며, 기공의 열림을 유지하기 위하여 작물 잎의 수증기압차는 1.0kPa가 적당하다.
- [0059] 꽃이 피는 시기는 식물이 충분히 튼튼하지만, 꽃은 민감하기 때문에 습도가 너무 높은 것은 좋지 않다. 이 시기의 작물 잎의 수증기압차는 1.2 ~ 1.5kPa가 적당하다. 즉, 광합성을 해야하는 시기에는 1kPa가 적절하며, 개화기에는 작물 주변의 수분이 낮아야 하기 때문에 1.5kPa 전후가 적절함을 알 수 있다.
- [0060] 도 2는 본 발명의 Leaf VPD관련하여 식물과 공기의 온도차가 0 일때의 VPD 차트이다.
- [0061] 작물과 대기의 온도차가 없을 때 상대습도 및 온도에 따른 작물 잎의 수증기압차를 계산해 놓은 표이다.

- [0062] 도 3은 본 발명의 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온을 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.
- [0063] 모델을 만드는데 사용된 데이터는 농진청에서 제공한 수분스트레스지수(CWSI) 데이터(2021.07.19 ~ 2021.07.30) 중 온도, 습도, 엽온 값을 사용했다. 입력데이터로 대기온도, 대기습도 및 엽온을 사용하여 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습모델을 학습하여 생성한 모델의 예측 값과 참값을 비교한 결과이다. RMSE 값이 0.05로 매우 정확한 결과는 보여주고 있다.
- [0064] 상기 RMSE는 평균 제곱근 오차(RMSE, Root Mean Squared Error)로 불리며, 예측 모델에서 예측한 값과 실제 값 사이의 평균 차이를 측정한다. 예측 모델이 목표 값(정확도)을 얼마나 잘 예측할 수 있는지 추정하는 대푯값으로 오차가 적을수록 예측모델이 목표 값을 더 잘 예측한다고 할 수 있다.
- [0065] 본 출원 발명에서 학습모델은 MLP를 사용하였다. MLP(Multi-Layer Perceptron)란 지도학습에 사용되는 인공 신경망의 한 형태로, MLP는 일반적으로 최소 하나 이상의 비선형 은닉 계층을 포함하며, 이러한 계층은 학습 데이터에서 복잡한 패턴을 추출하는 데 도움이 된다. MLP는 주로 분류 및 회귀 문제에 적용되며, 그 학습 알고리즘으로 역전파학습 방법이 주로 사용된다.
- [0066] 최근 딥러닝의 영향으로 비선형의 은닉계층의 수가 증가하는 경향이 있으며, 비선형 은닉층의 입력도 증가하는 추세에 있다. 은닉층의 개수와 각 은닉층의 노드수가 증가할수록 노드의 학습에 필요한 데이터의 양도 충분히 증가하여야 상기 노드를 정확하게 학습할 수 있다. 즉, 딥러닝 모델로 갈수록 빅데이터가 필요하다. 그러나, 본 출원 발명에서 사용한 데이터의 양이 많지 않기 때문에 은닉층의 노드수나 개수를 딥러닝과 같이 많이 늘려 사용할 수는 없었다. 그럼에도 시뮬레이션의 통하여 최적의 학습 결과를 얻을 수 있었다.
- [0067] 도 3의 학습모델은 학습데이터로 대기온도, 대기습도, 엽온 및 상기 도1에 도시된 식으로 계산된 작물 잎의 수증기압차 값을 사용하였다. 인공지능 학습모델은 MLP 모델을 사용하였으며, 상기 학습데이터들은 전처리를 통하여 평균과 표준편차를 데이터에 의한 학습결과에 차이가 없도록 정규화하여 사용하였으며, 모델학습을 위한 모델하이퍼파라미터 : adam, relu, lr = 0.01, layers = (6, 6, 3)로 설정하였다.
- [0068] 여기서 adam은 최적화 파라미터를, relu는 활성화함수를, lr은 학습율을, layers는 히든레이어를 나타내고, (6,6,3)은 첫 번째 히든레이어는 6개의 노드를, 두 번째 히든레이어는 6개의 노드를, 세 번째 히든레이어는 3개의 노드를 가진 인공신경망 모델 구조임을 알려주고 있다.
- [0069] 도 4는 본 발명의 대기온도, 대기습도 및 일사량을 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.
- [0070] 학습데이터에서 엽온데이터를 빼고 학습한 결과를 이용하는 점에서 도 3의 모델과 차이가 있다. RMSE가 0.15로 도3의 모델과 0.1정도 차이가 있는 모델이다.
- [0071] 도 4의 학습모델은 학습데이터로 대기온도, 대기습도 및 상기 도1에 도시된 식으로 계산된 작물 잎의 수증기압차 값을 사용하였다. 인공지능 학습모델은 MLP 모델을 사용하였으며, 상기 학습데이터들은 전처리를 통하여 평균과 표준편차를 데이터에 의한 학습결과에 차이가 없도록 정규화하여 사용하였으며, 모델학습을 위한 모델하이퍼파라미터 : adam, relu, lr = 0.01, layers = (2, 4, 4, 4)로 설정하였다.
- [0072] 여기서 adam은 최적화 파라미터를, relu는 활성화함수를, lr은 학습율을, layers는 히든레이어를 나타내고, (2, 4, 4, 4)는 첫 번째 히든레이어는 2개의 노드를, 두 번째 내지 네번째 히든레이어는 4개의 노드를 각각 구비한 인공신경망 모델 구조임을 알려주고 있다. 예측값이 참값과 비교하여 피크 값에서 조금 낮게 나타난 것을 확인할 수 있다.
- [0073] 도 5는 본 발명의 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온 예측 데이터를 학습데이터로 사용하여 학습시킨 작물 잎의 수증기압차 예측 MLP 학습완료 모델을 사용하여 작물 잎의 수증기압차를 예측한 결과이다.
- [0074] 상기 도 3 및 도 4의 모델과는 엽온을 측정값이 아닌 엽온 예측모델을 사용하여 엽온을 예측한 값을 사용하는 점에 차이가 있다. RMSE가 0.1로 도 3의 모델과 0.05정도 오차가 크고, 도4의 모델과 비교하여서는 0.05 정도 오차가 작은 결과의 모델이다.
- [0075] 도 6은 본 발명의 대기온도, 대기습도 및 엽온 데이터를 입력으로 학습시킨 작물의 엽온 예측 MLP 학습완료모델을 사용하여 작물의 엽온을 예측한 결과이다. 상기한 것과 같이 작물의 엽온은 측정장치를 이용하여 측정하는 것이 가장 정확하겠지만 특정에 있어서도, 누가 스마트팜의 어느 위치에 있는 작물의 어떠한 잎을 측정하였는가

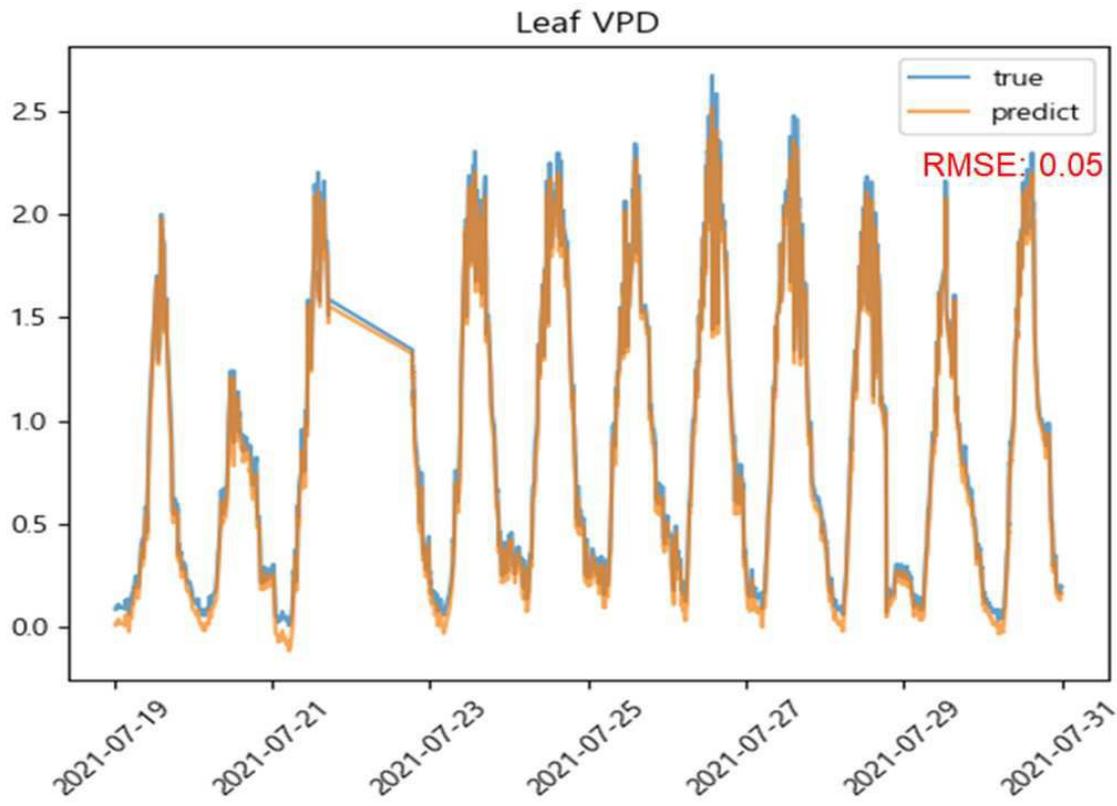
에 따라 측정 오차가 있을 수 있는 것이어서 엽온을 실측하는 것이 반드시 정확한 작물 잎의 수증기압차를 계산하는 최선의 방법은 아닐 수 있다.

- [0076] 본 출원 발명에서는 작물의 잎의 온도는 즉 엽온에 영향을 줄 수 있는 대기온도와 일사량을 이용하여 회귀식을 만들어 사용하였다. 이 회귀식은
- [0077] 
$$\text{작물의 엽온} = 9.651772156859273 + (0.46214678 + 0.08514499) * \text{air\_temp}$$
- [0078] 
$$+ 0.00351328 * \text{solar\_radiation}$$
- [0079] 으로 표시된다. 이렇게 구한 회귀식을 이용하여 도 5의 모델의 학습에 이용하였다.
- [0080] 또한, 상기한 것에서 확인할 수 있듯이 대기온도와 일사량을 변수로 하고 있어 대기온도와 일사량 및 실측된 엽온을 이용하여 엽온 예측 MLP 모델도 구해보았다. 이 모델은 학습을 위한 입력데이터로 대기온도, 대기습도 및 일사량을 사용하였고, 모델 학습에 사용한 모델하이퍼파라미터는 adam, relu, lr = 0.01, layers=(9, 9, 9)였다.
- [0081] 모델의 예측 오차는 RMSE = 0.776으로 나타났다. 매우 정확도가 높은 결과를 얻을 수 있었다. 피크값이 참값과 비교하여 약간 낮게 나타났다. 이는 도 5의 모델이 엽온 예측 결과 값을 입력으로하여 참값과 비교하여 예측 값이 약간 낮게 나타난 결과와도 매우 유사한 것을 확인할 수 있다.
- [0082] 작물 잎의 수증기압차는 재배 작물의 광합성량과도 관계가 있고, 뿌리의 양분 및 수분 흡수에도 영향이 있는 지표이다. 스마트팜의 최종 목표는 작물의 생육단계별로 최적의 생육조건을 만들어 주는 것이므로, 이러한 목적을 달성하기 위하여 작물 잎의 수증기압차는 꼭 필요한 생육측정 지표라 할 수 있다. 상기 작물 잎의 수증기압차를 스마트팜 또는 농장에 필수적으로 구비된, 대기온도, 대기습도 및 일사량만으로 예측할 수 있는 것은 매우 획기적인 기술로 평가할 수 있다.
- [0083] 이는 기존에는 엽온을 측정하여야만 계산 가능하였던 것을 인공지능 MLP 학습모델을 사용하여 비선형적인 관계를 모델링하여 사용한 것으로 이 분야의 통상의 기술자 전혀 예측하지 못한 방법으로 구성의 차별성과 효과의 현저성이 있는 기술입니다.
- [0084] 상기와 같은 탁월한 작용효과를 가진 발명의 구성은 다음과 같다.
- [0085] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0086] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(S1); 및
- [0087] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(S2); 및
- [0088] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(S3); 및
- [0089] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0090] 또한, 상기 학습모델생성단계는 모델하이퍼파라미터를 설정하는 것을 의미하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0091] 또한, 상기 모델하이퍼파라미터에는 손실함수, 활성화함수, 학습률, 은닉층의 개수 인 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0092] 또한, 상기 기상데이터는 대기온도와 대기습도인 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0093] 또한, 또 다른 실시예의
- [0094] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0095] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(SA1); 및

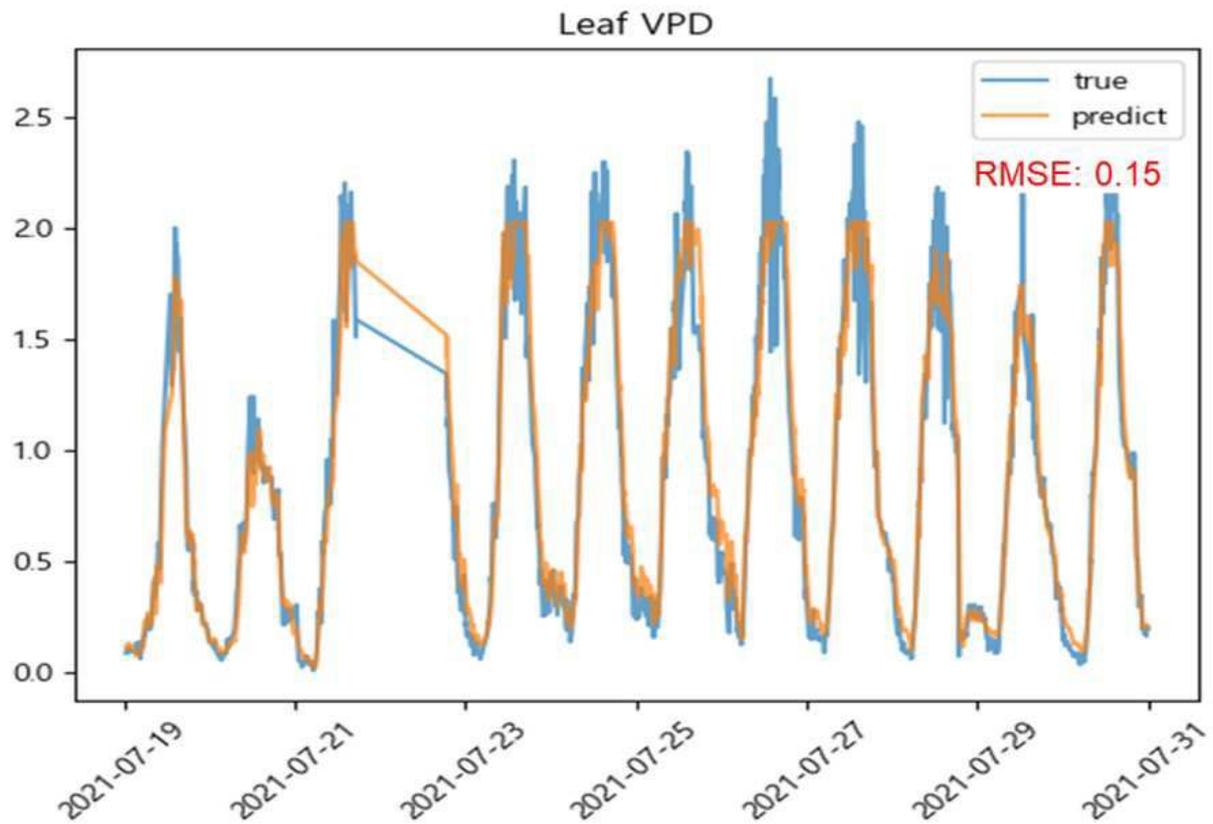
- [0096] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(SA2); 및
- [0097] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(SA3); 및
- [0098] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0099] 또한, 또 다른 실시예의
- [0100] 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법에 있어서,
- [0101] 농장에 설치된 기상대에서 측정된 측정값과 엽온 예측 데이터 및 작물 잎의 수증기압차 값을 준비하는 학습데이터 준비단계(SB1); 및
- [0102] 다층신경망 학습모델을 생성하는 학습모델생성단계(SB2); 및
- [0103] 상기 학습모델생성단계에서 생성한 학습모델에 학습데이터 준비단계에서 준비한 데이터를 학습하는 학습단계(SB3); 및
- [0104] 상기 학습단계를 마친 인공신경망학습모델에 해당 농장에 설치된 기상대에서 획득 가능한 데이터를 입력하여 작물 잎의 수증기압차 값을 예측하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.
- [0105] 또한 상기 엽온 예측 데이터는 입력변수로 대기온도, 일사량 및 엽온 측정 데이터를 이용하여 엽온을 대기온도와 일사량의 함수로 구한 하기의 엽온 예측 회귀식을 사용하여 상기 농장에 설치된 기상대에서 측정된 대기온도와 일사량으로부터 계산하여 구해지는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다(엽온 예측 회귀식 =  $9.651772156859273 + (0.46214678+0.08514499) * \text{air\_temp}(\text{대기온도}) + 0.00351328 * \text{solar\_radiation}(\text{일사량})$ )
- [0106] 또한, 상기 엽온 예측 데이터는 입력변수로 대기온도, 대기습도, 일사량 및 엽온 측정 데이터를 이용한 MLP 인공지능 학습모델을 학습한 결과로 생성된 MLP 모델에 상기 농장에 설치된 기상대에서 측정된 대기온도, 대기습도 및 일사량을 입력하여 출력으로 계산되는 엽온 예측 값을 이용하는 것을 특징으로 하는 기상 데이터를 이용한 잎의 수증기압차 예측방법 제공한다.



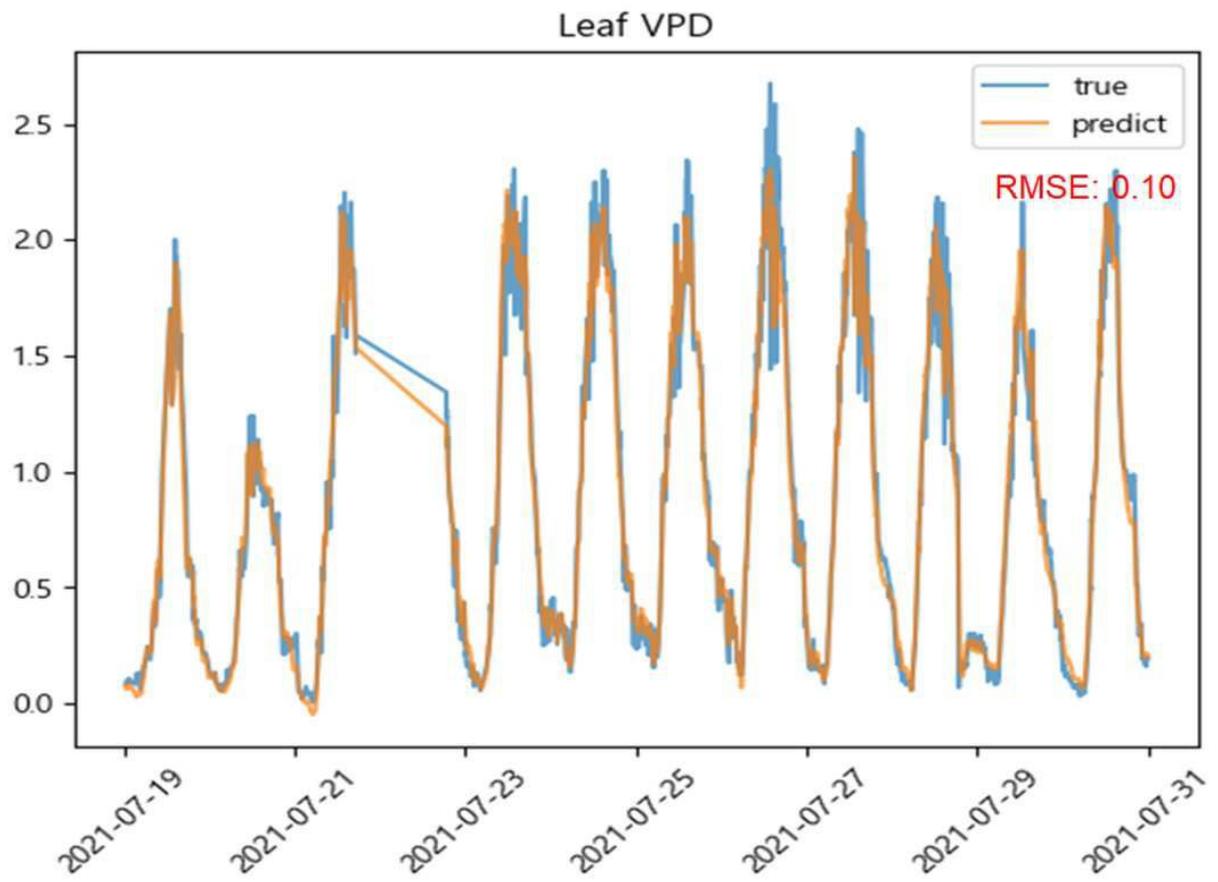
도면3



도면4



도면5



도면6

