

스마트 온실에서 발생하는 폐양액의 최소화를 위한 모델 설계

양광호, 노지연, 이명훈*

순천대학교, *순천대학교

ygyg6318@gmail.com, jane200104@naver.com, *leemh777@scnu.ac.kr

Model design for minimizing waste fluid generated in smart greenhouses

Yang Kwang Ho, Noh Ji Yeon, Lee Meong Hun*

*Sunchon National Univ.

요 약

폐양액은 계절별, 기상상태 등의 요인으로 인해 동일한 양액을 공급하더라도 배출되는 폐액의 양은 변동 폭이 커 이로 인한 농가의 비료 낭비가 발생하고 있기 때문에 농가의 자원절약 차원이나 환경 보호 차원에서도 배출되는 폐액의 최적화 관리의 매우 중요하다. 보통 식물의 대사 활동에 이용되는 수분은 식물이 흡수한 양의 1% 정도이고 나머지는 증산작용을 통하여 공기 중으로 증발한다고 알려져 있으므로, 수경 재배 시스템에 대한 인공지능 모델링과 학습을 통해 작물의 증산량을 도출하고 이로부터 배액률을 반영한 최적 관수량을 계산하여 사용자에게 제공하는 것을 목적으로 한다. 이 시스템을 통하여 농가에서는 양액에 소비되는 경제적 비용과 폐양액 때문에 나타날 수 있는 환경적인 문제를 감소시켜 스마트농업의 발전에 도움이 될 것으로 본다.

I. 서 론

폐양액은 계절별, 기상상태 등의 요인으로 인해 동일한 양액을 공급하더라도 배출되는 폐액의 양은 변동 폭이 커 이로 인한 농가의 비료 낭비가 발생하고 있기 때문에 농가의 자원절약 차원이나 환경 보호 차원에서도 배출되는 폐액의 최적화 관리의 매우 중요하다[1]. 국내의 경우 농촌진흥청에서 순환식 수경재배시스템 도입의 필요성을 인지하고 있으나 농가의 영세성 등으로 권고 사항에 그치고 강제적 의무화는 하고 있지 않은 반면, 네덜란드 등 농업 선진국에서는 이미 비료 및 용수 절감, 폐액 처리를 위해 순환식 수경재배시스템을 의무화하여 환경부담 등을 경감시켜 농산업을 적용하고 있다[2]. 최근, 스마트팜 보급 확산으로 기업형 농업이 증가 추세에 있고 환경에 대한 중요성이 부각되고 있어 순환식 수경재배시스템의 폐양액 처리는 선진국 수준으로 강화될 것으로 예상된다[3].

본 논문에서는 이러한 논점을 해결하기 위해 스마트 온실에서 발생하는 폐양액을 최소화 시키기 위한 모델을 설계하도록 하겠다.

II. 본론

보통 식물의 대사 활동에 이용되는 수분은 식물이 흡수한 양의 1% 정도이고 나머지는 증산작용을 통하여 공기 중으로 증발한다고 알려져 있으므로[4], 본 논문에서는 수경 재배 시스템에 대한 인공지능 모델링과 학습을 통해 작물의 증산량을 도출하고 이로부터 배액률을 반영한 최적 관수량을 계산하여 사용자에게 제공하는 것을 목적으로 한다[5]. 증산량은 기본적으로 온도, 습도, 광도 등 온실 환경 요소와 엽장 등 작물 생육 상태에 영향을 받으므로 각 요소의 측정 데이터 누적을 통한 인공지능 모델링을 통해 주어진 환경 및 생육 상태에서의 증산량을 도출할 수 있다.

작물의 증산량 추정을 위해 에너지 수지에 기반하여 광도, 엽면적 지수, 포차(VpdL: air vapor pressure difference)를 사용하여 증산량을 계산하는 Penman-Monteith 식을 활용하는 것이 일반적이다[6]. 하지만 이 식은 노지 작물의 증산량 추정에 초점을 맞추고 있어 작물의 증산이 온실 내의

수증기압과 연동되는 특성을 가진 온실 환경에는 적합하지 않고 Penman-Monteith 식에 사용된 여러 환경 요인 이외에도 작물의 증산량은 재배 조건 등과 같은 다양한 요인들과 관련이 있어서 이러한 변수들과 증산량 간의 관계를 연결 짓는 것이 매우 어렵다는 단점이 있다.

본 논문에서는 복잡한 비선형 데이터로부터 신뢰할 만한 추정값을 이끌어내는데 유용한 도구로 알려져 있는 인공지능망 분석을 활용하여 작물의 증산량을 추정하고 이에 기반하여 최적 관수량을 도출하고자 하였다.

최적 관수량을 도출하기 위한 변수 설계는 아래 표 1과 같다.

표 1. 최적 관수량 도출을 위한 변수 설계

Table 1. Design variables for optimal water flow derivation

| 구분 | 변수 | 변수명 | 단위 | 비고 |
|-------|---------------|----------------|-------------------------|-----------------|
| 입력 변수 | 환경 변수 | 온실 내부 온도 | Tempr ℃ | 10분간의 평균값 |
| | | 온실 내부 습도 | RH % | 10분간의 평균값 |
| | | 온실 내부 광도 (일사량) | Rad W/m ² | 10분간의 평균값 |
| | 재배 조건 및 작물 상태 | 엽면적 지수 | LAI - | |
| | | 정식 후 경과일 | DAT 일 | 분 단위 고려, 소수점 표기 |

| 출력변수 | 작물 증산량 | Tr | g/m ² /min | 급액/배액/배지 무게 측 정 후 산식 계산(주) |
|------|-----------|----|-----------------------|-------------------------------|
|------|-----------|----|-----------------------|-------------------------------|

(주) 계산식 : $Tr = \Delta Irr - \Delta Dra - \Delta Sub(Irr)$: 급액 무게, Dra: 배액 무게,
Sub: 배지 무게)

입력 변수 중 환경 변수는 10분간의 평균값을 활용하고, 출력 변수인 증산량(Tr) 값은 온실 현장에 로드셀을 설치하여 급액 무게, 배액 무게, 배지 무게를 측정하여 이를 활용하여 계산을 한다. 그리고 작물 작기 및 데이터 특성을 고려하여 인공 신경망 모델링에 필요한 하이퍼파라미터(hyperparameter) 값들을 결정하여 적용하는데 그 종류는 아래 표 2와 같다.

표 2. 하이퍼파라미터 유형

Table 2. Hyperparameter type

| 하이퍼파라미터 종류 | 내용 | 고려사항 |
|-------------------------------|--|--|
| 학습율 (Learning Rate) | gradient 방향으로 얼마만큼 빠르게 이동할 것인지 결정하는 변수 | 학습 속도와 관련 |
| 손실 함수 (Cost Function) | 실제 값과 입력에 따른 기대 값과의 차이를 계산하는 함수 | 교차 엔트로피, 평균 제곱 오차 |
| 미니 배치 크기 (Mini-batch Size) | 전체 학습 데이터의 배치셋을 수행하기 위해 나누는(등분하는) 크기 | epoch 수행 성능과 분석기기의 가용 메모리 크기를 고려하여 결정 |
| 은닉층의 뉴런 개수 (Hidden Unit) | 트레이닝 데이터의 학습 최적화 결정 변수 | 첫 번째 Hidden Layer 뉴런의 수가 Input Layer의 수보다 큰 것이 효과적 |

위 내용들을 토대로 인공지능 학습 구조를 만들게 되면 아래의 그림 1과 같은 모델을 나타낼 수 있다.

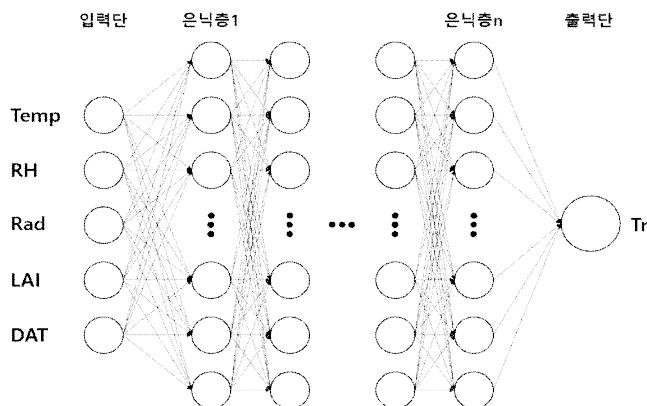


그림 1. 인공지능 학습 구조(예시)

Fig 1. Artificial Intelligence Learning Structure (Example)

III. 결론

본 논문에서는 작물의 증산량을 추정하고 최적 관수량을 도출하여 스마트 온실에서 발생하는 폐양액의 최소화를 위한 모델 설계를 하였다. 이를 위해 본론에서 말했던 인공신경망 모델을 활용하여 온도, 습도, 광도 등의 입력변수로부터 작물 증산량을 추정하고 이로부터 적정 관수량을 도출하여 최종적으로는 사용자에게 제공하는 것을 목적으로 하였다. 추후 연구에서는 사용자가 본 모델을 활용하여 배액률(공급액 중 배액으로 배출되는 비율)을 작물 종류 및 생육 단계에 맞게 설정할수 있도록 서비스를 구현하고자 하며 이 시스템을 통하여 농가에서는 양액에 소비되는 경제적 비용과 폐양액 때문에 나타날 수 있는 환경적인 문제를 감소시켜 스마트 농업의 발전에 도움이 될 것으로 본다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화학 신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2023-2020-0-01489)

참 고 문 헌

- [1] 김원희, 이광식, 김병현, 유봉식, 오용남, 이은경, “장미 암면재배시 계절별 양액 농도관리”, 원예과학기술지, 17(2), 247-247, 1999.
- [2] 이승운, 김유창, “순환식 수경재배를 위한 수처리 기술”, 대한환경공학회지, 41(9), 501-513, 2019.
- [3] 강대현, “기후변화와 실내농업의 미래”, 한국원예학회 학술발표요지, 41-41, 2021.
- [4] 남두성, 이준우, 문태원, 손정익, “온실의 환경요인을 이용한 인공신경망 기반 수경 재배 파프리카의 증산량 추정”, 시설원예·식물공장, 26(4), 411-417, 2017.
- [5] 이준우, 엄정남, 강우현, 신종화, 손정익, “Penman-Monteith 모델에 의한 식물공장 내 상추(Lactuca sativa L.)의 증산량 예측”, 시설원예·식물공장, 22(2), 182-187, 2013.
- [6] Salisbury, F.B. and Ross, C.W. “Hormones and Plant Regulators: Auxins and Gibberellins.”, Plant Physiology, 4th Edition, adsworth Publishing, Belmont, 1992.