



데이터 기반 모델에 의한 온실 내 기온 변화 예측

Data-Based Model Approach to Predict Internal Air Temperature of Greenhouse

홍세운* · 문애경** † · 리송*** · 이인복****

Hong, Se Woon · Moon, Ae Kyung · Li, Song · Lee, In Bok

Abstract

Internal air temperature of greenhouse is an important variable that can be influenced by the complex interaction between outside weather and greenhouse inside climate. This paper focuses on a data-based model approach to predict internal air temperature of the greenhouse. External air temperature, solar radiation, wind speed and wind direction were measured next to an experimental greenhouse supported by the Electronics and Telecommunications Research Institute and used as input variables for the model. Internal air temperature was measured at the center of three sections of the greenhouse and used as an output variable. The proposed model consisted of a transfer function including the four input variables and tested the prediction accuracy according to the sampling interval of the input variables, the orders of model polynomials and the time delay variable. As a result, a second-order model was suitable to predict the internal air temperature having the predictable time of 20-30 minutes and average errors of less than $\pm 1K$. Afterwards mechanistic interpretation was conducted based on the energy balance equation, and it was found that the resulting model was considered physically acceptable and satisfied the physical reality of the heat transfer phenomena in a greenhouse. The proposed data-based model approach is applicable to any input variables and is expected to be useful for predicting complex greenhouse microclimate involving environmental control systems.

Keywords: Genetic algorithms; greenhouse climate; mechanistic model; transfer function

1. 서 론

온실 내부에 형성되는 미기상은 외부의 기상 환경과 온실 내부의 작물 및 구조체 간의 상호 작용에 의해 형성되는 복잡한 시스템이다. 온실은 환기창, 벽체 등을 통하여 외부 환경과 끊임없이 열에너지를 교환하며, 동시에 온실 내의 작물과 열 에너지 및 수증기 교환을 통하여 미기상의 평형 상태를 유지한다. 이러한 과정에서 고품질의 농산물을 안정적으로 생산하기 위해서는 작물의 생육에 적합한 미기상 환경을 지속적으로 유지시켜 주는 것이 매우 중요하다.

온실 내의 적정 미기상 환경을 효과적으로 유지하기 위해서는 온실의 미기상 환경을 사전에 예측하는 것이 중요하다 (Bakker, 2006). 컴퓨터의 발달과 더불어 온실 내 미기상을 예측하기 위한 많은 연구들이 진행되어 왔다. Kindelan (1980), Kittas et al. (2001), Demrati et al. (2007) 등은 에너지의 물리적 흐름을 수학적 기법으로 표현한 모델을 이용하여 온실의 미기상을 예측하고자 하였다. 하지만 이러한 모델들은 작물 및 유체의 물리적 인자들을 실험적으로 측정해야지만 이용할 수 있다는 한계가 존재하게 된다. 이러한 한계점에 대한 대안으로 블랙박스 모델 (black box model)을 이용하여 온실 미기상을 예측하고자 한 연구들도 있다 (Ferreira et al., 2002; Coelho et al., 2005; Dariouchy et al., 2009). 블랙박스 모델을 이용한 연구들은 미기상 현상에 포함된 복잡한 물리적 현상들과 이를 증명하기 위한 실험들을 배제하고, 온실을 하나의 시스템으로서 미기상 인자라는 출력값과 이에 영향을 미치는 입력값들의 관계를 임의의 수학적 모델로 나타내었다. 모델을 구성하는 인자들이 어떤 물리적 의미를 갖는지 설명할 수는 없지만, 비교적 쉽게 모델을 구성할 수 있는 장점이 있다. 또한 이와 같이 입력값과 출력값으로 대변되는 모델 구조는 온실이라는 시스템의 제어 관점에서 유용하게 활용될 수 있다.

본 연구에서는 블랙박스 모델 중 하나인 전달 함수법 (transfer function method)을 사용하여 외부 기상 변화에 따

* Postdoctoral researcher, Division M3-BIORES: Measure, Model & Manage Bioresponses, Department of Biosystems, KU Leuven (Katholieke Universiteit Leuven), Belgium

** Director, IT convergence Technology Research Laboratory, Electronics and Telecommunications Research Institute, Korea.

*** Senior researcher, IT convergence Technology Research Laboratory, Electronics and Telecommunications Research Institute, Korea.

**** Professor, Department of Rural Systems Engineering & Research Institute for Agriculture and Life Sciences, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Korea.

† Corresponding author

Tel.: +82-42-860-6735 Fax: +82-53-670-8008

E-mail: akmoon@etri.re.kr

Received: January 20, 2015

Revised: March 13, 2015

Accepted: March 20, 2015

른 온실 내 미기상 중 기온의 변화를 예측하고자 하였다. 기온, 습도, 이산화탄소 등의 미기상 요소 중 온실 내 기온은 작물의 생육에 관련된 가장 중요한 인자 중의 하나로서, 사계절 기온차가 매우 큰 우리나라의 기후 조건에서 온실 내의 적정 기온을 유지하기 위한 많은 연구들이 진행된 바 있다(Moon et al., 2011; Nam et al., 2012). 본 연구에서 사용된 전달 함수법은 입력값과 출력값의 라플라스 변환을 선형의 함수로 표현하는 수학적 기법으로서, Youssef et al. (2011)와 Ntoula et al. (2012)은 온실의 미기상을 예측하기 위하여 전달 함수법을 사용한 바 있다. 모델의 입력값과 출력값은 온실 내외부의 기온 및 외부 기상을 측정하여 확보하였으며, 모델을 구성하는 인자들은 유전 알고리즘을 이용하여 추정하였다. 유전 알고리즘은 광범위한 영역에서의 다중 인자들의 최적 값을 추정하는데 유용하게 활용된 바 있다 (Tavakolpour et al., 2010; Kim, 2011).

II. 연구 방법

1. 대상 온실과 데이터 수집

대상 온실은 국립원예특작과학원 시설원예연구소 (부산) 내에 설치되어 있는 유리온실이다. 온실은 3개의 동으로 이루어져 있으며, 이 중 한 동을 연구 대상으로 정하였다(Fig. 1 (a)). 대상 온실 동은 길이 방향으로 3개의 구역으로 구분되어 있다(Hong and Lee, 2014). 각 구역의 크기는 폭 9.2 m, 길이 12.4 m, 측고 2.9 m, 동고 5.5 m이며, 각 구역에는 2개의 랙-피니언 방식의 지붕 환기창과 2개의 측면 환기창이 설치되어 있다.

기상 환경은 온실 외부에 설치된 기상대 (Vantage Pro 2, Davis Instruments, IL, USA)로부터 측정하였다. 측정 인자는 기온, 습도, 태양복사량, 풍속, 풍향 등이며, 10초 간격으로

측정하였다. 온실 내의 기온은 각 구역의 가운데에서 측정하였으며, 1.2 m 높이에 설치된 센서 (KIMO TH-100, KIMO Instruments, France)를 사용하여 외부와 동일하게 10초 간격으로 기록하였다.

측정된 데이터는 두 세트로 분류되어 모델 개발과 모델 검증에 각각 활용되었다. 먼저 모델 개발 및 모델의 인자를 추정하기 위하여 2013년 6월 11일 00:00 AM부터 6월 12일 00:00 AM까지 24시간의 데이터를 활용하였으며, 개발된 모델을 검증하기 위하여 2013년 6월 12일 13:27 PM부터 6월 19일 12:45PM까지 약 7일의 데이터를 활용하였다. 데이터를 수집하는 기간 동안 1구역과 2구역에는 토마토 (슈퍼도테랑 중) 작물이 재배되고 있었으며 (Fig. 1 (b)), 환기창의 열린 정도는 10초 간격으로 기록되어 연구에 활용되었다. 3구역에는 작물을 재배하지 않았으며, 환기창도 모두 닫은 채로 두었다.

2. 전달 함수법에 의한 모델의 구성

모델 개발에 앞서 모델의 입력값과 출력값을 결정해야 하며, 출력값은 연구의 목적에 따라 온실 내부의 기온으로 명확히 정해져있다. 온실 내부의 기온이 변화하는 요인은 온실 외부와의 대류, 전도, 복사에 의한 열에너지 교환이 주요인이며, 이 중 전도는 외부 기온, 복사는 태양 복사량, 대류는 환기 작용과 각각 관련이 있다. 환기 작용은 풍력에 의한 환기와 부력에 의한 환기로 나눌 수 있는데, 이들의 특성을 나타내는 변수로 각각 풍력 변수 (W_m)와 부력 변수 (W_b)를 각각 식 (1), (2)와 같이 임의로 정의하였다. 또한 모델의 입력값은 외부 기온, 태양 복사량, 풍력 변수, 부력 변수 등 4가지로 정하였다.

$$W_m = \alpha_m \Delta T \cdot V \cdot \cos^2(\theta - \phi) \quad (1)$$

$$W_b = \alpha_b \frac{\Delta T^{1.5}}{T_a^{0.5}} \quad (2)$$

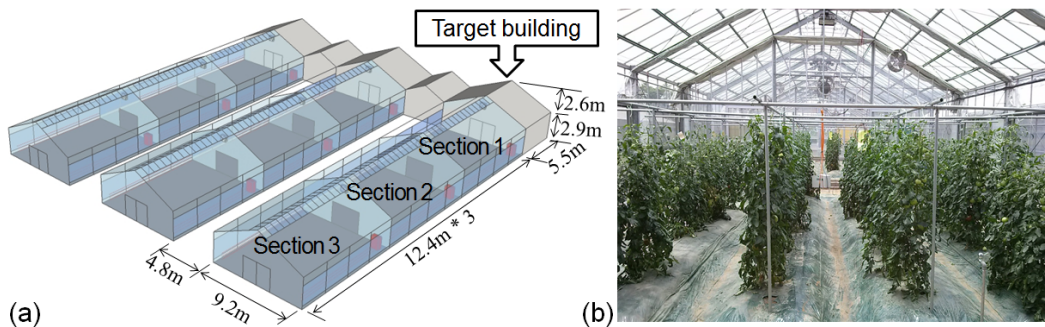


Fig. 1 Schematic view of (a) the studied greenhouse that consists of three buildings (the right building is the target of this study) and (b) tomatoes grown only in sections 1 and 2

여기서, α_m 과 α_b 는 각각 측창과 지붕창의 개방 정도, V 는 외부 풍속($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$), θ 는 외부 풍향($^\circ$), ϕ 는 온실의 측창에 수직인 방향($^\circ$), ΔT 는 온실 내외부의 기온 차($T_g - T_a$), T_g 는 온실 내 기온(K), T_a 는 외부 기온(K)이다. Teitel et al. (2008)에 따르면 자연 환기식 온실에서 풍력에 의한 환기량은 풍속에 비례하고, 부력에 의한 환기량은 $(\Delta T/T_a)^{0.5}$ 에 비례한다. 따라서 환기에 의한 열에너지의 교환량은 환기량에 온실 내 외부의 기온차를 곱한 형태로 표현되므로 풍력 변수와 부력 변수는 각각 주어진 식과 같은 형태로 표현될 수 있다. 단, 풍력 변수는 바람의 운동력에 의해 측창으로 유입되는 바람을 표현하기 위하여 풍향에 따른 보정값이 곱해져 있다. 이 보정값은 풍향이 측창에 수직일 경우에는 1, 풍향이 측창에 평행일 경우에는 0이 되도록 정의하였다.

본 연구에서 사용한 전달 함수법은 이산 시간 다중입력 단일 출력 모델 (discrete time multiple-input single-output [MISO] model)이며, 식 (3)과 같은 형태로 표현된다(Young, 1984).

$$y(k) = \begin{bmatrix} B_1(z^{-1}) & B_2(z^{-1}) & B_3(z^{-1}) & B_4(z^{-1}) \\ A(z^{-1}) & A(z^{-1}) & A(z^{-1}) & A(z^{-1}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_1(k-d) \\ u_2(k-d) \\ u_3(k-d) \\ u_4(k-d) \end{bmatrix} + \xi(k) \quad (3)$$

여기서, k 는 이산화된 샘플링 시간, $y(k)$ 는 온실 내부 기온(K), d 는 지연 시간, $u_1(k)$ 는 외부 기온(K), $u_2(k)$ 는 태양 복사량($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$), $u_3(k)$ 는 부력 변수(K), $u_4(k)$ 는 풍력 변수($\text{m}\cdot\text{K}\cdot\text{s}^{-1}$), $\xi(k)$ 는 오차를 나타내는 항으로 총합이 0이라 가정한다. z^{-i} 는 역방향 이동 연산자 (backward shift operator)로 $z^{-i}A(k) = A(k-i)$ 로 정의된다. $A(z^{-1})$ 와 $B_i(z^{-1})$ 는 다항식 형태로 표현된 모델의 인자로 식 (4)와 (5)의 형태로 정의된다.

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + a_3z^{-3} + \dots + a_{na}z^{-na} \quad (4)$$

$$B_i(z^{-1}) = b_{i,1} + b_{i,2}z^{-1} + b_{i,3}z^{-2} + \dots + b_{i,nb}z^{-(nb-1)} \quad (5)$$

여기서 a_j 와 b_j 는 모델의 인자들이며, na 와 nb 는 각 다항식의 차수를 의미한다. nb 는 4개의 입력 변수(u)마다 다르게 정의될 수 있지만, 본 연구에서는 편의상 같은 차원을 갖는 것으로 가정하였다.

또한 식 (3)은 오차 항을 무시한 후 행렬 연산에 의해 식 (6)과 같은 다항식으로 표현될 수 있다.

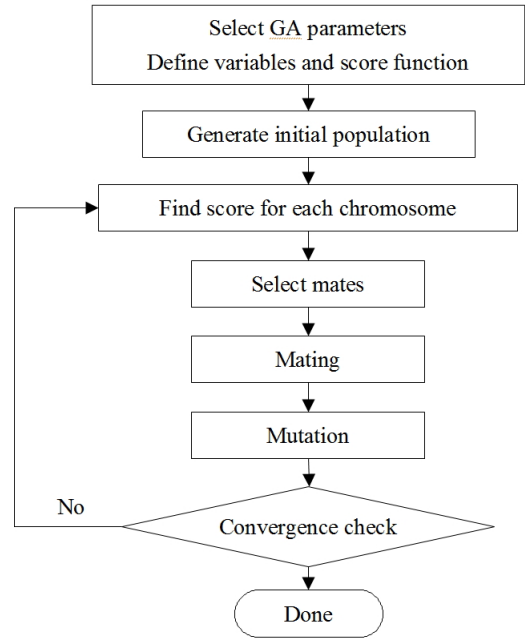


Fig. 2 Flowchart of a continuous genetic algorithm

$$y'(k) = -\sum_{l=1}^{na} a_l y(k-l) + \sum_{m=1}^4 \sum_{n=1}^{nb} b_{m,n} u_m(k-d-(n-1)) \quad (6)$$

여기서 $y'(k)$ 는 전달 함수법에 의해 계산된 온실 내부의 기온(K)을 나타낸다.

모델 인자들은 Haupt and Haupt (2004)의 연속적 유전 알고리즘 (continuous genetic algorithm)으로 추정하였다. 기존의 이진법의 유전 알고리즘 (binary genetic algorithm)은 염색체의 크기에 의해 표현 가능한 수의 해상도가 한정되는데 반해 연속적 유전 알고리즘은 염색체의 크기와 무관하게 컴퓨터가 표현 가능한 범위 내에서 다양한 수를 표현할 수 있다. 또한 이진법의 염색체를 실수로 변환하는 과정이 필요 없기 때문에 계산 속도가 기존의 방법보다 빠른 장점이 있다 (Haupt and Haupt, 2004).

유전 알고리즘의 처리 과정은 Fig. 2와 같다. 먼저 유전 알고리즘의 인자를 설정하고 식 (6)의 함수와 입출력 인자를 정의한다. 다음으로 정의된 개수의 염색체를 생성하고 임의의 값으로 초기화 한다. 모든 염색체에 대하여 성적을 계산하고 염색체를 성적순으로 재배치한다. 성적에 따라 교차(mating)와 변이(mutation)를 할 염색체의 수를 정하고 무작위로 선택하여 교차와 변이를 수행한다. 이후 다시 성적을 계산하여 수렴 여부를 판단하고, 수렴되지 않았을 경우에는 선택, 교차와 변이 과정을 반복한다.

본 연구에서는 유전 알고리즘의 계산 과정에서 염색체의

수는 500개로 설정하였으며, 매 세대에서 교차와 변이의 수를 총 염색체 수의 50%로 설정하였다. 수렴의 기준은 300 세대 이상 최고 성적을 내는 최상위 염색체가 변화하지 않을 경우로 설정하였다. 성적은 식 (7)과 같이 온실 내부 기온의 측정값과 전달 함수법으로 계산된 값 간의 평균 제곱 오차로 계산되었다. 평균 제곱 오차가 작을수록 성적이 높도록 반영하였다.

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y'(k))^2 \quad (7)$$

여기서 ϵ 는 평균 제곱 오차(K²), N 은 데이터의 총 수를 나타낸다.

3. 연구 방법

먼저 1구역에 대하여 전달 함수 모델을 적용하여 온실 내부 기온을 예측하기 위한 모델 인자들을 추정하고 모델을 검증하였다. 모델 인자 a_1, a_2, \dots, a_{na} 및 $b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,nb}$ 를 추정하는 과정에는 앞서 언급된 바와 같이 24시간 동안 측정된 데이터를 사용하였으며, 식 (6)의 좌변에서 예측 값 $y'(k)$ 를 실제 측정값인 $y(k)$ 로 대체하여 유전알고리즘으로 모델 인자들을 추정하였다. 추정된 인자들을 적용하여 구성된 모델을 검증하는 과정에는 6일간 측정된 데이터를 활용하였다.

예측 모델을 개발함에 있어 모델의 차수와 예측 가능한 시간은 매우 중요한 요소이다. 본 데이터 기반의 예측 모델의 차수는 na, nb, d 에 의해 정의되며, 이는 예측에 활용되는 데이터의 범위를 의미한다. 예를 들어, na 와 nb 가 n 인 경우에는 k 시간에서의 온실 내부 기온, $y'(k)$ 를 추정하기 위하여 식 (6)에 따라 온실 내부의 기온 측정값 $y(k-1), \dots, y(k-n)$ 과 입력값 $u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-(n-1))$ 을 사용하게 된다. 즉, 최대 $(d+n-1)$ 이전의 과거 값이 예측에 반영된다. 예를 들어 설명하면, $A(z^{-1}), B(z^{-1})$ 다항식의 차수가 2차이고, 지연 시간이 1, 시간 간격이 30초일 때 본 모델은 과거 30초 ($=k-1$)와 60초 ($=k-2$) 이전의 입력 데이터를 활용하여 현재 ($=k$)의 온실 내부 기온을 추정할 수 있다. 한편 같은 조건에서 지연 시간이 2인 경우에는 과거 60초 ($=k-2$)와 90초 ($=k-3$)의 입력 데이터를 활용하게 된다. 이는 시간적인 관점에 따라 현재 보유한 입력 데이터를 활용하여 30초 또는 60초 후의 온실 기온을 예측하는데 활용되며, 예측 가능한 시간은 측정값의 시간 간격과 지연 시간의 곱 ($\Delta t \times d$)으로 정의할 수 있다. 참고로 지연 시간이 2인 경우 ($d=2$)에는 예측 값, $y'(k)$ 는 과거의 실내 기온 측정값 $y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n)$ 와 외부 기상 입력값 $u(k-2), u(k-3), \dots$

$u(k-2-(n-1))$ 에 의해 계산되는데, $(2 \times \Delta t)$ 의 예측 가능 시간을 확보하기 위하여 측정값 $y(k-1)$ 을 예측 값 $y'(k-1)$ 로 대체하였다. 이때 예측 값 $y'(k-1)$ 은 $d=1$ 일 때의 모델로 추정되었다.

다항식 $A(z^{-1})$ 와 $B_i(z^{-1})$ 의 차수(na 와 nb)는 편의상 동일하게 설정하였고, 차수가 1, 2, 3일 때에 대하여 각각 모델을 완성하여 그 결과를 비교하였다. 차수가 1차일 때에는 총 5개의 인자를 추정해야 하며, 차수가 2차와 3차일 때에는 각각 10, 15개의 인자를 추정해야 한다. 모델 인자의 추정에 소요되는 시간을 효과적으로 줄이기 위하여 2차 모델의 인자를 추정할 경우에는 1차 모델의 인자 추정 값을 계승하여 사용하고 추가되는 5개의 인자만을 새롭게 추정하였다. 같은 방법으로 3차 모델에서는 2차 모델의 10개 인자 추정 값을 그대로 사용하며, 추가되는 5개 인자만을 새롭게 추정하였다.

현장에서 수집된 데이터는 10초의 시간 간격으로 측정되었지만, 측정값의 시간 간격이 30초, 1분, 5분, 10분, 30분, 60분, 120분이 되도록 각각 수정하여 다양한 시간 간격에서 측정된 데이터의 활용성을 비교하였다. 지연 시간은 0, 1, 2로 시도하여 모델이 예측 가능한 시간을 검토하고자 하였다.

III. 결과 및 고찰

1. 모델 인자 추정 및 검증

시간 간격이 30초, 1분, 5분, 10분, 30분, 60분, 120분인 1구역의 온실 내부 기온 데이터를 이용하여 지연 시간이 0, 1, 2인 1차, 2차, 3차 전달 함수 모델의 인자를 각각 추정하고, 모델을 이용하여 예측된 온실 내부 기온 값들의 예측 정확도를 검증하였다. 모델의 인자 추정 과정에서의 평균 제곱 오차와 모델의 결정 계수는 Table 1에 제시되어 있으며, 모델의 검증 과정에 대해서는 Table 2에 나타나 있다.

모델의 인자 추정 과정에서는 전반적으로 모든 모델들에서 높은 결정 계수를 보였다. 특히 30초 간격의 데이터를 사용한 모델들은 지연 시간과 차수에 관계없이 0.999의 높은 결정 계수를 보였다. 반면 120분 간격의 데이터를 사용한 모델의 경우에는 상대적으로 큰 평균 제곱 오차와 낮은 결정 계수를 나타내었다. 따라서 데이터의 시간 간격이 커질수록 모델의 예측 정확도는 낮아지는 결과를 보였다. 이는 전달 함수법에 의한 모델이 과거의 데이터에 기반을 두어 미래의 값을 예측하기 때문에 시간 간격이 커질수록 과거의 값과 미래의 값 간의 연관성이 줄어들기 때문으로 해석할 수 있다. 같은 맥락에서 지연 시간이 증가함에 따라 모델의 평균 제곱 오차는 커지고 결정 계수는 낮아지는 것으로 나타났다. 지연 시간이 증가

Table 1 Mean squared error and coefficient of determination (shown in parentheses) between the measured and the estimated air temperature in zone 1 during the process of parameter estimation

| d | na | Δt | | | | | | |
|---|----|------------------|------------------|------------------|-------------------|------------------|------------------|-------------------|
| | | 30 s | 1 min. | 5 min. | 10 min. | 30 min. | 60 min. | 120 min. |
| 0 | 1 | 0.059 (0.998) | 0.064 (0.999) | 0.039 (0.999) | 0.047 (0.999) | 0.060 (0.998) | 0.089 (0.998) | 0.070 (0.998) |
| | 2 | 0.035 (0.999) | 0.033 (0.999) | 0.037 (0.999) | 0.043 (0.999) | 0.050 (0.998) | 0.081 (0.998) | 0.059 (0.998) |
| | 3 | 0.035 (0.999) | 0.032 (0.999) | 0.037 (0.999) | 0.043 (0.999) | 0.050 (0.998) | 0.068 (0.998) | 0.045 (0.999) |
| 1 | 1 | 0.074 (0.998) | 0.060 (0.998) | 0.203 (0.995) | 0.476 (0.989) | 0.809 (0.976) | 1.694 (0.952) | 3.976 (0.883) |
| | 2 | 0.049 (0.999) | 0.058 (0.998) | 0.176 (0.995) | 0.333 (0.990) | 0.677 (0.979) | 1.178 (0.964) | 1.855 (0.938) |
| | 3 | 0.048 (0.999) | 0.058 (0.998) | 0.170 (0.995) | 0.335 (0.990) | 0.677 (0.979) | 1.083 (0.965) | 0.606 (0.984) |
| 2 | 1 | 0.074 (0.998) | 0.099 (0.997) | 0.426 (0.991) | 0.702 (0.9821) | 2.021 (0.943) | 4.239 (0.869) | 12.894 (0.430) |
| | 2 | 0.057 (0.998) | 0.090 (0.997) | 0.286 (0.991) | 0.543 (0.984) | 1.582 (0.951) | 3.355 (0.890) | 3.074 (0.880) |
| | 3 | 0.056 (0.998) | 0.090 (0.997) | 0.278 (0.992) | 0.545 (0.984) | 1.503 (0.953) | 2.939 (0.900) | 0.393 (0.987) |

Table 2 Mean squared error and coefficient of determination (shown in parentheses) between the measured and the estimated air temperature in zone 1 during the process of model validation

| d | na | Δt | | | | | | |
|---|----|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------------------|--------------------|
| | | 30 s | 1 min. | 5 min. | 10 min. | 30 min. | 60 min. | 120 min. |
| 0 | 1 | 0.269 (0.990) | 0.371 (0.989) | 0.263 (0.990) | 0.416 (0.984) | 0.399 (0.985) | 0.818 (0.972) | 0.549 (0.981) |
| | 2 | 0.286 (0.989) | 0.307 (0.989) | 0.262 (0.990) | 0.370 (0.987) | 0.412 (0.985) | 0.861 (0.972) | 0.599 (0.978) |
| | 3 | 0.287 (0.989) | 0.305 (0.989) | 0.262 (0.990) | 0.370 (0.987) | 0.415 (0.985) | 1.108 (0.964) | 3.029 (0.937) |
| 1 | 1 | 0.451 (0.985) | 0.313 (0.988) | 0.439 (0.983) | 0.708 (0.973) | 1.073 (0.959) | 2.108 (0.912) | 10.334 (0.542) |
| | 2 | 0.316 (0.988) | 0.308 (0.988) | 0.449 (0.983) | 0.558 (0.979) | 0.979 (0.962) | 4.492 (0.835) | 23.616 (0.271) |
| | 3 | 0.316 (0.988) | 0.308 (0.988) | 0.398 (0.985) | 0.558 (0.979) | 0.910 (0.964) | 6.404 (0.776) | 30.063 (0.161) |
| 2 | 1 | 0.363 (0.988) | 0.288 (0.989) | 0.712 (0.975) | 0.922 (0.964) | 1.950 (0.926) | 8.663 (0.629) | 17.097 (0.116) |
| | 2 | 0.332 (0.988) | 0.378 (0.986) | 0.515 (0.980) | 0.663 (0.974) | 1.721 (0.933) | 15.110 (0.497) | 50.742 (0.010) |
| | 3 | 0.332 (0.988) | 0.378 (0.986) | 0.507 (0.981) | 0.663 (0.974) | 1.848 (0.929) | 21.141 (0.434) | 102.352 (0.121) |

하면 예측 가능 시간이 증가하고 이는 과거의 값과 예측하고자 하는 미래의 값 간의 시간차를 증가시키므로 모델의 예측 정확도를 감소시킨다. 또한 모델의 인자를 추정하기 위해 사

용되는 데이터의 수가 크게 차이 나는 것도 모델의 예측 정확도가 달라지는 것에 기여하였다. 24시간 동안 측정된 데이터를 사용하여 모델의 인자를 추정하는 과정에서 10초 간격으

로 측정된 데이터는 8,640개의 데이터를 사용하며, 120분 간격으로 측정된 데이터는 12개의 데이터만을 사용하여 인자를 추정하게 된다. 따라서 추정된 인자의 적합성 또한 모델의 정확도에 큰 영향을 미칠 것으로 판단된다. 모델의 차수가 높아짐에 따라 모델의 예측 정확도는 점차 높아지는 것으로 나타났으며, 이는 모델의 인자 추정 과정에서 상위 차수의 모델이 하위 차수의 모델의 인자 값들을 계승했기 때문이다. 이에 따라 2차 모델의 예측 값이 가지는 오차를 3차 모델의 3차 항이 보완하여 정확도를 높이는 역할을 한다.

모델 검증 과정에서의 예측 정확도는 전반적으로 모델 인자 추정 과정에 비하여 낮게 나타났다. 24시간 동안 측정된 데이터로부터 모델의 인자를 추정하고 이를 6일간의 온실 미기상 변화와 비교하였기 때문에 모델의 오차가 커지는 것은 당연하다. 24시간의 측정 데이터에 내포되어 있는 물리적 현상은 매우 제한적이므로, 6일 동안 발생할 수 있는 다양한 물리적 변동성을 표현하는데 한계가 있다. 그럼에도 불구하고 데이터의 시간 간격이 5분~10분 이내일 때, 모델의 결정 계수는 0.99 이상으로 높게 나타났다. 데이터의 시간 간격이 작고 지연 시간이 작을수록 검증 결과는 매우 우수하였으며, 데이터의 시간 간격이 크고 지연 시간이 길어질수록 예측 정확도는 확연히 낮아지는 것으로 나타났다. 지연 시간이 1인 경우에는 데이터의 시간이 60분 이상으로 커지면서 예측된 결과의 평균 제곱 오차가 급격히 증가하고 결정 계수가 급격히 낮아졌으며, 지연 시간이 2인 경우에는 데이터의 시간 간격이 30분 이상으로 커지면서 예측 정확도가 급격히 낮아졌다. 위의 조건들에서는 평균 제곱 오차가 약 $6K^2$ 보다 커지면서 예측 값의 평균적인 오차가 약 $\pm 2.45 (= \sqrt{6})K$ 보다 커지게 되므로, 사실상 온실의 미기상 기온을 예측하기 위한 모델로서 적합하지 못할 것으로 판단된다.

2. 예측 모델의 선정 및 고찰

일반적으로 좋은 예측 모델은 모델의 복잡성, 예측 가능한

시간, 예측 정확도로 판단할 수 있다. 복잡한 모델은 계산 시간이 오래 걸리거나 더 많은 기초 자료를 요구하기 때문에 비효율적이며, 적은 자료로 빠르게 예측하는 것이 중요하다. 또한 예측 가능한 시간이 길고 예측 정확도가 높을수록 예측 모델의 활용성이 높아지는 것은 당연하다.

본 연구에서 시도한 다양한 조건의 모델 중에서 시간 간격이 30초와 1분일 경우에는 매우 우수한 예측 정확도를 보이고 있으나, 이들 모델로 예측할 수 있는 시간적 범위는 60초와 2분 후($d=2$ 일 때)의 온실 내부 기온으로 매우 짧은 편이다. 이와 같이 예측 가능 시간이 짧을 경우에는 환경조절의 관점에서도 기여할 수 있는 여지가 적다. 반면 시간 간격이 60분과 120분인 경우에는 예측 가능 시간이 각각 120분과 240분까지($d=2$ 일 때) 길어질 수 있지만, Table 2에 제시된 것과 같이 예측 정확도가 현저히 낮아졌다.

따라서 측정 시간 간격이 10분과 30분인 데이터에 대하여 추정된 모델들이 적합할 것으로 판단되었으며, 지연 시간이 $d=1, d=2$ 일 때의 3차 모델의 검증 결과를 Fig. 3과 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 3과 Fig. 4에 따르면 시간 간격이 10분인 모델은 $d=1, d=2$ 인 조건에서 모두 현장 측정값과 유사한 온실 내 기온 변화를 예측하고 있으며, 시간 간격이 30분인 모델은 $d=1$ 인 조건에서는 앞선 모델과 유사한 예측 정확도를 보이고 있으나 $d=2$ 인 조건에서는 기온이 급변하는 일부 구간에서 측정값에서 크게 벗어나는 예측 값을 나타내고 있다. Fig. 3과 Fig. 4의 모든 모델 결과에서 가장 큰 오차가 나타난 시점은 6월 13일 약 7시부터 9시 사이이며, 이는 기상대의 일시적인 오작동에 의한 것으로 확인되었다. 기상대에서 측정된 외부 기상 데이터가 7시 이후로 업데이트되지 않으면서 이 값들을 입력값으로 사용하여 예측한 온실 내부 기온 결과 또한 실제의 내부 기온만큼 상승하지 못한 것으로 확인되었다. 6월 14일 0시부터 9시까지는 측정 장비의 오작동으로 인하여 측정이 이루어지지 못하였다.

Fig. 5 (d)에 제시한 오차를 보면 대부분 12 h~18 h의 낮 시

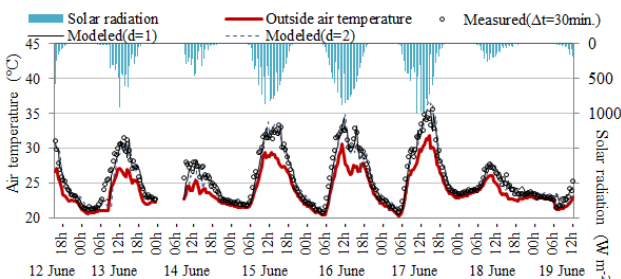


Fig. 3 Measured versus modelled greenhouse internal air temperature for the six days, showing the results of the 3rd-order model structure $\Delta t=10$ min, & $d=1$ and 2

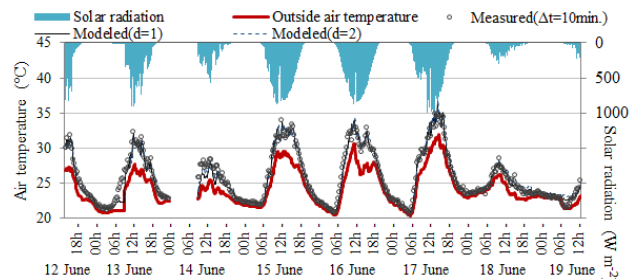


Fig. 4 Measured versus modelled greenhouse internal air temperature for the six days, showing the results of the 3rd-order model structure $\Delta t=30$ min, & $d=1$ and 2

간에 큰 오차가 나타났으며, 그 외의 시간에는 예측 값이 측정 값과 거의 정확히 일치하였다. Fig. 5의 앞선 세 모델 (a, b, c)의 평균 제곱 오차는 Table 2에 제시된 것과 같이 0.56 ~ 1.85 K² 정도이며, 순간적인 오차도 대부분 약 ±3 K 이내에서 발생하였다. 하지만 시간 간격이 30분이고 d=2인 모델 (Fig. 5 (d))은 순간적인 오차가 -6 K 인 경우도 발생하므로, 예측 모델로서는 적합하지 않을 것으로 판단된다.

여타 통계적 지표를 제시하지 않아도 Fig. 5에 나타난 오차의 분포를 통하여 $\Delta t=10 \text{ min. } d=1 > \Delta t=10 \text{ min. } d=2 > \Delta t=30 \text{ min. } d=1$ 순으로 예측 정확도가 높은 것은 분명하며, 이들 모델들의 예측 가능 시간은 각각 10분, 20분, 30분으로 예측 정확도가 낮을수록 더욱 미래의 값을 예측할 수 있다. 세 모델 중 어떤 모델이 가장 적합한 가는 허용되는 오차의 정도와 필요로 하는 예측 시간에 따라 결정될 것이다. Δt 가 10분과

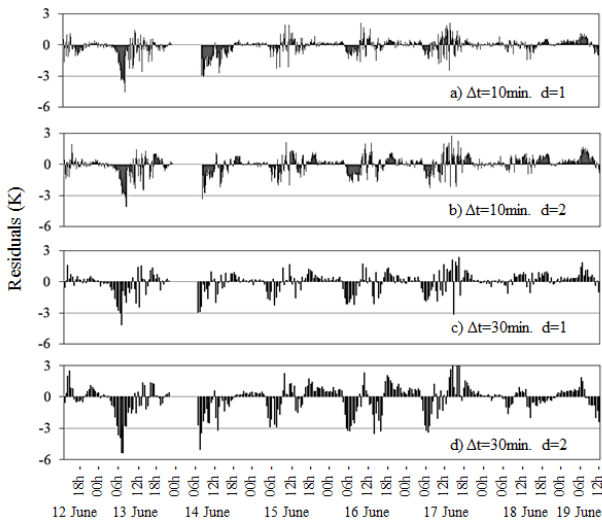


Fig. 5 Residual between the measured and the modelled green-house internal air temperature, shown in Fig. 3 and Fig. 4, for the six days

30분일 경우에 대하여 동일한 방법으로 2구역과 3구역에 대한 전달 함수 모델을 구성하고 결과를 비교해 보았다. 2구역과 3구역에 대한 모델 인자를 추정하고 이를 이용하여 6일 간의 온실 기온을 추정한 결과는 Table 3에 나타났다. 2구역에 대한 온실 내 기온의 추정 결과는 1구역과 유사한 정확도를 보이고 있으나 3구역에 대한 결과는 1구역과 2구역에 비하여 6배 정도 큰 오차를 보였다. 환기창이 닫혀있는 3구역은 외부 기온과 태양 복사량을 입력값으로 사용하게 되는데, 이러한 큰 오차는 두 입력값 외의 다른 요인이 온실 내 기온 변화에 큰 영향을 미치는 것을 의미한다. 특히 태양 복사가 없는 야간에는 온실 내외부 기온차에 의해 온실 벽면에서 발생하는 열손실만으로 온실 내 기온을 예측하도록 모델이 구성되는데, 이러한 큰 오차는 열손실 외에 다른 열흐름이 존재할 수 있는 가능성을 제기할 수 있다. 본 모델에서 고려하지 않은 야간의 천공으로의 복사냉각 등이 오차의 원인이 될 수 있으나 이에 대해서는 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단된다. 모델의 예측 정확도는 1구역과 마찬가지로 $\Delta t=10 \text{ min. } d=1 > \Delta t=10 \text{ min. } d=2 > \Delta t=30 \text{ min. } d=1$ 순으로 높은 것으로 나타났다.

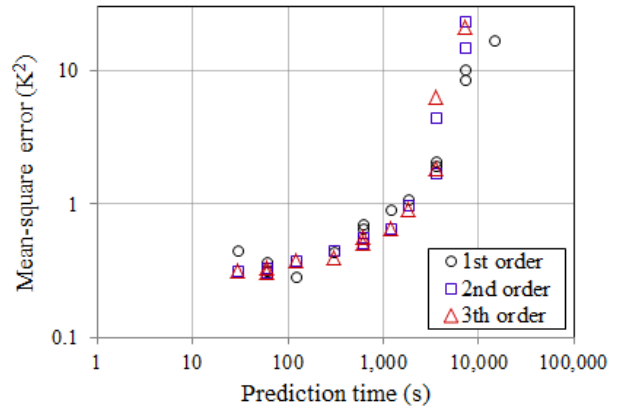


Fig. 6 Comparison of mean square error of the predicted internal air temperature with respect to possible prediction time

Table 3 Mean squared error and coefficient of determination (shown in parentheses) between the measured and the estimated air temperature in zone 2 and zone 3 during the process of model validation

| d | na | Δt | Zone 2 | | Zone 3 | |
|---|----|------------|---------------|---------------|----------------|----------------|
| | | | 10 min. | 30 min. | 10 min. | 30 min. |
| 1 | 1 | | 0,954 (0,964) | 1,232 (0,954) | 10,590 (0,883) | 15,445 (0,955) |
| | 2 | | 0,957 (0,962) | 1,118 (0,957) | 7,818 (0,965) | 8,421 (0,964) |
| | 3 | | 0,839 (0,968) | 1,150 (0,955) | 7,762 (0,968) | 8,531 (0,964) |
| 2 | 1 | | 1,148 (0,959) | 2,349 (0,912) | 11,677 (0,962) | 20,664 (0,935) |
| | 2 | | 1,030 (0,959) | 1,979 (0,920) | 7,814 (0,965) | 12,806 (0,944) |
| | 3 | | 1,018 (0,960) | 1,947 (0,920) | 7,743 (0,966) | 12,700 (0,942) |

본 연구에서 시도한 다양한 조건의 모델들에 대하여 각 모델이 갖는 예측 가능 시간을 예측 결과의 평균 제곱 오차와 연관지어 Fig. 6에 나타내었다. 예측 가능 시간이 길어질수록 예측 결과의 정확도는 현저히 떨어지는 것으로 나타났다. 최소한 ±1 K 이내의 평균 오차를 유지하기 위해서는 예측 가능 시간을 30분 이내로 유지해야 할 필요가 있다. 또한 Table 2의 결과를 종합해보면, 1차 모델과 2차 모델간의 예측 결과의 정확도는 다소 차이가 나타나지만, 3차 모델을 사용하더라도 2차 모델과 비교할 때 예측 결과의 정확도를 크게 향상시키지는 못하는 것으로 나타났으며 오히려 오차가 커지는 경우도 나타났다.

한편 d=0인 경우에는 Table 2에 제시된 바와 같이 대부분의 모델들에서 결정 계수가 0.98 이상이고, 평균 제곱 오차가 1 K² 미만으로 예측 정확도가 매우 높아진다. 하지만 d=0이면 식(6)에 따라 y'(k)의 추정 과정에 u(k)가 사용되므로, 예측 모델로서의 기능을 상실하게 된다. 즉, 이는 현재 k 시간에서의 기상 측정 자료로부터 미래의 온실 내 기온이 아닌 현재 시간의 온실 내 기온을 추정하는 모델이 됨을 의미한다. 과거의 기상 자료로 현재의 온실 내 기온을 추정하는 것보다 현재의 기상 자료가 반영될 경우 추정 값의 정확도가 높아지는 것은 당연한 결과이다. 이러한 정확도 높은 모델을 예측 모델로 활용하기 위해서는 기상 예측 모델을 이용하여 u(k)를 u(k-1) 또는 그 이전의 데이터로부터 추정할 필요가 있다. 정확도 높은 기상 예보와 결합될 경우 d=0인 모델 또한 온실 내 기온을 예측하기 위한 모델로 활용될 수 있을 것이다.

모델의 예측 정확도를 개선하기 위해서는 모델의 인자 추정 과정에서 충분히 많은 양의 데이터를 활용하는 것이 중요하다. 본 연구에서 24시간 동안의 데이터를 활용하는 과정에서 데이터의 시간 간격이 클수록 모델의 인자 추정에 사용된 데이터의 수는 현저히 적어졌으며, 적은 양의 데이터로 많은 수의 모델 인자를 추정하는 것은 분명 불확실성을 내포할 수밖에 없다. 또한 모델의 인자 추정에 사용되는 데이터는 입력값과 출력값 간의 상호 관계를 대표할 수 있는 데이터로 구성되어야 할 것이다. 만약 모델의 인자를 추정할 때 사용된 데이터의 범위를 벗어나는 입력값이 주어질 경우에는 모델에서 예측된 결과에 충분한 신뢰성을 부여하기 어렵다.

3. 역학적 인자 해석

전달 함수법으로 구성된 모델은 다수의 모델 인자를 사용하여 예측 값의 정확도를 향상시킬 수 있으나 블랙박스 모델의 특성 상 모델이 물리적으로 타당한지를 검증할 수 없는 한계가 있다. 따라서 현상에 대한 과학적 지식에 기반을 두어 모델 인자들의 물리적 의미를 분석하고 모델을 역학적으로 해

석 (mechanistic interpretation)하는 과정들은 모델에 현실적 의미를 부여하여 모델의 물리적 정당성을 강화하는 계기가 된다.

에너지의 흐름과 관련된 현상을 해석하기 위해서는 일반적으로 질량과 에너지의 보존 법칙에 기반을 둔 평형 방정식을 사용한다. 이러한 맥락에서 본 연구의 온실 내 기온 변화를 환기전열량, 관류전달량, 태양복사전달량에 기인한다고 가정하고 식 (8)과 같이 평형 방정식으로 표현할 수 있다.

$$m_g C_p \frac{dT_g}{dt} = UA_c(T_a - T_g) + \xi A_f S_R + Q_v C_p(T_a - T_g) \quad (8)$$

여기서, m_g는 온실 내 공기의 질량 (kg), C_p는 공기의 비열 (J·kg⁻¹·K⁻¹), U는 온실 피복을 통한 열관류율 (W·m⁻²·K⁻¹), A_c는 온실의 표면적 (m²), ξ는 태양 복사에너지에 의한 온실 내 현열 변화 인자, A_f는 온실 내 바닥 면적 (m²), S_R는 태양 복사 에너지 (W·m⁻²), Q_v는 환기창을 통한 공기의 유출입량 (kg·s⁻¹)이다. 환기창을 통한 환기량은 부력에 의한 환기량 (Q_b)과 풍력에 의한 환기량 (Q_m)의 합으로 계산되며, Boulard and Baille (1995)와 Boulard et al. (1997)은 이들을 간단한 형태의 수식으로 표현하였다.

$$Q_b = \frac{A_v}{2} C_d \left(2g \frac{\Delta T}{T_a} \frac{h}{2} \right)^{0.5} \quad (9)$$

$$Q_m = \frac{A_v}{2} C_d (C_w V^2)^{0.5} \quad (10)$$

여기서, A_v는 환기창의 면적 (m²), C_d는 환기창의 유량 계수, h는 지붕창과 측창의 중심의 높이차 (m), C_w는 풍력 계수이다. 전체 환기량은 부력과 풍력의 복잡한 상호 작용에 의해 결정되며, Boulard and Baille (1995)는 부력과 풍력 효과를 조합하는 5 가지 방법을 제시하기도 하였다. 이 중 일반적으로 사용되는 방법은 Q_v = (Q_b² + Q_m²)^{0.5} 로 계산하는 방법이나, Teitel et al. (2008)에 따르면 실제 측정된 값에 비해 28% 정도 작게 계산되었으며 다른 문헌들에서도 실제보다 작게 계산되었다. 본 연구에서는 전달 함수법의 형태에 적용하기 위하여 식(9)와(10)을 Q_v = Q_b + Q_m의 형태로 식(8)에 대입하였다. 따라서 식(8)을 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\left(C_g \frac{d}{dt} + C_c \right) T_g = C_c T_a + C_r S_R + C_b W_b + C_m W_m \quad (11)$$

여기서, C_g, C_c, C_r, C_b, C_m 은 각 항의 계수들로서, 다음과 같이 정리된다.

$$C_g = m_g C_p, \quad C_c = UA_c, \quad C_r = \xi A_f$$

$$C_b = \frac{A_v}{2} C_d C_p \sqrt{gh}, \quad C_m = \frac{A_v}{2} C_d C_p \sqrt{C_w} \quad (12)$$

또한 전진차분에 의해 $d/dt = (z^{-1} - 1)/\Delta t$ 로 표현되므로, 식(11)에 $\Delta t z^{-1}/C_g$ 를 곱한 후 정리하면 식(13)으로 정리된다. 식(13)은 식(3)과 같은 전달 함수법에 의한 모델과 동일한 형태를 보이게 된다. 이는 전달 함수법으로 표현된 모델이 단순한 회귀 모델이 아닌 실제 온실의 에너지 평형을 표현하는 물리적 모델을 대변한다는 중요한 의미를 내포한다. 따라서 기존의 블랙박스 모델은 현상에 대한 물리적 해석과 데이터를 이용한 회귀 모델이 결합된 그레이박스 모델 (Grey box model)로 변화되었으며, 앞선 블랙박스 모델과 비교하여 모델 결과의 정당성과 현실성을 제고하는데 기여하였다.

$$(1 + a_1 z^{-1}) T_g = b_{1,0} z^{-1} T_a + b_{2,0} z^{-1} S_R + b_{3,0} z^{-1} W_b$$

$$+ b_{4,0} z^{-1} W_m \quad (13)$$

여기서, 각 계수는 다음과 같이 정리된다.

$$a_1 = \Delta t \frac{C_c}{C_g} - 1, \quad b_{1,1} = \frac{\Delta t C_c}{C_g}, \quad b_{2,1} = \frac{\Delta t C_r}{C_g},$$

$$b_{3,1} = \frac{\Delta t C_b}{C_g}, \quad b_{4,1} = \frac{\Delta t C_m}{C_g} \quad (14)$$

식(13)은 $d=1$ 이고 계수가 1개인 1차 전달 함수 표현법과 일치하므로, 식(14)에 나타난 모델 인자들은 식(12)에 따라 각각 물리적인 의미를 갖게 된다. $d=1$ 인 1차 전달 함수 모델을 1구역, 2구역, 3구역에 각각 적용하여 계수들로부터 물리적 인자들을 도출하였으며, 그 결과는 Table 4와 같다. 단, 일

Table 4 Estimation of physical factors from mechanical interpretation of the 1st-order transfer function model

| Zone | Zone 1 | Zone 2 | Zone 3 |
|-----------------|--------|--------|--------|
| Zone | Zone 1 | Zone 2 | Zone 3 |
| Factors | | | |
| U | 9.73 | 9.79 | 10.09 |
| ξ | 0.03 | 0.03 | 0.48 |
| $C_d C_w^{0.5}$ | 0.17 | 0.42 | - |

부 인자들은 실험 조건으로부터 직접 산출되었다($\Delta t=10$ s, $A_f=114.08$ m², $A_v=10.5$ m² (천창) 10.8 m² (측창), $h=5.5$ m, $A_c=202.96$ m² 3구역은 241.60 m², $C_g=589876$ J K⁻¹).

전달 함수 모델의 인자들을 역학적으로 해석하여 열관류율, 태양복사에너지의 현열변화율, 환기창의 유량 계수와 풍력 계수의 곱을 추정하였으나, Table 4와 같이 열관류율은 9.7 ~ 10 W·m⁻²·K⁻¹ 정도로 약간 높게 나타났다. 이는 Hwang et al. (2013)이 제시한 일반적인 온실 피복재의 열관류율에 비해 1.5배 정도 높은 값이며, $C_d C_w^{0.5}$ 값 또한 Teitel and Tanny (1999)이 제시한 0.11 ~ 0.18 보다 큰 값을 보였다. 비록 대상 온실과 실험 조건이 다르지만 추정된 값들은 문헌들에서 제시한 값의 범위와 비교할 때 차이를 보이고 있다. 에너지 평형에 기반을 둔 역학적 모델이 정확하다고 가정하면, 이러한 차이는 모델에 입력된 인자들로부터 기인할 수 있다. $\Delta t, A_f, A_v, h, A_c$ 등의 인자는 실험 조건과 온실 형상에 의해 명확하게 정의될 수 있지만, C_g 는 식(8)의 에너지 흐름에 관여하는 온실 내 공기의 열용량을 의미하는 인자로 정의가 힘들다. 식(8)의 평형 방정식은 외부와의 열 교환을 통하여 온실 내부의 전체 공기의 기온이 변화하는 완전 혼합 상태를 가정하고 있다. 반면 실제 온실에서는 내부 기온의 분포가 불균일하므로 실측된 기온이 온실 내부의 평균 기온을 대표한다고 볼 수 없다. 기온이 각 구역의 가운데에서 측정되었음을 고려할 때 관류열손실이 발생하는 바깥쪽의 기온이 더 낮으므로, 실제의 평균 기온은 측정된 기온에 비해 낮을 것으로 예상된다. 이는 측정된 기온 T_g 에 해당하는 공기는 온실 내부의 전체 공기가 아닌 일부분에 국한된 것으로 가정할 수도 있다. 이에 따라 불완전 혼합 상태에 대한 일종의 보정 과정으로서, 열용량인 C_g 가 감소하게 되면 식(14)에 의해 모든 인자가 감소되고 열관류율 및 $C_d C_w^{0.5}$ 값 또한 감소하게 되어 합당한 결과를 도출할 수 있을 것이다. 또한 이는 C_g 또는 T_g 값을 정확히 반영함으로써 모델의 물리적 정당성을 확보할 수 있음을 의미하기도 한다.

각 구역별로 산출된 인자들을 비교하면 1구역과 2구역의 값들은 3구역과 확연한 차이를 보이고 있다. 3구역의 열관류율은 1구역과 2구역에 비해 0.3 W·m⁻²·K⁻¹ 정도 크게 나타났으며, 태양복사에너지의 현열 변화율은 약 16배로 크게 나타났다. 1구역과 2구역이 온실 내측에 위치한 반면 3구역은 바람의 영향을 크게 받는 외측에 위치하였으며, 3구역에는 출입문까지 설치되어 있어 침기에 의한 열 손실도 클 것으로 예상된다. 이에 따라 열관류율이 크게 나타나는 것으로 판단된다. 또한 작물이 없는 3구역에 도달한 태양복사에너지는 거의 대부분이 현열로 변환되는데 반해 1구역과 2구역은 온실에도

달한 태양 복사에너지의 상당량이 작물의 광합성과 잠열 반응 등에 사용되어 온실 내부의 기온에 관여하는 정도가 작으므로 더 작은 ξ 값을 보였다.

전달 함수 모델을 구성하는 모델 인자들은 역학적 해석에 의해 각각 온실의 물리적 특성들을 나타내었으며, 산출된 물리적 특성들은 온실 내의 열 에너지 흐름을 이해하는데 기여하였다. 서로 다른 구역에서 산출된 물리적 특성들은 각 구역의 구조적, 환경적 특성에 의한 열 환경의 차이를 명확히 보여주었으며, 이에 따른 온실 내 기온 변화의 차이를 정확히 예측하는데 활용되었다.

IV. 결 론

본 연구에서는 데이터 기반 모델을 사용하여 외부 기상 변화에 따른 온실 내 기온의 변화를 예측하였다. 예측 모델은 외부 기온, 태양 복사량, 외부 풍속 및 풍향의 실측에 기반을 두어 온실 내부의 기온 변화를 예측할 수 있도록 전달 함수법으로 구성되었다. 모델 인자들은 24시간의 실측 데이터를 기반으로 하여 유전 알고리즘에 의한 회귀 분석에 의해 추정되었으며, 완성된 모델은 검증을 통하여 적절한 예측 범위 내에서는 높은 정확도를 나타내는 것으로 확인되었다.

모델의 예측 가능 시간은 모델의 지연 시간 인자와 입력 데이터의 측정 시간 간격으로 결정되며, 예측 가능 시간이 길어질수록 예측 결과의 정확도는 현저히 감소하는 것으로 나타났다. 다양한 조건에서 예측 정확도를 평가한 결과, 최소한 ± 1 K 이내의 평균 오차를 유지하기 위해서는 예측 가능 시간을 30분 이내로 유지해야 하는 것으로 나타났다. 이 경우 모델은 10분 또는 30분 이내의 간격으로 측정된 외부 기온, 태양 복사량, 풍향 및 풍속 자료를 입력 데이터로 활용하여 온실 내의 기온을 예측하게 된다. 모델의 차수가 커질수록 예측 정확도는 향상되는 것으로 나타났으나, 차수가 높아질수록 더 이전의 과거 데이터들을 입력 자료로 활용하게 되어 입력 데이터의 수가 증가하는 문제가 있다. 전반적으로 2차 모델의 예측 정확도는 1차 모델에 비하여 높았으나 3차 모델에서는 뚜렷한 향상을 보이지는 못하므로, 2차 모델이 가장 적합할 것으로 판단된다. 한편 전달 함수 모델은 역학적 해석에 의해 모델이 단순한 회귀 모델의 의미를 넘어 실제 온실의 에너지 평형을 표현하는 물리적 정당성을 내포하고 있음을 확인하였으며, 이로부터 모델의 현실성을 제고할 수 있었다. 주요 모델 인자들은 각각 온실의 물리적 특성들을 대변하고 있었으며, 이러한 물리적 특성들은 온실의 열 환경 특성을 이해하는데 활용되었다.

본 연구의 모델은 외부 환경 요소로부터 온실 내 기온을 예

측하는 모델을 제시하고 있지만, 향후 연구에서는 환경조절 설비의 작동 상태 또한 입력 자료로 활용될 수 있다. 외부 환경 요소뿐만 아니라 환기 시스템 및 난방설비의 작동으로부터 온실 내 미기상을 예측하는 모델의 구성이 가능하며, 이는 환경조절설비의 제어 모델로도 활용될 수 있을 것이다. 또한 모델의 입력 데이터인 외부 환경 요소를 기상 예측 모델과 결합할 경우 장기간의 온실 미기상 예측에도 활용될 수 있을 것으로 본다. 하지만 본 예측 모델의 활용성을 높이기 위해서는 9월부터 이듬해 6월까지 겨울철을 거치는 장기간의 작기에 대한 검증이 필요할 것이다.

사 사

본 연구는 한국전자통신연구원에서 제공한 실험용 온실에서 수행되었으며 이에 감사를 표합니다.

REFERENCES

1. Bakker, J.C., 2006. Model application for energy efficient greenhouses in the Netherlands: greenhouse design, operational control and decision support systems. *Acta Horticulturae* 718: 191-201.
2. Boulard, T., and A. Baille, 1995. Modelling of air exchange rate in a greenhouse equipped with continuous roof vents. *Journal of Agricultural Engineering Research* 61: 37-48.
3. Boulard, T., P. Feuilleley, and C. Kittas, 1997. Natural ventilation performance of six greenhouse and tunnel types. *Journal of Agricultural Engineering Research* 67: 249-266.
4. Coelho, J.P., M. Oliveira, and J.B. Cunha, 2005. Greenhouse air temperature predictive control using the particle swarm optimisation algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture* 49(3): 330-344.
5. Dariouchy, A., E. Aassif, K. Lekouch, L. Bouirden, and G. Maze, 2009. Prediction of the intern parameters tomato greenhouse in a semi-arid area using a time-series model of artificial neural networks. *Measurement* 42(3): 456-463.
6. Demrati, H., T. Boulard, H. Fatnassi, A. Bekkaoui, H. Majdoubi, H. Elattir, and L. Bouirden, 2007. Microclimate and transpiration of a greenhouse banana crop. *Biosystems Engineering* 98(1): 66-78.
7. Ferreira, P.M., E.A. Faria, and A.E. Ruano, 2002. Neural network models in greenhouse air temperature prediction. *Neurocomputing* 43: 51-75.
8. Hong, S.W., and I.B. Lee, 2014. Predictive model of micro-environment in a naturally ventilated greenhouse for a model-

- based control approach. *Protected Horticulture and Plant Factory* 23(3): 181-191.
9. Haupt, R.L., and S.E. Haupt, 2004. *Practical genetic algorithms*, second edition. Wiley-Interscience, New Jersey, USA: 215-219.
 10. Hwang, Y.Y., J.W. Lee, and H.W. Lee, 2013. Estimation of overall heat transfer coefficient for single layer covering in greenhouse. *Protected Horticulture and Plant Factory* 22(2): 108-115.
 11. Kim, K.S., 2011. An optimum light environment design of double-stack bed system by using genetic algorithms. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 53(6): 93-100.
 12. Kinderlan, M., 1980. Dynamic modelling of greenhouse of environment. *Transactions of the ASAE* 23: 1232-1237.
 13. Kittas, C., N. Katsoulas, and A. Baille, 2001. Transpiration and energy balance of a greenhouse rose crop in Mediterranean summer conditions. *Acta Horticulturae* 559: 395-400.
 14. Moon, J.P., S.H. Lee, J.K. Kwon, Y.K. Kang, Y.S. Ryou, and S.J. Lee, 2011. Greenhouse heating technology development by using riverbank filtration water. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 53(6): 145-152 (in Korean).
 15. Nam, S.W., Y.S. Kim, I.M. Sung, and G.H. Ko, 2012. Cooling efficiency of low pressure compressed air fogging system in naturally ventilated greenhouses. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(5): 49-55 (in Korean).
 16. Ntola, E., N. Katsoulas, C. Kittas, A. Youssef, V. Exdaktylos, and D. Berckmans, 2012. Data based modeling approach for greenhouse air temperature and relative humidity. *Acta Horticulturae* 952: 67-72
 17. Tavakolpour, A.R., I.Z. Mat Darus, O. Tokhi, and M. Mailah, 2010. Genetic algorithm-based identification of transfer function parameters for a rectangular flexible plate system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 23(8): 1388-1397.
 18. Teitel, M., G. Ziskind, O. Liran, V. Dubovsky, and R. Letan, 2008. Effect of wind direction on greenhouse ventilation rate, airflow patterns and temperature distributions. *Biosystems Engineering* 101: 351-369.
 19. Young, P.C., 1984. *Recursive estimation and time series analysis*. Springer-Verlag, Berlin.
 20. Youssef, A., J. Dekock, S.E. Ozcan, D. Berckmans, N. Katsoulas, and C. Kittas, 2011. Data-based approach to model the dynamic behaviour of greenhouse temperature. *Acta Horticulturae* 893: 931-938.