

Article

<https://doi.org/10.7745/KJSSF.2023.56.4.419>  
pISSN : 0367-6315 eISSN : 2288-2162

## Numerical Approach for Air Temperature, Soil Temperature and the Difference between Them with Julian Date under Napa Cabbage

Kicheol Eom\*

Director, SEjong Data Research Institute, Suwon 16432, Korea

\*Corresponding author: [kceom6578@hanmail.net](mailto:kceom6578@hanmail.net)

### ABSTRACT

**Received:** October 18, 2023  
**Revised:** November 30, 2023  
**Accepted:** November 30, 2023

#### Edited by

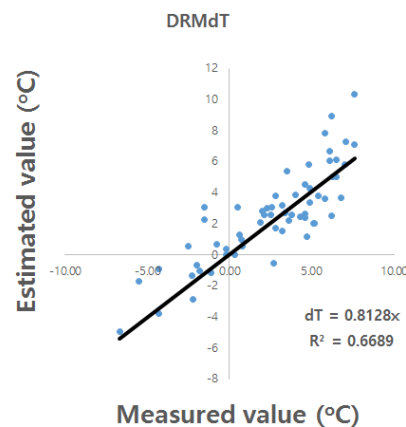
Kangho Jung,  
Rural Development  
Administration, Korea

#### ORCID

Kicheol Eom  
<https://orcid.org/0000-0002-8098-4876>

The main objective of this study was to develop the estimation models for air temperature ( $T_a$ ), soil temperature ( $T_s$ ) at 15 cm depth and the difference ( $dT = T_a - T_s$ ) in Sandy Loam under Napa Cabbage cultivation. The verification process was based on the error analysis criteria. Results indicated a positive correlation between  $T_a$  and  $T_s$ , with higher  $T_a$  corresponding to higher  $T_s$ . The estimation models for  $T_a$  and  $T_s$  according to Julian date were developed as a log functions (log model for  $T_a$ , LMT $_a$ ; log model for  $T_s$ , LMT $_s$ ) judged 「Fit」 and 「Fit well」, respectively. The linear regressions for  $T_s$  and  $dT$  as the LRMTs (linear regression model for  $T_s$ ) and LRMT $_d$  (linear regression model for  $dT$ ) judged 「Fit」 and 「Unfit」, respectively. Furthermore, an analysis revealed that higher  $T_a$ , combined with lower water content, led to an increase in  $dT$ . A double regression model for  $dT$ , considering both  $T_a$  and  $Q_v$  (double regression model for  $dT$ , DRM $_d$ ), was found to be a good fit for the dataset. In summary, this study successfully developed estimation models for  $T_a$ ,  $T_s$ , and  $dT$ , employing both logarithmic and linear regression approaches. The models were rigorously evaluated using error analysis criteria, providing valuable insights into temperature dynamics in Sandy Loam during Napa Cabbage cultivation.

**Keywords:** Double linear regression model, Linear regression model, Log function model, Model verification, Relative sensitivity



Relationship between measured and estimated value by the DRM $_d$  (double regression model for  $dT$ ) for the difference ( $dT = T_a - T_s$ ).



## Introduction

토양 분야뿐 아니라 농업 환경 및 기후변화 분야 연구에서 온도 요인은 대단히 중요한 요인이다 (Watson and Challinor, 2013; Kim et al., 2014). 기온 ( $T_a$ )뿐 아니라 토양온도 ( $T_s$ ) 역시 농업 환경 변화의 중요한 지표 (indicator) 중 하나이며,  $T_s$ 는 식물생육과 토양수분에 큰 영향을 미친다 (Li et al., 2018; Urqueta et al., 2018; Chi et al., 2020). 따라서  $T_s$ 는 토양수분과 식물의 농업적 한발을 예측하는 데도 이용되고 있다 (Muro et al., 2018; Ferreira and Duarte, 2019).  $T_s$ 는 불포화 토양의 작용에 결정적인 영향을 미친다는 많은 연구가 있고 (Delage, 2013; Thota and Vahedifard, 2021; Hashemi et al., 2022; Pham and Sutman, 2023; Pham et al., 2023), 토양 경도에 미치는  $T_s$ 의 영향 연구 (Garcia et al., 2023), 토양 호흡에 미치는  $T_s$ 의 영향 연구 (Lloyd and Taylor, 1994; Ning et al., 2020) 등이 있으며, 특히, 작물 생육에 미치는 영향은  $T_a$ 보다  $T_s$ 가 더 크다는 연구 결과도 있다 (Chakraborty et al., 2021).  $T_s$ 는 기상뿐 아니라 토양 수분 함량 ( $Q_v$ ), 식생 등에 따라 종합적으로 변화하지만,  $T_a$ 가  $T_s$  변화에 영향을 미치는 가장 중요한 인자라는 연구 결과 (Smith et al., 2010)가 있으며, Kang et al. (2000)은  $T_a$ 과  $T_s$ 는 깊은 상관관계가 있다 라고 하였다. 따라서  $T_a$ 가 변하면  $T_s$ 도 이에 영향을 받아 변하게 되므로  $T_a$  변화에 대하여  $T_s$ 는 어떻게 변하는지 구명할 필요가 있다. 그러나 이 들을 측정된 원 데이터 (raw data) 또는 상관 분석 등에 의하여 개략적인 변화성은 파악이 되지만, 이들만 가지고는 온도의 변화성을 계량적으로 산정하기 어려우므로, 모델링 (modeling)이라는 과정을 통하여 실측치에 근거한 추정모형을 설정하고 설정된 모형을 분석하여 그 변동성을 계량적으로 파악할 수 있으므로 온도 변화와 관련한 모델링 연구가 많이 수행되고 있다 (Derradji and Aiche, 2014; Fu et al., 2018; Islam et al., 2021). 그러나 대부분은  $T_a$  및  $T_s$ 에 관한 연구 결과이었으며,  $T_a$ 와  $T_s$ 의 온도 차이 ( $dT = T_a - T_s$ )에 관한 연구 결과는 찾아보기 어려웠다. 온도 변화 관련 연구에서  $T_a$  및  $T_s$  그 자체도 중요한 요인이지만, 상대적인 온도 개념인  $dT$  역시 중요한 요인이라고 사료 된다. 따라서 본 연구에서는  $T_a$  및  $T_s$  뿐만 아니라  $dT$ 에 대한 모델링을 수행하였다. 또한, 어떤 물체의 온도 등을 측정할 경우 그 측정치와 모형에 의한 추정치는 오차를 포함하고 있다. 이 오차가 참값과 어느 정도 변이를 나타내는가를 판단하는 것이 정확도 (accuracy) 분석이나 자연현상의 측정에는 대부분 경우 진정한 참값을 알 수 없으므로, 모형에 의한 추정치가 실측치와 비교하여 어느 정도 오차를 포함하고 있는가에 근거하여 그 모형의 적절성 (fitness)을 판단하게 된다. 일반적으로 모형의 적절성은 다음과 같은 세 가지의 관점 (Liemohn et al., 2021)에서 판단하게 된다. 첫째, 정확도 (accuracy)의 관점이다. 이를 판단하는 지표로서는 평균제곱근 편차 (root mean square error, RMSE: Wang and Li, 2010; Zhang et al., 2021), Nash & Sutcliffe 계수 (NSE: Nash and Sutcliffe, 1970) 등이 주로 사용되고 있다. 본 연구에서는 RMSE를 정확도의 지표로 삼고 산출하였다. 둘째, 상호관련성 (association) 관점이다. 변량 간의 상관관계를 분석하여 결정계수 (coefficient of determination:  $R^2$ )를 지표로 삼아 통계적 유의성이 인정되는가를 판단하게 된다. 하지만 모형의 검증은 위해서  $R^2$  하나에만 근거하여 모형의 적절성을 판단하는 것은 올바른 모형검증이라고 할 수 없다 (Legates and McCabe, 1999; Krause et al., 2005). 셋째, 정밀도 (precision)의 관점이다. 정밀도 분석은 오차 분석 이론에 바탕을 두고 상대정밀도 (relative sensitivity, RS)를 지표로 삼으며 (Mandel, 1964; Shein et al., 2013), 모형에 의한 추정치 표준편차 (standard deviation, STD)의 실측치 STD에 대한 비율인 실측치 기준 표준편차 비율 (ratio of standard deviation, RSTD)을 지표로 삼기도 한다 (Liemohn et al., 2021). 본 연구에서는 RSTD와 RS 두 가지를 정밀도의 지표로 삼고 산출하였다. 본 연구는 가을배추 재배 포장에서  $T_a$ ,  $T_s$  및  $Q_v$ 를 측정하고,  $T_a$  및  $T_s$  변화에 대한 시계열 분석을 수행함과 동시에  $T_a$  및  $Q_v$  변화에 따른  $T_s$ 와  $dT$ 의 변화양상을 분석하고, 이들에 대한 적절한 추정 모형 (model)의 함수 형태를 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하여 모형을 설정하였으며, 각

추정모형의 RMSE,  $R^2$ , RSTD, RS 등을 산출하여 모형의 적절성을 검증하고, 설정된 모형들을 분석하여  $T_a$ ,  $T_s$  및  $dT$ 의 변동성을 구명코자 실시하였다.

## Materials and Methods

**재료 및 방법** 본 연구는 전라북도 완주군 이서면 반교리 707-19 농촌진흥청 국립원예특작과학원 시험 포장 (동경 147.033677도, 위도 35.840791도)에 가을배추 (품종명: 청명 가을)를 2022년 9월 7일 정식하여 11월 16일 수확하였다. 자연 강우에 의존하는 무관개 재배하면서 배추 생육 이량은 흑색 비닐을, 고량은 흑색 부직포를 멀칭하였다. 가을배추 포장의 토성은 사양토 (sandy loam, SL)이었다.  $T_a$ 는 기상장치 (ENCOSYS, W. W. Norton & Company, USA)와 Data logger (DT80 Series4, W W Norton & Company, USA)를 통하여 5분 간격으로 실시간 자동 측정된 데이터 중 매일 10:00의  $T_a$  ( $^{\circ}\text{C}$ )을 이용하였다. 가을배추 재배 포장의  $T_s$  ( $^{\circ}\text{C}$ )를 측정하기 위한 센서 (TEROS21, T21G 20010849, METER, USA) 및  $Q_v$  ( $\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$ , %)를 측정하기 위한 센서 (TEROS12, T12-00109142, METER, USA)를 지하 15 cm에 설치하였고 Data logger (ZL6 series, ZENTRA Cloud, METER, USA)를 통하여 10분 간격으로 자동 수집한 후 무선통신 시스템을 이용하여 Serve에 송신된 데이터를 이용하였다. 본 연구에 사용된 데이터는 2022년 9월 16일부터 2022년 11월 16일까지  $T_s$ 가 일 평균  $T_s$ 에 가장 근접하는 범위에 해당되는 시각인 10:00 (Eom et al., 1990)의  $T_a$ ,  $T_s$  및  $Q_v$ 를 연구 대상으로 삼았다.

$T_a$ 과  $T_s$ 의 시계열 변화에 대하여 온도의 변화양상이 계속 낮아지는 기간이므로 독립 구간이라는 관점에서 그 추정모형을 각각 Eq. 1 및 Eq. 2와 같이 로그 (ln) 함수 형태인 LMTa (log model for  $T_a$ ) 및 LMTs (log model for  $T_s$ )로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하였다.

$$\text{LMTa} : T_a = a \cdot \ln(\text{JD}) + b \quad (\text{Eq. 1})$$

$$\text{LMTs} : T_s = c \cdot \ln(\text{JD}) + d \quad (\text{Eq. 2})$$

여기서, JD : Julian date

a, b, c, d : 계수

$T_a$ 와  $T_s$  및  $dT$ 의 각각 직선 회귀 식 (linear regressions: Eq. 3 및 Eq. 4)을  $T_s$  추정모형 (linear regression model for  $T_s$ , LRMTs) 및  $dT$ 의 추정모형 (linear regression model for  $dT$ , LRMdT)으로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하였다.

$$\text{LRMTs} : T_s = a \cdot T_a + b \quad (\text{Eq. 3})$$

$$\text{LRMdT} : dT = c \cdot T_a + d \quad (\text{Eq. 4})$$

여기서, a, b, c, d : 계수

Ta과 Qv 두 개의 독립변수를 채택한 이중 회귀 식 (Eq. 5)을 dT의 추정모형 (double regression model for dT, DRMdT)으로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하였다.

$$\text{DRMdT} : dT = Y_0 + a \cdot Ta + b \cdot Qv \quad (\text{Eq. 5})$$

여기서,  $Y_0$ ,  $a$ ,  $b$  : 계수

모형검증을 위한 지표로 삼은 RMSE는 Eq. 6, RMSE의 실측치 STD에 대한 비율인 실측치 기준 RMSE 비율 (the ratio of RMSE to STD of measurement, RRMSEM)은 Eq. 7, RMSE의 모형에 의한 추정치 STD에 대한 비율인 추정치 기준 RMSE 비율 (the ratio of RMSE to STD of estimation, RRMSEE)는 Eq. 8, RSTD는 Eq. 9와 같이 산정하였다 (Moriassi et al., 2007; Naseri et al., 2021).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\left[ \sum_{i=1}^n (E_i - M_i)(E_i - M_i) \right] / n} \quad (\text{Eq. 6})$$

여기서,  $E_i$  : 모형에 의한 추정치 (estimated value)

$M_i$  : 실측치 (observed value)

$n$  : sample 수

$$\text{RRMSEM} = (\text{RMSE} / \text{STD of measured value}) \quad (\text{Eq. 7})$$

$$\text{RRMSEE} = (\text{RMSE} / \text{STD of estimated value}) \quad (\text{Eq. 8})$$

$$\text{RSTD} = (\text{STD of estimated value} / \text{STD of measured value}) \quad (\text{Eq. 9})$$

이 경우 정확도 관점에서 RRMSEM와 RRMSEE의 두 가지 값이 모두 0.5 이하이면 그 모형이 「매우 적절함」, 한 가지 값이라도 0.5 - 1.0이면 그 모형이 「적절함」이라고 판정한다. 또한, 정밀도 관점에서 RSTD의 값이 1.0 이하이면 그 모형이 「매우 적절함」 또는 「적절함」이라고 판정한다 (Liemohn et al., 2021). 정밀도 관점의 또 다른 기준인 Ta과 Ts 및 dT의 실측치 (M)에 대한 추정모형에 의한 추정치 (E)의 상관관계에 대한 상대정밀도 (relative sensitivity of estimation to measurement, RS [E/M]) 분석은 Eq. 10부터 Eq. 13까지의 과정을 통하여 분석하였으며, 이 경우 RS [E/M] 값이 클수록 정밀도가 높다 (「매우 적절함」 또는 「적절함」)고 판정한다 (Goodman, 1960; Irsyard al et al., 2019).

$$E = a \cdot M \quad (\text{Eq. 10})$$

$$\text{RS [E/M]} = [(dE/dM) / (S_E / S_M)] \quad (\text{Eq. 11})$$

$$(S_E / S_M) = (a^2 / R^2) \tag{Eq. 12}$$

$$RS [E/M] = a / (a^2 / R^2) = (R^2/a) \tag{Eq. 13}$$

여기서,  $S_E$  : E의 표준오차 (standard error)

$S_M$  : M의 표준오차 (standard error)

$R^2$  : M에 대한 E의 직선 회귀 식에 대한 결정계수

## Results and Discussion

가을배추 재배 기간의 기온과 토양온도 변화양상 및 시계열 변화 추정모형 설정 가을배추 재배 기간에 대한  $T_a$ ,  $T_s$  및  $dT$ 의 경시적 변화양상을 볼 때 (Fig. 1 및 Table 1),  $T_a$  및  $T_s$ 는 하루 또는 이틀 간격으로 오르락내리락 하지만 전체 경향은 온도가 계속 낮아졌으며,  $dT$ 는 하루 또는 이틀 간격으로 오르락내리락 하지만 전체 경향은 온도가 증가 또는 감소 등 일정한 경향을 보이지 않았다.  $T_a$  및  $T_s$ 의 최고 온도와 평균 온도는 각각 35.30 및 27.70°C와 19.89 및 17.32°C로서  $T_s$ 가  $T_a$ 보다 낮았으나, 최저온도는 각각 5.03 및 10.10°C로서  $T_s$ 가  $T_a$ 보다 높았다.

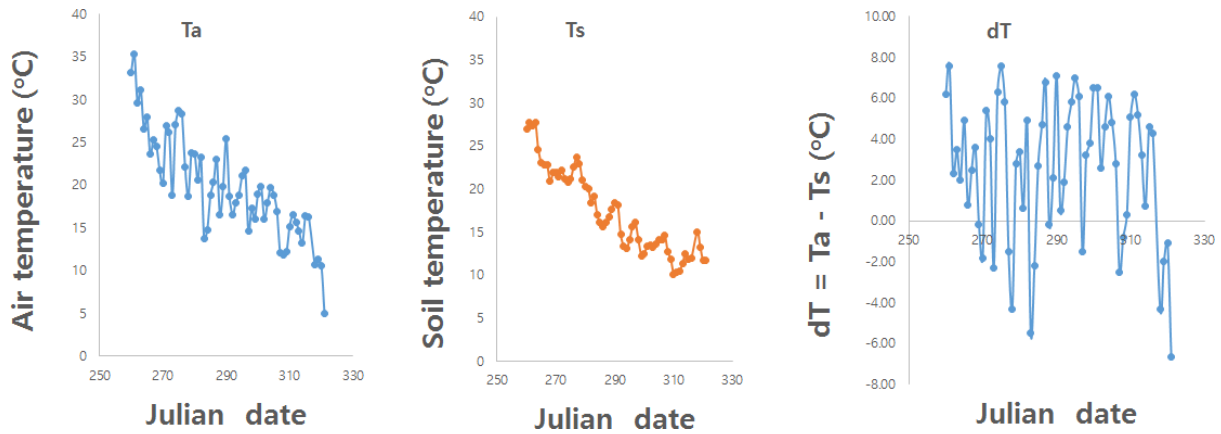


Fig. 1. Changes in air temperature ( $T_a$ : left), soil temperature ( $T_s$ : middle) and the difference ( $dT$ : right) according to Julian date.

Table 1. The statistics of air temperature ( $T_a$ ), soil temperature ( $T_s$ ) and the difference ( $dT = T_a - T_s$ ) at 15 cm soil depth during napa cabbage cultivation in autumn.

Statistics	Air temperature ( $T_a$ ) (°C)	Soil temperature ( $T_s$ ) (°C)	The difference ( $dT = T_a - T_s$ ) (°C)
Maximum temperature	35.30	27.70	7.60
Average temperature	19.89	17.32	2.58
Minimum temperature	5.03	10.10	-6.67
Range	30.27	17.60	14.27
Standard deviation	6.02	4.90	3.51
Standard error	0.771	0.627	0.450

또한, Ta 및 Ts의 시계열 변화에 대하여 온도의 변화양상이 계속 낮아지는 기간이므로 독립 구간이라는 관점에서 그 추정모형을 각각 Eq. 14 및 Eq. 15와 같이 로그 (ln) 함수 형태인 (LMTa 및 LMTs)로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하여 모형을 설정하였다 (Fig. 2). LMTa 및 LMTs 모형의 계수 a 값 (Eq. 14 및 Eq. 15)을 볼 때, Ta 및 Ts 각각 -82.45 및 -74.34이었다. 이는 시간이 경과 함에 따라 온도가 낮아지는 정도는 Ta가 Ts 보다 더 컸다는 것을 의미한다.

$$\text{LMTa} : Ta = -82.45 \cdot \ln(\text{JD}) + 487.23 \tag{Eq. 14}$$

$$\text{LMTs} : Ts = -74.34 \cdot \ln(\text{JD}) + 438.72 \tag{Eq. 15}$$

여기서, JD : Julian date

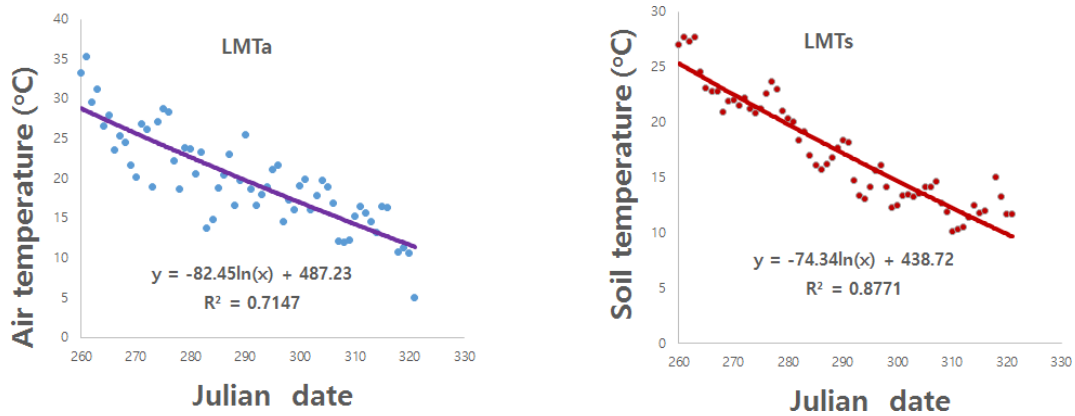


Fig. 2. Estimation models for air (linear model for Ta, LMTa: left) and soil temperature (linear model for Ts, LMTs: right).

LMTa 및 LMTs 모형 검증결과, 정확성 관점에서 볼 때, LMTa 및 LMTs의 RMSE는 각각 3.242 및 1.732이었으며, RRMSEM과 RRMSEE는 각각 0.539와 0.637 및 0.288과 0.378이었다 (Table 2). 이를 기준으로 하여 LMTa는 「적절함」으로, LMTs는 「매우 적절함」으로 판정되었다. 상호관련성 관점에서 볼 때, R²값은 LMTa 및 LMTs 각각 0.715 및 0.877로서 모두 통계적으로 고도의 유의성이 인정되어 모두 「매우 적절함」으로 판정되었다 (Table 2). 정밀도 관점에서 볼 때, LMTa 및 LMTs의 RSTD는 각각 0.845 및 0.762로서 모두 0.5 - 1.0이었으며, RS [E/M]는 각각 0.626

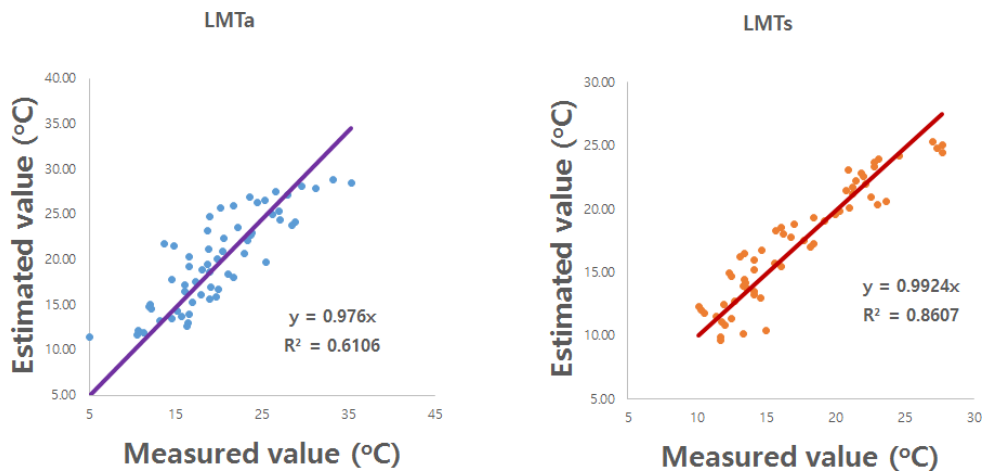
Table 2. The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the accuracy and association of the LMTa (linear model for Ta) and LMTs (linear model for Ts) for air (Ta) and soil temperature (Ts), respectively.

Parameter	LMTa			LMTs			
	Value	Index	Value	Parameter	Value	Index	Value
$\Sigma(M-E)^2$	971.5	RMSE	3.242	$\Sigma(M-E)^2$	206.8	RMSE	1.732
N	61	RRMSEM	0.539	N	61	RRMSEM	0.288
STD (M)	6.018	RRMSEE	0.637	STD (M)	4.898	RRMSEE	0.378
STD (E)	4.475	R²	0.715	STD (E)	4.533	R²	0.877

및 0.867로서 (Table 3 및 Fig. 3) LMTa는 「적절함」으로, LMTs는 「매우 적절함」으로 판정되었다. 이와 같은 결과에 따라 종합적으로 볼 때, LMTa는 「적절함」으로, LMTs는 「매우 적절함」으로 판단되었다.

**Table 3.** The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the precision of the LMTa (linear model for Ta) and LMTs (linear model for Ts) for air (Ta) and soil temperature (Ts), respectively.

LMTa				LMTs			
Parameter	Value	Index	Value	Parameter	Value	Index	Value
STD (M)	6.018			STD (M)	4.898		
STD (E)	4.475	RSTD [E/M]	0.845	STD (E)	4.533	RSTD [E/M]	0.762
R <sup>2</sup>	0.611			R <sup>2</sup>	0.861		
a	0.976	RS [E/M]	0.626	a	0.992	RS [E/M]	0.867



**Fig. 3.** Relationship between measured and estimated value by the LMTa (linear model for Ta) and LMTs (linear model for Ts) for air temperature (left) and soil temperature (right), respectively.

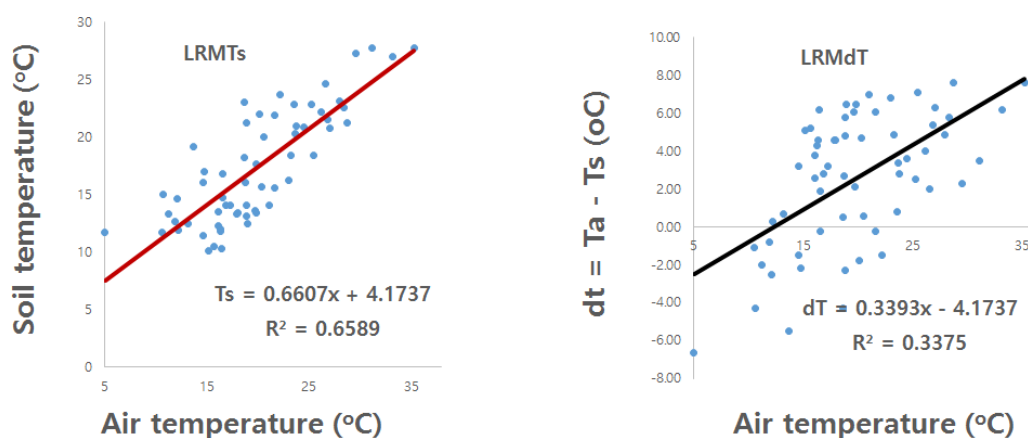
**기온에 대한 토양온도 및 온도 차이 추정모형 설정** Ta 변화에 따른 Ts 및 dT의 변화 추정모형을 각각 Ta에 대한 직선 회귀 식인 일차함수인 LRMTs 및 LRMDt로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하여 모형을 설정하였으며 (Fig. 4), LRMTs 및 LRMDt의 경우 각각 Eq. 16 및 Eq. 17과 같다. Ta가 높을수록 Ts도 높았다. 이와 같은 결과는 Ta가 Ts 변화에 영향을 미치는 가장 중요한 인자라는 연구 (Park et al., 2014; Grosse et al., 2016) 결과 및 Ta과 Ts는 깊은 상관관계가 있다는 연구 (Kang et al., 2000) 결과와 유사한 결과를 나타내었다. 또한, 이와 같은 결과는 Ta가 높을수록 태양열이라는 수열 인자 (input parameter of heat)의 영향으로 Ta와 Ts는 정비례 관계를 나타내었다고 사료 된다. 또한, Ta가 높을수록 dT도 높았다. 이와 같은 결과는 본 연구의 시험 시기가 온도가 계속 낮아지는 시기이었고, Ta와 Ts 변화양상은 정비례 관계이었으며, 온도가 낮아지는 정도는 Ta가 Ts 보다 더 컸던 (Eq. 14 및 Eq. 15) 것에 기인 되었다고 사료 된다.

$$LRMTs : Ts = 0.6607 \cdot Ta + 4.1737 \tag{Eq. 16}$$



$$\text{LRMdT} : dT = 0.3393 \cdot Ta + 4.1737$$

(Eq. 17)



**Fig. 4.** Estimation models for soil temperature (linear regression model for  $T_s$ , LRMTs: left) and the difference (linear regression model for  $dT$ , LRMdT: right).

LRMTs 및 LRMdT 모형 검증결과, 정확성 관점에서 볼 때, LRMTs 및 LRMdT의 RMSE는 공히 2.885이었으며, RRMSEM과 RRMSEE는 각각 0.589와 0.726 및 0.821과 1.413이었다 (Table 4). 이를 기준으로 하여 LRMTs는 0.5 - 1.0 이하로서 「적절함」으로 판정되나, LRMdT는 1.0 이상으로서 「적절하지 않음」으로 판정되었다. 상호관련성 관점에서 볼 때, LRMTs의  $R^2$ 값은 0.659로서 통계적으로 유의성이 인정되어 「적절함」으로 판정되었으며, LRMdT의  $R^2$ 값은 0.338로서 비록 통계적으로 유의성은 인정되었으나 그 값이 너무 낮기에 「적절하지 않음」으로 판정되었다. 정밀도 관점에서 볼 때, LRMTs 및 LRMdT의 RSTD는 각각 0.812 및 0.581이었으며, RS [E/M]은 각각 0.508 및 0.213 (Table 5 및 Fig. 5)으로서 LRMTs는 「적절함」으로 판정되었으나, LRMdT는 「적절하지 않음」으로 판정되었다. 이와 같은 결과에 따라 종합적으로 볼 때, LRMTs는 「적절함」으로 판정되나, LRMdT는 「적절하지 않음」으로 판정되었다.

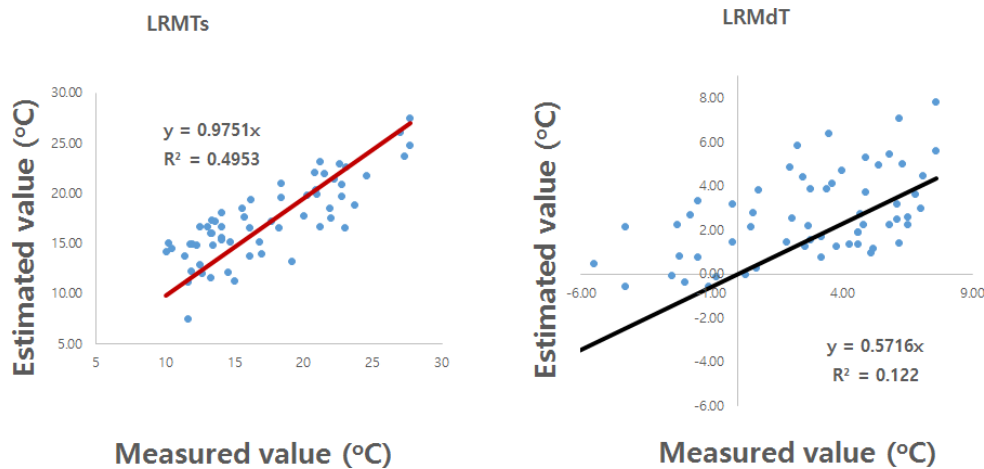
**Table 4.** The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the accuracy and association of the LRMTs (linear regression model for  $T_s$ ) and the LRMdT (linear regression model for  $dT$ ) for soil temperature ( $T_s$ ) and the difference ( $dT = Ta - Ts$ ), respectively.

Parameter	LRMTs			Parameter	LRMdT		
	Value	Index	Value		Value	Index	Value
$\Sigma(M-E)^2$	491.0	RMSE	2.885	$\Sigma(M-E)^2$	491.0	RMSE	2.885
N	61	RRMSEM	0.589	N	61	RRMSEM	0.821
STD (M)	4.898	RRMSEE	0.726	STD (M)	3.515	RRMSEE	1.413
STD (E)	3.976	$R^2$	0.659	STD (E)	2.042	$R^2$	0.338



**Table 5.** The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the precision of the LRMTs (linear regression model for Ts) and the LRMdT (linear regression model for dT) for soil temperature (Ts) and the difference (dT = Ta - Ts), respectively.

LRMTs				LRMdT			
Parameter	Value	Index	Value	Parameter	Value	Index	Value
STD (M)	4.898			STD (M)	3.515		
STD (E)	3.976	RSTD [E/M]	0.812	STD (E)	2.042	RSTD [E/M]	0.581
R <sup>2</sup>	0.495			R <sup>2</sup>	0.122		
a	0.975	RS [E/M]	0.508	a	0.572	RS [E/M]	0.213



**Fig. 5.** Relationship between measured and estimated value by the LRMTs (linear regression model for Ts) for soil temperature (Ts: left) and LRMdT (linear regression model for dT) for the difference (dT = Ta - Ts: right), respectively.

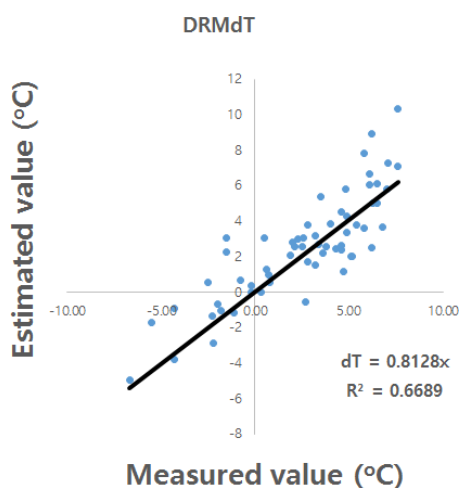
**기온과 토양수분 함량에 의한 온도 차이 추정모형 설정** Ta과 Qv 두 개의 독립변수를 채택한 이중 회귀 식을 dT의 추정모형 (DRMdT)으로 선정하고 최소제곱법에 따라 오차가 최소인 계수를 산정하여 모형을 설정한 결과 Eq. 18과 같다. 즉, Ta가 높을수록 또 Qv가 낮을수록 dT는 높은 상관관계를 보였다. 이와 같은 결과는, 이중 회귀 식에서 종속 변수와 독립변수의 상호 직접적인 인과관계라고 해석할 수는 없으나, 태양열이라는 수열 인자의 영향으로 Ta과 Ts는 정비례 관계에 있으며, Qv가 낮을수록 Qv가 높은 경우보다, 열전도도가 낮고 또한, 본 연구의 시험 시기가 온도가 계속 낮아지는 시기이었기에 상대적으로 비열이 낮아 열 방사율이 더 크기 때문에 (Lal and Shukla, 2004) Ts의 낮아지는 정도가 더 빠른 것에 기인 되었다고 사료 된다.

$$\text{DRMdT} : dT = 9.4036 + 0.7127 \cdot Ta - 0.8875 \cdot Qv \tag{Eq. 18}$$

DRMdT의 검증결과, 정확성 관점에서 볼 때, RMSE는 1.907이었으며, RRMSEM 및 RRMSEE는 각각 0.543 및 0.644로서 0.5 - 1.0이었다 (Table 6). 이를 기준으로 하여 「적절함」으로 판정되었다. 상호관련성 관점에서 볼 때, R<sup>2</sup> 값은 0.711로서 통계적으로 고도의 유의성이 인정되어 「매우 적절함」으로 판정되었다. 정밀도 관점에서 볼 때, RSTD는 0.847이었으며 RS [E/M]는 0.823 (Fig. 6 및 Table 7)으로서 「매우 적절함」으로 판정되었다. 이와 같은 결과에 따라 종합적으로 볼 때, DRMdT는 「매우 적절함」으로 판단되었다.

**Table 6.** The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the accuracy and association of the DRMdT (double regression model for dT) for the difference ( $dT = T_a - T_s$ ).

Parameter	Value	Index	Value
$\Sigma(M-E)^2$	214.5	RMSE	1.907
N	61	RRMSEM	0.543
STD (M)	3.515	RRMSEE	0.644
STD (E)	2.963	$R^2$	0.711



**Fig. 6.** Relationship between measured and estimated value by the DRMdT (double regression model for dT) for the difference ( $dT = T_a - T_s$ ).

**Table 7.** The parameters and indices of measured (M) and estimated value (E) to verify the precision of the DRMdT (double regression model for dT) for the difference ( $dT = T_a - T_s$ ).

Parameter	Value	Index	Value
STD (M)	3.515		
STD (E)	2.963	RSTD [E/M]	0.847
$R^2$	0.669		
a	0.813	RS [E/M]	0.823

## Conclusions

본 연구는 전북 완주에 소재한 농촌진흥청 국립원예특작과학원의 사양토 시험 포장에 가을배추를 재배하면서, 2022년 9월 16일부터 2022년 11월 16일까지 매일 10:00에 측정된 기온 ( $T_a$ ), 토양온도 ( $T_s$ ), 온도 차이 ( $dT = T_a - T_s$ ) 및 토양수분 함량 ( $Q_v$ )을 분석하여 구명한 결과는 다음과 같다.

$T_a$ 의 시계열에 대한 추정모형인  $LMT_a$ 는 「적절함」으로 판단되었으며,  $T_s$ 의 시계열에 대한 추정모형인  $LMT_s$ 는 「매우 적절함」으로 판단되었다.  $T_a$ 에 대한  $T_s$ 의 추정모형인  $LRMT_s$ 는 「적절함」으로 판단되었으며,  $T_a$ 과  $Q_v$  두 개의 독립변수를 채택한 이중 회귀 식의  $dT$  추정모형인 DRMdT는 「매우 적절함」으로 판단되었다.

## Acknowledgement

본 연구는 농촌진흥청 연구사업 (공동과제명: 배추 고추의 토양수분 이동 특성 및 최적 간단 관개 방법 구명, 공동과제 번호: PJ017049)의 지원에 의해 수행되었습니다.

## References

- Chakraborty, P.K., S. Banerjee, R. Nath, and S. Samanta. 2021. Assessing congenial soil temperature and its impact on root growth, grain yield of summer rice under varying water stress condition in Lower Gangetic Plain of India. *J. Saudi Soc. Agric. Sci.* 21(2):98-107.
- Chi, Y., J. Sun, Y. Sun, S. Liu, and Z. Fu. 2020. Multi-temporal characterization of land surface temperature and its relationships with normalized difference vegetation index and soil moisture content in the Yellow River Delta, China. *Global Ecol. Conserv.* 23:e01092.
- Delage, P. 2013. On the thermal impact on the excavation damaged zone around deep radioactive waste disposal. *J. Rock Mech. Geotech. Eng.* 5(3):179-190.
- Derradji, M. and M. Aiche. 2014. Modeling the soil surface temperature for natural cooling of buildings in hot climates. *Proc. Comput. Sci.* 32(2014):615-621.
- Eom, K.C., E.R. Son, and K.S. Ryu. 1990. Changes in evapotranspiration and soil water status to vinyl mulching. *Korean J. Soil Sci. Fert.* 23(2):100-106.
- Ferreira, L.S. and D.H.S. Duarte. 2019. Exploring the relationship between urban form, land surface temperature and vegetation indices in a subtropical megacity. *Urban Clim.* 27:105-123.
- Fu, X.I., Z.B. Yu, Y.J. Ding, Y. Tang, H.S. Lu, X.I. Jiang, and Q. Ju. 2018. Analysis of influence of observation operator on sequential data assimilation through soil temperature simulation with common land model. *Water Sci. Eng.* 11(3):196-204.
- Garcia, L.M., N.M. Pinyol, A. Lloret, and E.A. Soncco. 2023. Influence of temperature on residual strength of clayey soils. *Eng. Geol.* 323:107220.
- Goodman, L.A. 1960. On the exact variance of products. *J. Am. Stat. Assoc.* 55:708-713.
- Grosse, G., S. Goetz, A.D. McGuire, V.E. Romanovsky, and E.A.G. Schuur. 2016. Changing permafrost in a warming world and feedbacks to the Earth system. *Environ. Res. Lett.* 11(4):040201.
- Hashemi, A., M. Sutman, and H. Abuel-Naga. 2022. Thermomechanical response of kaolin clay-concrete interface in the context of energy geostructures. *Can. Geotech. J.* 60(3):380-396.
- Irsyard al, M.I., A. Halog, and R. Nepal. 2019. Renewable energy for climate change mitigation: An analysis of uncertainty and errors. *Renewable Energy* 130:536-546.
- Islam, M.A., R. Lubbad, S.A.G. Amiri, V. Isaev, Y. Shevchuk, A.V. Uvarova, M.S. Afzal, and A. Kumar. 2021. Modeling the seasonal variations of soil temperatures in the Arctic coasts. *Polar Sci.* 30:100732.
- Kang, S., S. Kim, S. Oh, and D. Lee. 2000. Predicting spatial and temporal patterns of soil temperature based on topography surface cover and air temperature. *For. Ecol. Manage.* 136(1-3):173-184.
- Kim, M., W.K. Lee, K. Nam, H. Yu, S.E. Choi, and C.G. Kim. 2014. Estimating stand volume *Pinus densiflora* forest based on climate change scenario in Korea. *J. Korean For. Soc.* 103(1):105-112.
- Krause, P., D.P. Boyle, and F. Base. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Adv. Geosci.* 5:89-97.
- Lal, R. and M.K. Shukla. 2004. Principles of soil physics: Soil temperature and heat flow in soil. p. 515-555. Marcel Dekker, Inc., New York · Basel, USA.

- Legates, D.R. and G.L.Jr. McCabe. 1999. Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resour. Res.* 35(1):233-241.
- Li, X., Y. Zhou, G.R. Asrar, and Z. Zhu. 2018. Creating a seamless 1 km resolution daily land surface temperature data set for urban and surrounding area in the conterminous United States. *Remote Sens. Environ.* 206:84-97.
- Liemohn, M.W., A.D. Shane, A.R. Azari, A.K. Petersen, B.M. Swiger, and A. Mukhopadhyay. 2021. RMSE is not enough: Guidelines to robust data-model comparisons for magnetospheric physics. *J. Atmos. Sol.-Terr. Phys.* 218: 105624.
- Lloyd, J. and J.A. Taylor. 1994. On the temperature dependence of soil respiration. *Funct. Ecol.* 8(3):315-323.
- Mandel, J. 1964. The statistical analysis of experimental data. p. 58-77, 363-389. John Wiley & Sons, New York, USA.
- Moriasi, D.N., J.G. Arnold, M.W. Van Liew, R.L. Bingner, R.D. Harmel, and T.L. Veith. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Trans. ASABE* 50(3):885-900.
- Muro, J., A. Strauch, S. Heinemann, S. Steinbach, F. Thonfeld, B. Waske, and B. Diekkruger. 2018. Land surface temperature trends as indicator of land use changes in wetlands. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 70:62-71.
- Naseri, F., M. Azari, and M.T. Dastorani. 2021. Spatial optimization of soil and water conservation practices using coupled SWAT model and evolutionary algorithm. *Int. Soil Water Conserv. Res.* 9(4):566-577.
- Nash, J.E. and J.V. Sutcliffe. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10(3):282-290.
- Ning, S., J. Song, J. Ru, Z. Zhou, J. Zhang, X. Liu, Y. Hui, Y. Ma, and S. Wan. 2020. Nonadditive and legacy effects of spring and autumn warming on soil respiration in an old-field grassland. *Ecosystems* 24(2):421-433.
- Park, H., A.B. Sherstiukov, A.N. Fedorov, I.V. Polyakov, and J.E. Walsh. 2014. An observation based assessment of the influences of air temperature and snow depth on soil temperature in Russia. *Environ. Res. Lett.* 9(6):064026.
- Pham, T.A. and M. Sutman. 2023. A simplified method for bearing capacity analysis of energy piles integrating temperature-dependent model of soil-water characteristic curve. *J. Geotech. Geoenviron. Eng.* 149(9):1-23.
- Pham, T.A., A. Hashemi, M. Sutman, and G.M. Medero. 2023. Effect of temperature on the soil water retention characteristics in unsaturated soils: Analytical and experimental approaches. *Soils Found.* 63:101301.
- Shein, E.V., A.V. Dembovetsky, and S.S. Panina. 2013. Modeling soil water movement under low head ponding and gravity infiltration using data determined with different methods. *Proc. Environ. Sci.* 19(2013):553-557.
- Smith, S.L., V.E. Romanovsky, A.G. Lewkowicz, C.R. Burn, M. Allard, G.D. Clow, K. Yoshikawa, and J. Throop. 2010. Thermal state of permafrost in North America: A contribution to the international polar year. *Permafrost Periglacial Processes* 21(2):117-135.
- Thota, S.K. and F. Vahedifard. 2021. Stability analysis of unsaturated slopes under elevated temperatures. *Eng. Geol.* 293:106317.
- Urqueta, H., J. Jodal, C. Herrera, H.G. Wilke, A. Medina, J. Urrutia, E. Custodio, and J. Rodriguez. 2018. Land surface temperature as an indicator of the unsaturated zone thickness: A remote sensing approach in the Atacama Desert. *Sci. Total Environ.* 612:1234-1248.
- Wang, X.C. and J. Li. 2010. Evaluation of crop yield and soil water estimates using the epic model for the loess plateau of China. *Math. Comput. Modell.* 51(2010):1390-1397.
- Watson, J. and A. Challinor. 2013. The relative importance of rainfall, temperature and yield data for a regional-scale crop model. *Agric. For. Meteorol.* 170:47-57.
- Zhang, T., J.C. Huang, Q. Lei, X. Liang, S. Lindsey, J. Luo, A.X. Zhu, W. Bao, and H. Liu. 2021. *Catena* 208:105696.