Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers
DOI : https://doi.org/10.5389/KSAE.2022.64.1.079

Vol. 64, No. 1, pp.79~89, January 2022
ISSN 1738-3692 | eISSN 2093-7709

다양한 지표모형을 활용한 토양수분 예측 성능 평가 연구

A Study on Soil Moisture Estimates Performance Using Various Land Surface Models

장예근[a] · 신승훈[b] · 이태화[c] · 장원석[d] · 신용철[e] · 장근창[f] · 천정화[g] · 김종건[h,†]

Jang, Ye-Geun · Sin, Seoung-Hun · Lee, Tae-Hwa · Jang, Won-Seok · Shin, Yong-Chul · Jang, Keun-Chang · Chun, Jung-Hwa · Kim, Jong-Gun

ABSTRACT

Soil moisture is significantly related to crop growth and plays an important role in irrigation management. To predict soil moisture, various process-based model has been developed and used in the world. Various models (Land surface model) may have different performance depending on the model parameters and structures that causes the different model output for the same modeling condition. In this study, the three land surface models (Noah Land Surface Model, Soil Water Atmosphere Plant, Community Land Model) were used to compare the model performance (soil moisture prediction) and develop the multi-model simulation. At first, the genetic algorithm was used to estimate the optimal soil parameters for each model, and the parameters were used to predict soil moisture in the study area. Then, we used the multi-model approach based on Bayesian model averaging (BMA). The results derived from this approach showed a better match to the measurements than the results from the original single land surface model. In addition, identifying the strengths and weaknesses of the single model and utilizing multi-model methods can help to increase the accuracy of soil moisture prediction.

Keywords: Soil-moisture; land-surface-model; parameterization; multi-model; BMA

Ⅰ. 서 론

불투수층에서의 지표 하 유출 흐름은 물 수지 분석에 있어 중요한 수문 과정이며, 지표에서의 물과 에너지 흐름에 유효한 영향을 미친다. 지표 하 유출 즉 토양 수분은 강우 발생 시 지표 유출과 침투량을 결정할 뿐만 아니라 증발산량과 지하수로의 유입되는 물의 양을 결정하는 데 중요한 역할을 한다 (Brocca et al., 2010; Leung et al., 2011). 또한 토양 수분은 유역 내 유출과 밀접한 연관이 있으며 그로 인한 비점오염원의 발생에도 유효한 영향을 미친다. 효율적인 물 관리를 위해서는 토양 내 수분의 거동에 대한 선행적인 이해가 요구된다. 또한 토양 수분의 정도는 유역 내 홍수 및 가뭄과 밀접한 연관이 있어 유역 내 물 관리에 중요한 수문 컴포넌트이다. 토양 수분은 point-scale (현장 조사)에서 remote sensing-scale (위성 영상자료)까지 다양한 스케일에서 다양한 방법으로 측정되고 있다. 또한, 다양한 지표수문해석 모형들이 개발되어 이를 이용한 토양 수분 예측이 가능하며 기존 연구들에서 각 모형들의 수행 능력 및 적용성 평가가 이루어져 왔다. 그러나 기존의 지표수문해석 모형들은 각기 다른 모형 구조와 매개변수로 구성되어 특정 지역에 대한 모의 결과 산출에 있어 불확실성이 있다. 즉, 기존 하나의 모형을 통한 수문 분석 및 유역 관리에는 한계가 있다 (Kim et al., 2015). 이러한 단점을 보완하기 위해서는 다양한 지표수문해석 모형들의 장점 및 단점 분석

[a] Undergraduate Student, Department of Regional Infrastructure Engineering, Kangwon National University
[b] Undergraduate Student, Department of Regional Infrastructure Engineering, Kangwon National University
[c] Ph.D. Student, Major in Agricultural Civil Engineering, School of Agricultural Civil & Bio-Industrial Engineering, Kyoungpook National University
[d] Research Fellow, Division of Public Infrastructure Assessment, Environmental Assessment Group, Korea Environment Institute
[e] Associate Professor, Major in Agricultural Civil Engineering, School of Agricultural Civil & Bio-Industrial Engineering, Kyoungpook National University
[f] Research Scientist, Division of Forest ICT Research Center, National Institute of Forest Science
[g] Senior Researcher, Division of Forest ICT Research Center, National Institute of Forest Science
[h] Assistant Professor, Department of Regional Infrastructure Engineering, Kangwon National University
† **Corresponding author**
Tel.: +82-33-250-6467
E-mail: kimjg23@gmail.com
Received: October 12, 2021
Revised: December 15, 2021
Accepted: December 16, 2021

을 통해 각 모형의 강점만을 도출하여 활용할 수 있는 다중모형 분석 방법이 필요하다. 다중모형을 이용한 수문 분석은 토양 수분뿐만 아니라 지표 유출 및 증발산량 예측에서도 모의 정확성을 향상시킬 수 있을 것이다. 또한 향후 기후변화에 따른 가뭄 평가 시 다양한 지표 모형들의 적용을 통한 정확한 수문 분석이 요구된다.

토양 수분, 지표 유출, 증발산량, 지하수 함량 등의 수문 분석을 위해 다양한 수문 모형들이 개발되고 국내외에서 널리 활용되고 있다. 토양 수분 모의를 위한 대표적인 지표수문해석 모형으로는 Noah Land Surface Model (Noah LSM, Ek et al., 2003), Soil-Water-Atmosphere-Plant (SWAP, Van Dam et al., 1997), Community Land Model (CLM, Oleson et al., 2010), Variable Infiltration Capacity (VIC, Liang et al., 1994), and Mosaic Land Surface Model (Mosaic LSM, Koster and Suarez, 1996) 등이 있다. 다양한 지표 모형들은 GLDAS (Global Land Data Assimilation Systems) / NLDAS (North American Land Data Assimilation System)과 같은 자료 동화 시스템에서 물 / 에너지 수지 평가 및 가뭄 평가에 활용되고 있다. 이러한 지표수문해석 모형들은 서로 다른 모형의 구조와 매개변수들로 구성되어 있어 동일한 수문 컴포넌트 모의에 있어서 서로 다른 예측 결과를 산출하는 불확실성을 가지고 있다. 그로인해 각 모형들은 특정 수문 과정 혹은 지표의 수분 정도에 따라 토양 수분 예측의 장점과 단점을 보이고 있다.

이러한 모형을 활용한 모형 매개변수화의 불확실성을 보완하기 위해 확률론적 기법과 방법이 개발되어 활용되고 있다. 확률론적 기법에는 Genetic Algoriths (GAs), Shuffled Complex Evolution-University of Arizona (SCE-UA) 및 Particle Swarm Optimization (PSO) 등이 있으며, 효과적인 모형 매개변수 추정에 활용되고 있다. 다양한 모형들의 구조적 불확실성의 보완을 위해 Bayesian Model Averaging (BMA), Hydrologic Uncertainty Process, Ensemble Model Output Statistics (E-MOS) 기법들이 개발되고 적용되어오고 있다. Zhang et al. (2008)은 여러 글로벌 최적화 알고리즘 (GA, SCE-UA, PSO)을 Soil Water Assessment Tool (SWAT) 모형과 통합하고 모형 입력 매개변수를 보정할 때 성능을 비교한 연구를 수행한 바 있으며, 이를 통해 수많은 계산 과정이 필요하지만 GA가 다른 것보다 더 최적화된 모형 매개변수를 산정하는 것을 발견했다. 또한 inverse model에 기반한 SWAP와 결합된 GA를 사용하는 근거리 표면 및 층별 데이터 동화 (Ines and Mohanty, 2008: Shin et al., 2012) 접근 방식이 효과적인 토양 수리학적 특성을 정량화하기 위해 개발되었다. BMA 는 모형 구조적 불확실성을 효율적으로 설명하고 수문 모형의 확률 밀도 함수 (PDF)의 가중 평균을 통해 다른 모형의 예측 능력을 향상시키기 위해 제안되었다 (Hoetting et al., 1999). Duan et al. (2007)은 시간 기반 가중 방식 대신 수문곡선의 서로 다른 부분을 고려하기 위해 다중 세트의 가중치를 채택하는 대안적인 방법을 사용하여 하천 흐름 예측을 위한 BMA 방식을 개선하였다. Kim et al. (2015)은 최적화 알고리즘을 활용하여 지표모형의 매개변수 불확실성을 검토하고, BMA 기법을 통한 다중모형 토양수분 예측 연구를 수행한 바 있다. 또한 BMA 적용시 연구 대상지 특성상 토양의 습윤 정도에 따른 그룹핑을 통해 예측성을 향상시켰다. 국외에서는 지표모형에 대한 다양한 적용성 연구가 진행되어 왔으나, 국내 지형의 적용성 평가 연구는 미흡한 실정이며, 다중모형 개발을 위한 국내 적용성 검토가 필요한 실정이다.

따라서 본 연구의 목적은 다양한 지표모형의 매개변수 및 구조적 특성을 분석하고 국내 토양수분 측정 지점을 대상으로 기존 지표모형의 국내 적용 가능성을 분석하는데 있다. 또한 국내 시기적 변동 특성을 고려하기 위해 BMA 기법 적용시 시기적 변동 기간을 그룹핑하여 다중모형의 토양수분 예측 가능성을 평가하는데 있다.

II. 연구방법

1. 연구대상유역 선정

본 연구에서는 다양한 지표모형의 국내 산림지역 토양수분 추정을 위한 적용성 검토를 위해 장기 토양수분 측정이 이루어지고 있는 강원도 평창군 선자령 인근지점과 경상남도 거창군 기백산/수망령 인근 지점을 연구대상지로 선정하였다 (Fig. 1). 두 대상지 모두 산림 유역에 위치하고 있으며 TDR 센서를 설치하여 10 cm 토양 깊이에서 토양수분을 측정하고 있다. 실측된 토양수분 자료는 지표모형의 매개변수 분석 및 모형 검증에 활용되었다. 모형에 요구되는 기상자료 (강수량, 온도, 습도, 풍속 등)로는 강원도 평창군 평창 관측소, 경상남도 거창군 북상 관측소 자료를 활용하였다. 평창군과 거창군의 연구 대상지점의 토양속성은 두 곳 모두 사양토로 이루어져 있으며, 해발고도 1,060 m와 673 m에 위치하고 있다. 평창군 연구 대상지는 연구 대상기간인 2020년 평균기온 7.79℃, 최고기온 24.7℃, 최저기온 −14.5℃로 나타났으며, 평균 풍속은 3.05 m/s, 평균 상대습도는 76.9%, 연간 강수량은 1,755.8 mm, 일평균 강수량은 10.6 mm로 나타났다. 거창군 연구 대상지는 연구 대상기간인 2020년 평균기온 12.5℃, 최고기온 28.0℃, 최저기온 −6.1℃로 나타났으며, 평균 풍속은 1.38 m/s, 평균 상대습도는 70.98%, 연간 강수량은 1,726.7 mm, 일평균 강수량은 11.67 mm로 나타났다.

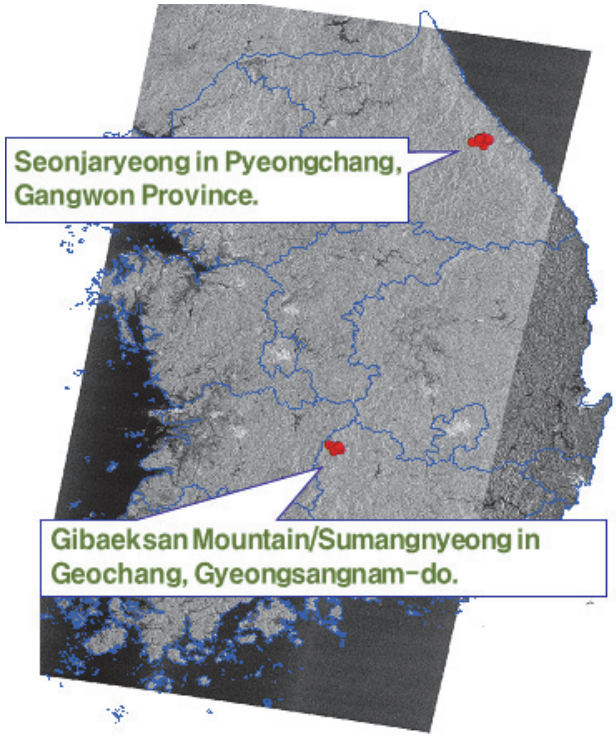


Fig. 1 Location of study area

2. 토양수분 모의 지표모형

가. Noah LSM (Noah Land Surface Model)

Noah Land Surface Model (Noah LSM)은 다양한 공간 규모에서 물과 에너지 플럭스를 모의하기 위해 결합 (다른 모형과 통합) 및 비결합 (독립) 모드로 널리 사용되어 왔다. 본 연구에서는 비결합 모드를 현장 규모에서 토양 수분 역학을 추정하기 위한 1차원 (1D) 물리적 기반으로 적용하였다. Noah LSM은 표토층으로부터의 직접 증발, 캐노피 증발 및 잠재적인 Penman-Monteith 증산을 합산하여 총 증발산을 계산한다. 본 모형은 일반적으로 두께가 10, 30, 60, 100 cm인 4개의 토양층 (총 토양 깊이 200 cm)을 가지고 있으며, 토양 수분 추정을 위해 Richards 방정식 (Eq. 1)을 기반으로 확산 형태를 적용하고 있다. 수리 전도도와 토양 매트릭스 포텐셜은 Clapp and Hornberger (1978)의 방정식 (Eqs. 2 및 3)을 기반으로 산정된다.

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}(D(\theta)\frac{\partial \theta}{\partial z}) + \frac{\partial K(\theta)}{\partial z} + Q \quad (1)$$

$$\psi = \psi_{sat}\left(\frac{\theta}{\theta_{sat}}\right)^{-b} \quad (2)$$

$$K(\theta) = K_{sat}\left(\frac{\theta}{\theta_{sat}}\right)^{2b+3} \quad (3)$$

여기서, θ는 용적 토양 수분 함량 (cm^3/cm^3), z는 양의 위쪽으로 취한 토양 깊이 (cm), D(θ)는 토양 수분 확산율 (cm^2/d), K(θ)는 불포화 수리 전도도 (cm/d), Q는 토양 수분 흡수항, Ψ 및 ψ_{sat}은 토양 매트릭스 포텐셜 및 포화 토양 매트릭스 포텐셜 (cm), b는 공극 크기 분포와 관련된 곡선 피팅 매개변수 (-), θ_{sat} 및 K_{sat}는 각각 포화 토양 수분 함량 (cm^3/cm^3) 및 포화 수리 전도도 (cm/d)이다.

Noah LSM은 복잡한 캐노피 저항, 노출된 토양 증발, 표면 유출 및 고차 시간 통합 계획을 통합하여 더 나은 성능을 달성하도록 향상되었다. 본 모형은 습하고 온대 기후 지역에서 주로 적용되었으며 우수한 성능을 보여주었다 (Ek et al., 2003). 그러나 건조한 기후 지역에 적용하기에는 여전히 한계가 있는 것으로 나타났다. 또한 표토층의 두께 (기본값 10 cm)는 다른 모형 (SWAP 및 CLM)보다 두꺼워 토양 수분을 과대평가할 수 있다 (Sahoo et al., 2008).

나. SWAP

토양-물-대기-식물 (SWAP, (Van Dam et al., 1997))은 토양, 물, 대기 및 식물 시스템 사이의 토양 물 흐름을 모의하는 데 사용되었다 (Ying et al., 2011). 본 모형에는 토양수 흐름, 잠재적 및 실제 증발산, 작물 성장 및 관개에 대한 물리적 프로세스가 포함된다. 일일 기상 자료 또는 작물 계수를 사용하여 Penman-Monteith 방법 기반 일일 잠재 증발산량을 추정하고, 뿌리 수분 흡수 감소 및 최대 토양수분 함유가능량을 사용하여 실제 증발산량을 계산한다. 또한 Richards 방정식 (Eq. 4)을 사용하여 토양 프로파일의 토양 수분 거동을 모의하고 토양 수리학적 특성은 Mualem과 van Genuchten의 해석적 표현 (Eqs. 5 및 6)에 의해 구동된다.

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left[K(h)(\frac{\partial h}{\partial z}+1)\right] - S(h) \quad (4)$$

$$S_e = \frac{\theta(h)-\theta_{res}}{\theta_{sat}-\theta_{res}} = \left[\frac{1}{1+|\alpha h|^n}\right]^m \quad (5)$$

$$K(h) = K_{sat}S_e^{\lambda}\left[1-(1-S_e^{1/m})^m\right]^2 \quad (6)$$

여기서, h는 토양 매트릭스 포텐셜 (cm), S(h)는 흡수항으로 식물의 뿌리 물 추출율 ($cm^3/cm^3/day$), n(-), m(-), λ(-) 및 α (cm^{-1})는 머무름 및 전도도 함수의 경험적 형상 계수, m=1-1/n, Se는 상대 포화도 (-), θres는 잔류 수분 함량 (cm^3/cm^3), K(h)는 매트릭스 전위 h에서의 수리학적 전도도 (cm/d)이다.

SWAP는 현장 규모에서 물의 흐름, 용질 수송, 열 흐름 및 작물 성장을 동시에 모의한다. SWAP 모형의 주요 한계는 지역 지하수 수문과 Bottom boundary에서의 계절적 변화를 고려하지 않는다는 것이다 (Kroes et al., 1998).

다. CLM (Community Land Mode)

Community Land Model (CLM)은 CCSM (Community Climate System Model)에서 대기 모형의 물리적 경계로서 지표 특성을 제공하는 지표모형이다. 이 모형은 Philip and De Vries (1957) 확산 모형을 기반으로 하여 노출된 토양 증발을 추정하고 BATS (Biosphere Atmosphere Transfer Scheme) 모형 기반 공기역학적 접근을 사용하여 증산을 계산한다. CLM에는 1.75, 2.76, 4.55, 7.5, 12.36, 20.38, 33.60, 55.39, 91.33 및 113.7 cm의 고정 두께를 갖는 10층 토양층이 있다. 본 모형에서 수직 토양수 흐름은 수정된 Richards 방정식 (Eq. 7)에 의해 산정되어 진다. 이 방정식은 지하수면이 토양 기둥 내에 있을 때 질량 보존적 수치 체계를 개선하기 위한 원래 Richards의 방정식에서 정수압 평형 토양 수분 분포를 빼서 파생된 것이다.

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left[K\left(\frac{\partial(\psi - \psi_e)}{\partial z}\right)\right] - Q \tag{7}$$

여기서, ψ_e는 평형 토양 매트릭스 포텐셜 (cm)을 의미하며, 평형 토양 매트릭스 포텐셜 및 평형 체적 수분 함량은 Clapp 및 Hornberger (1978)를 기반으로 Eq. (8, 9)에서와 같이 산정된다.

$$\psi_e = \psi_{sat}\left(\frac{\theta_e(z)}{\theta_{sat}}\right)^{-b} \tag{8}$$

$$\theta_e(z) = \theta_{sat}\left(\frac{\psi_{sat} + z_\nabla - z}{\psi_{sat}}\right)^{-\frac{1}{b}} \tag{9}$$

여기서, z는 토양 표면에서 인접한 두 층의 경계면의 토양 깊이 (cm), $\theta_e(z)$는 평형 ($_e$) 깊이 z에서의 체적 수분 함량 (cm^3/cm^3)을 의미한다.

CLM에서 불균일하게 이산화된 10개의 토양 층에는 침투 및 증발 플럭스를 더욱 효과적으로 모의하는 데 필요한 얇은 표층 토양층 (1.75 cm)이 포함된다. 또한 CLM은 SIMple 지하수 모형을 사용하여 지하수면의 역학을 하한 경계값으로 간주한다. 지하수 성분은 토양층 (343 cm) 아래의 구속되지 않은 대수층으로 정의된다. 반면, 본 모형은 유출 생성이 지형 정보에서 파생된 포화 영역에 의해 제어되고 매개변수화는 작은 유역에 대한 상부 토양층의 관찰에서 얻은 지수 형식을 기반으로 한다. 그러나 이 유출 발생은 특히 두꺼운 토양이나 깊은 지하수가 있는 지역에서 강우 강도와 토양 침투 능력 사이의 관계에 의해 주도될 수 있다.

3. 유전자 알고리즘 (GAs)을 활용한 모형 최적 매개변수 산정 및 모형 성능 평가

토양 수분 모의를 위한 지표 모형의 매개변수는 각 모형의 구조적인 특성으로 인해 서로 다른 매개변수가 적용되거나 서로 다른 변수의 범위를 가지고 있다. 본 연구에서 선정한 3개의 지표수문해석 모형은 모두 Richards' equation을 기반으로 토양 수분을 모의하지만 서로 다른 구조적 특성으로 인해 서로 다른 매개변수 및 변수의 범위를 가지고 있으며 이는 상이한 모형 모의 결과를 초래한다. 이러한 매개변수에 따른 모형의 불확실성 검토는 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithms, GAs)을 이용한 매개변수 최적화 과정을 수행하였다. GAs를 사용한 매개변수 최적화는 토양 수리학적 특성을 모형 출력에 큰 영향을 미치는 미지의 매개변수로 식별하기 위해 구현된다. 토양 수분 역학과 관련된 여러 주요 입력 매개변수는 Table 1과 같다 (Noah LSM - θ_{sat}, K_{sat}, psi_{sat} ($\partial\psi_{sat}/\partial z$), b, q; SWAP - θ_{sat}, K_{sat}, θ_{res}, α, n; CLM - θ_{sat}, K_{sat}, ψ_{sat}, b, WATDRY). 각 모형에 대한 매개변수의 실행 가능한 범위는 모형 매개변수 민감도와 관련된 문헌을 기반으로 정의되었다 (Liu et al., 2004; Rosero et al., 2010). 본 알고리즘은 미지의 공간에서 최적의 솔루션을 찾기 위한 자연적 적합 메커니즘의 원리에 기반한 검색 알고리즘이다 (Holland, 1975). 이는 기본적으로 선택, 교차 및 돌연변이와 같은 GA 연산자로 구성된다. 본 연구에서 3 가지 선택된 지표모형들의 최적화된 토양 매개변수를 검색하기 위해 GAs를 적용하였으며, 최적화를 위한 알고리즘 내 목적 (Z(p)) 함수는 Eq. (10)과 같다.

$$Objective(Z(\mathbf{p})) = Minimize\left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\theta_{i,t}^{sim} - \theta_t^{obs}\right|\right)\forall i \tag{10}$$

4. 다중모형 기반 토양수분 예측 성능 평가

각 지표수문해석 모형의 구조적 특성 파악 후 다중모형 모의 방법으로 베이지안 통계 기법 (Bayesian Model Averaging, BMA)을 적용하였다. 베이지안 통계 기법은 다양한 모형 모의 결과의 사전 분포를 바탕으로 각 모형의 가중치를 산정하

Table 1 Model parameters and its ranges for each land surface model

LSMs	Parameter	Descriptions	Unit	Min.	Max.
SWAP (*i=1*)	θ_{sat}	Saturated water contents	cm^3/cm^3	0.37	0.55
	K_{sat}	Saturated hydraulic- conductivity	cm/d	1.84	55.70
	θ_{res}	Residual water contents	cm^3/cm^3	0.06	0.16
	α	Empirical shape parameter	cm^{-1}	0.01	0.03
	n	Empirical shape parameter	-	1.20	1.61
Noah LSM (*i=2*)	θ_{sat}	Saturated water contents	cm^3/cm^3	0.35	0.55
	K_{sat}	Saturated soil hydraulic-conductivity	cm/d	8.64	86.4
	psisat	Saturated soil matric potential ($\partial\psi_{sat}/\partial z$)	cm/cm	0.10	0.65
	b	Clapp-Hornberger b parameter	-	4.00	10.00
	q	Quartz content	-	0.10	0.82
CLM (*i=3*)	θ_{sat}	Saturated water contents	cm^3/cm^3	0.33	0.66
	K_{sat}	Saturated soil hydraulic-conductivity	cm/d	0.09	864
	ψ_{sat}	Saturated soil matric potential	cm	-75.00	-3.00
	b	Clapp-Hornberger b parameter	-	3.00	10.00
	WATDRY	Soil water content (wilting point)	-	0.02	0.30

여 효과적인 토양 수분 모의 결과를 도출할 수 있다. 각 지표수문해석 모형의 예측치가 주어졌을 때 베이지안 예측 값 (다중 모형 기반의 토양 수분 예측치)에 대한 사후 분포를 산정하며 (Eq. (11)), 사후 평균값과 분산은 Eps. (12)와 (13)에 의해 산정되어진다. 최적의 다중 모형 모의 예측치를 산출하기 위한 각 지표수문해석 모형의 가중치 (w_i)와 분산 (σ^2)은 Eq. (14)에 산정된다.

$$P(y|f_1,\cdots,f_i)=\sum_{i=1}^{J}P_i(f_i|D)P_i(y|f_i,D) \tag{11}$$

$$E[y|f_{i=1,\cdots,J}]=E[P(y|f_{i=1,\cdots,J})]=E[\sum_{i=1}^{J}w_iP_i(y|f_i)]=\sum_{i=1}^{J}w_if_i \tag{12}$$

$$Var[y|f_{i=1,\cdots,J}]=\sum_{i=1}^{J}w_i[f_i-\sum_{l=1}^{J}w_lf_l]^2+\sum_{i=1}^{J}w_i\sigma_i^2 \tag{13}$$

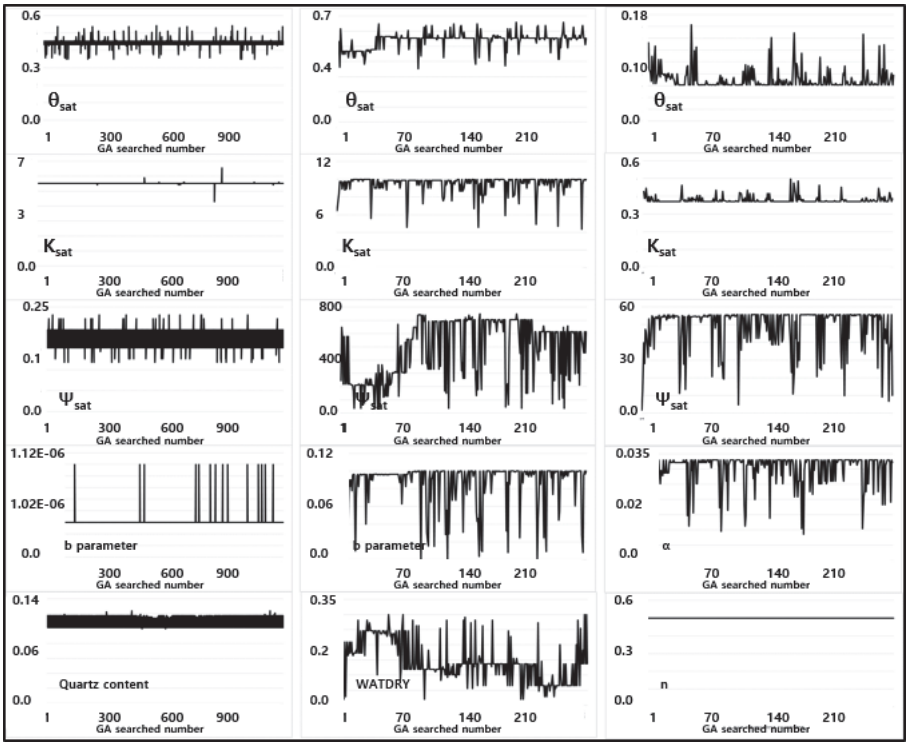
$$L(w_{i=1,\cdots,J},\sigma^2|f_{i=1,\cdots,J},y)=\sum_{t=1}^{T}\log(\sum_{i=1}^{J}w_iP_i(y_t|f_{i,t}) \tag{14}$$

BMA 기법에서 가중치는 모형 성능과 높은 상관관계가 있으며, 이는 다른 모형보다 성능이 우수한 모형에 더 높은 가중치가 할당됨을 나타낸다. 이 알고리즘은 복잡하고 다중 모드 및 고차원 샘플링 문제를 해결하는 고유성을 통해 BMA 매개변수 (가중치 및 분산)를 추정하는 데 사용된다. 이러한 BMA 기법을 통한 다양한 지표모형의 국내 활용가능성을 평가하였다. 또한 효율적인 국내 적용을 위해 계절적 특성을 반영하였으며, 이를 위해 모의기간을 계절별로 구분지어 BMA 기법을 적용하였다.

Ⅲ. 결과 및 고찰

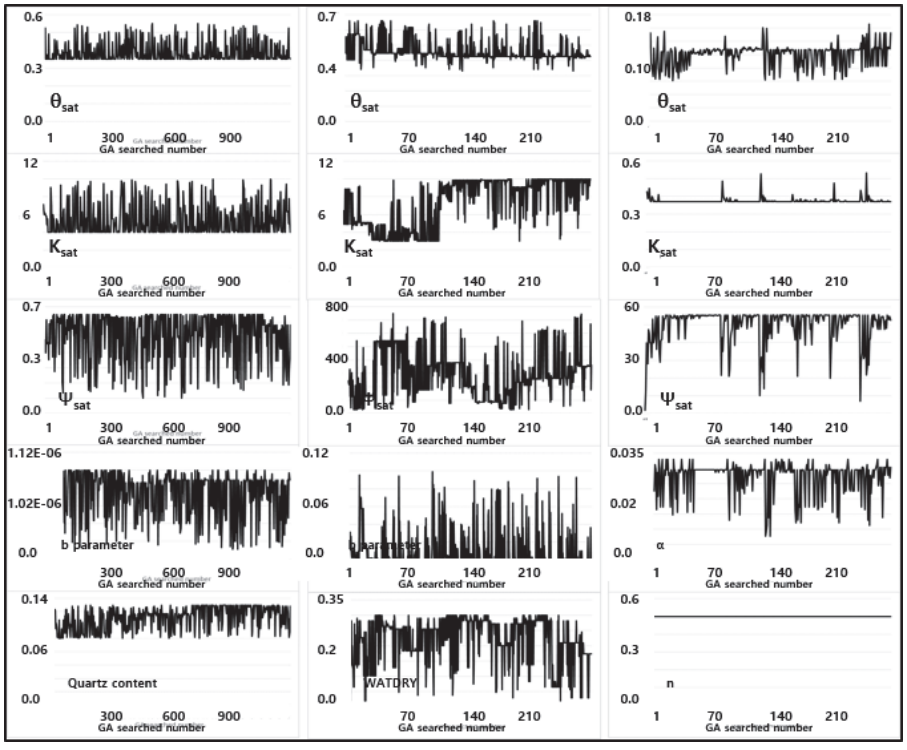
1. 모형별 최적의 매개변수 산정 결과

본 연구에서는 토양수분 예측 성능 평가를 위한 지표모형을 선정하였으며, 기존 문헌을 바탕으로 각 모형에 대한 토양수분 역학모의 관련 민감한 매개변수를 분석하였다. 본 연구 대상지인 평창군과 거창군 지점을 대상으로 각 지표모형의 입력자료를 구축하였으며, 매개변수 불확실성 분석을 위해 GAs 기법을 적용하였다. GAs 기법을 통해 각 모형의 5개의 매개변수에 대한 최적화를 수행하였다. Fig. 2와 3은 평창군과 거창군 지점에 대한 모형별 5가지 매개변수의 탐색 결과를 보여주고 있다. 그림에서 보이는 바와 같이 반복적인 탐색을 통해 최적의 값으로 수렴하고 있는 것을 알 수 있다. 여기서 GAs 기법은 각 매개변수에 대해 독립적으로 최적값을 탐색하는 것이 아니라 모형별 5개의 매개변수의 최적 조합을 탐색한다. 기존 지표모형 활용 연구에서는 대상지점의 토양 특성에 따라 문헌에서 주어진 매개변수를 적용하고 있다. 이는 토양 특성을 구체화하고 객관화하기에는 한계가 있어 모형의 불확실성을 높일 수 있다. 본 연구에서는 GAs 기법을 통해 이러한 불분명한 매개변수에 따른 불확실성을 줄일 수 있다. 매개변



(a) Noah LSM (b) CLM (c) SWAP

Fig. 2 Parameter searching using GA for Pyeongchang



(a) Noah LSM (b) CLM (c) SWAP

Fig. 3 Parameter searching using GA for Geochang

수 탐색 결과에서 SWAP 모형의 n 매개변수의 경우 동일한 값으로 분포하고 있는 것으로 나타났다. 이는 GAs 기법에서 최적의 매개변수 조합을 탐색하면서 n 매개변수에 대해서는 0.5의 값으로 유지되었을 때의 조합으로 산정된 모의결과가 실측값에 유사하게 나타나기 때문인 것으로 판단된다.

GAs 기법을 통해 산정된 모형별 최적의 매개변수를 적용하여 대상 지점별 토양수분을 예측하였다. 본 연구에서는 평창지점에 대해서는 실측자료의 활용기간이 짧아 전체 기간을 모형 보정기간 (2020년 8월 4일부터 8월 28일까지)으로 분석하였으며, 거창지점에 대해서는 보정기간 (2020년 9월 1일부터 9월 30일까지)과 검정기간 (2020년 7월1일부터 8월 31일까지)에 대해 실측자료와 비교분석하였다. Fig. 4와 5는 각 모형별 보정기간에 대해 최적의 매개변수를 적용하여 예측한 토양수분 모의값과 실측값을 비교한 것으로 모의값이 실측값을 잘 묘사하고 있는 것으로 나타났다.

Fig. 6은 평창군 지점에 대한 토양수분 모의값과 실측값을 시계열로 나타낸 그림이다. 평창군 지점에 대해서는 실측자료 활용기간이 짧아 약 한 달간의 자료에 대해 비교하였으며, 그 결과 SWAP 모형은 R값 0.57, RMSE 0.108 m^3/m^3로 나타났으며, Noah LSM 모형은 R값 0.66, RMSE 0.039 m^3/m^3로 나타났고, CLM 모형은 R값 0.94, RMSE 0.063 m^3/m^3으로 나타났다. Table 2는 평창지점 분석결과를 나타낸 표이다. Fig. 6과 Table 2의 결과를 바탕으로 SWAP 모형의 경우 시계열 경향과 평균제곱근 오차가 실측값과 차이가 크게 나타난 것을 알 수 있다. 반면, Noah LSM 모형의 경우 시계열 경향에서는 다소 차이가 발생했으나, 평균제곱근 오차에서는 가장 근사한 결과를 보여주었다. CLM 모형의 경우는 평균제곱근 오차에서 실측값과 차이가 발생했으나 시계열 경향 측면에서는 3개의 모형 중 가장 우수하게 나타났다. 이를 통해 동일한 대상 지점에 대해 동일한 입력자료를 적용하였다 하더라도 모형의 매개변수 및 구조적 차이로 서로 다른 결과를 도출할 수 있음을 알 수 있다. Fig. 7은 거창군 지점에 대한 시계열 토양수분 모의결과를 비교분석한 그림이다. 거창군 지점의 비교기간은 평창군 지점보다 다소 장기간의 결과를 적용할 수 있었다. 또한 평창군 지점은 토양수분의 변동이 크지 않은 반면, 거창군 지점은 비교기간 토양수분의 변동이 크게 나타나고 있다. 본 연구에서는 2020년 9월 1일부터 30일까지를 보정기간으로 분석하였으며, 그 결과 SWAP 모형은 R값 0.72, RMSE 0.036 m^3/m^3으로 나타났으며, Noah LSM 모형은 R값 0.53, RMSE 0.053 m^3/m^3으로 나타났고, CLM 모형은 R값 0.65, RMSE 0.043 m^3/m^3으로 나타났다. 검정기간으로는 2020년 7월 1일부터 8월 31일까지이며, 그 결과 SWAP 모형은 R값 0.69, RMSE 0.065 m^3/m^3로 나타났으며, Noah LSM 모형은 R값 0.61, RMSE 0.068 m^3/m^3로 나타났고, CLM 모형은 R값 0.55, RMSE 0.100 m^3/m^3으로 나타났다. Table 3은 거창군 지점 분석결과를 나타낸 표이다. 거창군 지점의 모의 결과 평창군 지점 결과와는 다르게 SWAP 모형이 가장 우수한 결과를 보여주었다. SWAP 모형의 보정기간과 검정기간에서 모의 결

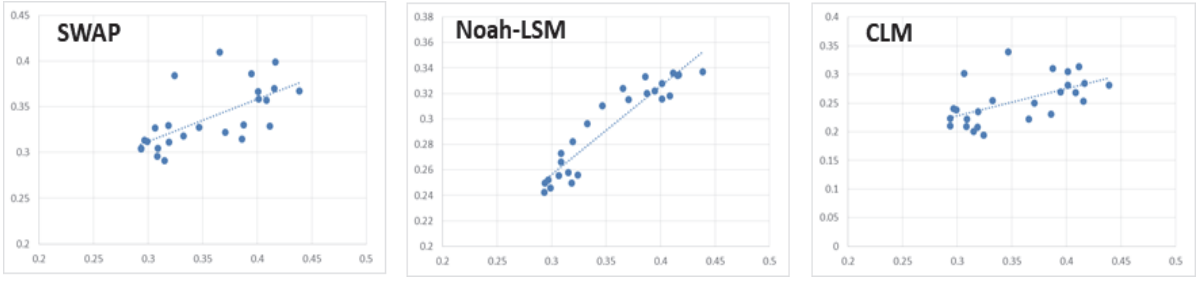


Fig. 4 Comparison of soil moisture measurement and simulation using the 3 models for Pyeongchang

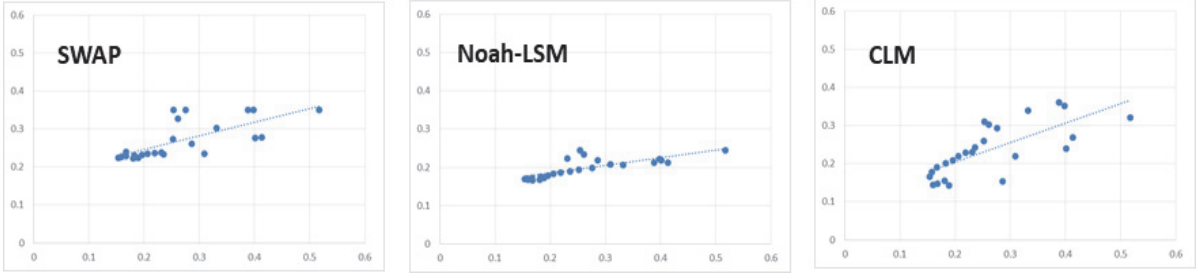


Fig. 5 Comparison of soil moisture measurement and simulation using the 3 models for Geochang

Table 2 Performance criteria of the three land surface models for Pyeongchang

Criteria \ Models		SWAP	Noah	CLM
Calibration	R	0.57	0.66	0.94
	RMSE (m^3/m^3)	0.108	0.039	0.063

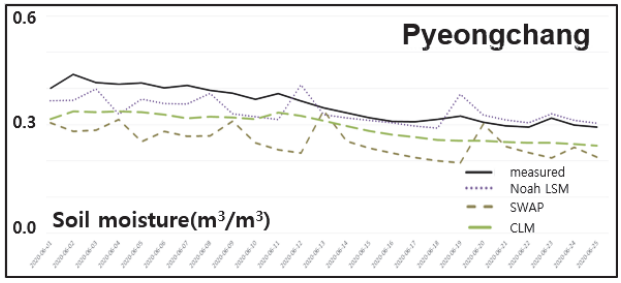


Fig. 6 Comparison of soil moisture dynamics between measurement and simulation using the 3 models for Pyeongchang

과의 시계열 경향과 평균제곱근오차가 실측 결과와 가장 유사하게 나타났다. 반면, Noah LSM 모형과 CLM 모형은 보정기간과 검정기간 성능이 다르게 나타났다. 보정기간에서는 CLM 모형이 보다 실측값과 유사하게 나타났으며, 검정기간에서는 Noah LSM 모형이 CLM 모형보다 우수하게 나타났다. 이는 토양수분의 습윤 정도가 낮은 구간에서는 CLM 모형이 실측값과 유사하게 모의하고, 습윤 정도가 높은 구간 (8월)에서는 Noah LSM 모형이 우월하게 나타났다. 이러한 연구결과는 기존 유사연구인 Kim et al. (2015)의 결과와 유사하게 나타났다. 또한 3개의 모형을 비교한 결과 토양수분의 변동이 큰 모의기간에 대해서는 SWAP 모형이 우수하게 예측하는 것으로 나타났으며, 토양수분의 변동이 적고 습윤정도가 낮은 구간에서는 CLM 모형도 적용 가능성이 높은 것으로 나타났다. 따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다. SWAP 모형에서 모의된 지표 토양 수분은 동적 변화를 포착할 수 있는 얇은 표층 토양층 (1 cm)을 포함하고 있기 때문에 Noah-LSM 및 CLM 모형에 비해 강수량에 더 민감하고 강수 이벤트 후 건조 동안 빠르게 감소하는 경향을 나타낸 것으로 판단된다. 이에 습한 조건에서 다른 모형보다 측정치와 다소 잘 일치함을 보여주었다. 반면, CLM 모형은 습한 조건에서 열악한 성능을 보였는데 이는 CLM 모형에서 모의된 지표 토양 수분은 지표 유출 생성과 강수량에 대한 증발량에 높은 민감도로 인해 과소평가된 것으로 판단된다.

전반적으로, GAs 기법에 의해 유도된 최적화된 매개변수를 기반으로 3개 모형을 사용하여 예측된 지표 토양 수분 역학은 두 개의 연구 대상지점에서 실측치와 잘 일치하는 것으로 나타났다. 하지만, 위에서 언급한 바와 같이 동일한 조건에서도 모형의 매개변수와 모형의 구조적 차이로 인한 불확실성이 존재하고 이에 따라 상이한 결과를 도출할 수 있음을 알 수 있다.

Table 3 Performance criteria of the three land surface models for Geochang

Criteria \ Models		SWAP	Noah	CLM
Calibration	R	0.72	0.52	0.65
	RMSE (m^3/m^3)	0.036	0.053	0.043
Validation	R	0.69	0.61	0.55
	RMSE (m^3/m^3)	0.065	0.068	0.100

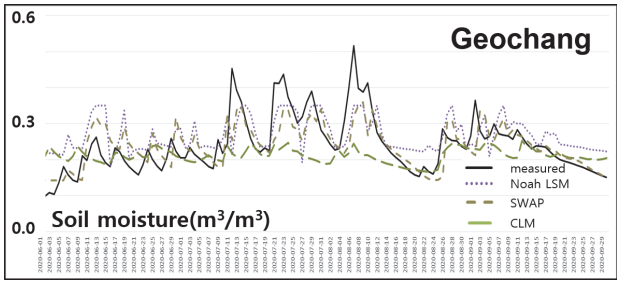


Fig. 7 Comparison of soil moisture dynamics between measurement and simulation using the 3 models for Geochang

2. 다중모형 기반 토양수분 예측 성능 평가

본 연구에서는 모형 구조적 불확실성 (모형 매개변수화, 지배 방정식 등)으로 인한 편향을 줄이기 위해 BMA 기법을 활용한 다중모형 기반 토양수분 예측 성능을 평가하였다. 위에서 언급한 바와 같이 각 모형은 구조적으로 특정조건에서 모의 성능의 장단점을 가지고 있어 각 모형의 장점을 부각시킬 수 있도록 BMA 기법을 적용하였다. 이는 각 모형의 성능을 베이지안 통계기법을 기반으로 모형별 가중치를 할당하는 방법이다. 또한 기존 문헌에 의하면 지표의 토양습윤정도에 따라 모형의 성능에 차이가 발생할 수 있다고 하였다. 본 연구에서는 토양습윤정도 (습윤, 건조)의 선정기준을 객관화하기에 한계가 있어 대안으로 토양수분 변동 기간을 구분지어 적용하였다. 평창군 지점에 대해서는 모의기간이 짧아 전체를 1개의 그룹으로 BMA 기반 가중치를 할당하였다. BMA 기반 가중치 산정 결과 평창군 지점의 경우 SWAP 모형과 CLM 모형에 비해 Noah LSM 모형이 실측값의 시계열 변화와 유사하여 Noah LSM 모형에 가중치가 대부분 할당되었다. 그 결과 Fig. 8에서와 같이 R값과 RMSE 결과가 Noah LSM (R: 0.66, RMSE: 0.039 m^3/m^3) 단일 모형 성능과 거의 유사하게 나타났다.

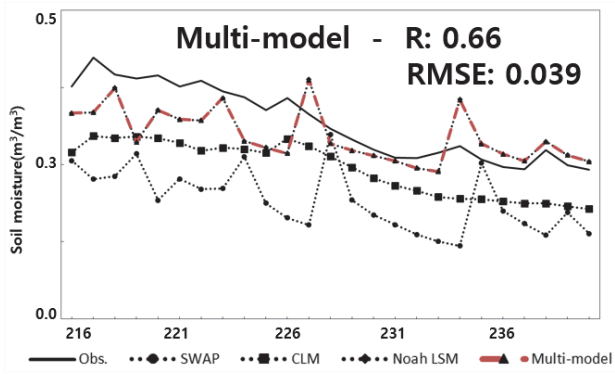


Fig. 8 Comparison of single model and multi-model simulation for Pyeongchang

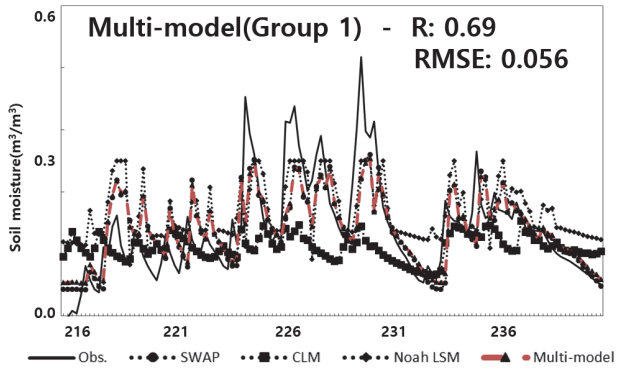


Fig. 9 Comparison of single model and multi-model simulation (Group 1) for Geochang

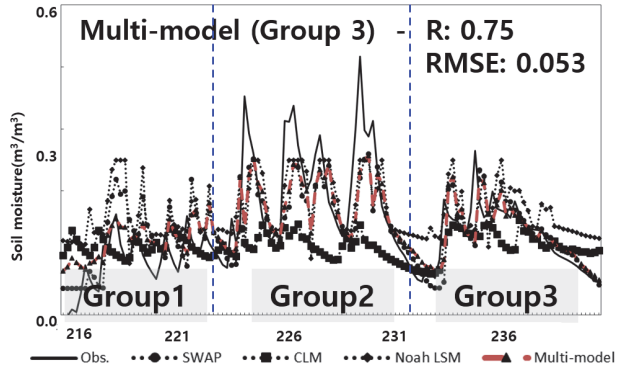


Fig. 10 Comparison of single model and multi-model simulation (Group 3) for Geochang

반면, 거창군 지점의 경우 2 가지 시나리오를 적용하였다. 첫 번째 시나리오는 전체 모의기간을 1개의 그룹으로 BMA 기법을 적용한 결과이고, 두 번째 시나리오는 전체 모의기간을 토양수분 변동정도에 따라 임의로 3개의 그룹으로 구분지어 BMA 기법을 적용하였다. 우선 첫 번째 시나리오에 대해 BMA 기법 적용 결과 각 모형에 대한 가중치를 전체 모의기간에 대해 할당하였다. 다중모형을 위한 가중치는 SWAP 모형 0.849, Noah LSM 모형 0.117, CLM 모형 0.035로 산정되었다. 가중치 결과에 따라 전체 모의기간에서는 SWAP 모형의 성능이 우수하다는 것을 알 수 있다 (Fig. 9). 첫 번째 시나리오의 다중모형 모의 결과 R값은 0.69, RMSE는 0.056 m^3/m^3으로 단일 모형으로 가장 우수한 결과를 보인 SWAP 모형의 결과 (R값 0.69, RMSE 0.057 m^3/m^3)보다 우수한 결과를 보여주었다. 첫 번째 시나리오 결과 전체 모의기간에 대해서는 SWAP 모형과 Noah LSM 모형의 다중모형 구동을 통해 토양수분 예측 성능을 향상시킬 수 있을 것이다. 두 번째 시나리오의 경우 3개의 그룹으로 구성하였으며, 그룹 모의기간은 6월 (습윤정도 낮음, Group 1), 7~8월 (습윤정도 높음, Group 2), 9월 (습윤정도 중간, Group 3)로 구분하였다. 각 그룹별 BMA 적용 후 가중치 산정결과 Group 1의 경우 SWAP 모형 0.477, Noah LSM 모형 0.001, CLM 모형 0.522로 산정되었다. Group 2의 경우 SWAP 모형 0.666, Noah LSM 모형 0.333, CLM 모형 0.001로 산정되었으며, Group 3의 경우 SWAP 모형 0.862, Noah LSM 모형 0.004, CLM 모형 0.135로 산정되었다. 가중치 산정 결과를 통해 이전 절에서 언급한 바와 같이 습윤정도가 높은 기간에 대해서는 SWAP 모형에 의존하는 경향이 있으며, 반대로 CLM 모형의 경우 기여가 거의 없는 것으로 나타났다. 또한 습윤정도가 낮은 기간에 대해서는 CLM 모형의 기여도가 좀 더 크게 나타난 것으로 알 수 있다. 이러한 두 번째 시나리오 결과 R값 0.75, RMSE 0.053 m^3/m^3으로 기존 단일모형 성능과 첫 번째 다중모형 시나리오 성능보다 우수하게 나타났다 (Fig. 10). 따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 토양수분 예측 성능 향상을 위해서는 단일 모형 활용보다는 각 모형들의 장점을 부각시킬 수 있는 다중모형을 활용할 필요가 있을 것이다. 또한 지표의 습윤정도에 따라 상이하게 반응할 수 있는 모형의 구조적 특성을 반영하기 위해서는 모의기간의 습윤정도에 따라 구분하여 다중모형을 적용한다면 보다 우월한 토양수분 예측 성능을 보일 수 있을 것이다.

Ⅳ. 요약 및 결론

다양한 수문학적 모형에 의해 추정된 토양 수분 역학은 자체 모형 매개변수 및 내부 구조적 영향을 받는다. 이러한 불확실성을 보완하지 않고는 다양한 수문학적 모형의 성능을 향상시키는 데는 한계가 있을 수 있다. 본 연구에서는 지표 토양수분을 예측할 때 서로 다른 수문학적 모형으로 인한 매개변수 및 구조적 불확실성을 개선하는 데 중점을 두었다. 토양수분을 모의하기 위해 3 가지 서로 다른 지표 모형 (Noah LSM, SWAP, CLM)을 검토하고 적용하였다. 선정된 각 모형

에 대해 최적화된 모형 매개변수를 탐색하기 위해 유전자 알고리즘 (GAs)을 적용하였다. 또한, 각 지표모형의 구조적 불확실성 영향을 보완하기 위해 지표 습윤 정도에 따라 베이지안 모형 평균 (BMA) 기법을 적용하였다. 각 모형에 대한 가중치를 산정하고 이를 기반으로 한 다중모형의 성능은 효과적인 지표 토양 수분 역학을 추정하고 모형 매개변수 및 구조적 불확실성을 보완할 수 있을 것이다. 이러한 접근 방식을 검증하기 위해 토양수분 시계열 자료가 구축된 강원도 평창군 지점과 경상남도 거창군 지점을 선정하였다. 2개의 연구대상지점에서 각 단일 모형 (Noah LSM, SWAP, CLM)에 대한 GAs 기반 최적의 매개변수 조합을 도출하였다. 본 연구 결과 3개 다른 모형에서 동일한 의미의 매개변수라 하더라도 동일한 모의 조건에서 그 변동이 발생한 것을 알 수 있으며, 이를 통해 단일 모형 성능이 자체 모형 매개변수에 영향을 받았음을 알 수 있다. 3 가지 모형을 사용하여 추정된 토양 최적의 매개변수를 기반으로 하여 대상지점별 지표 토양 수분을 모의하였다. 대부분 각 모형의 모의 결과는 측정값과 잘 일치하는 것으로 나타났다. 하지만 여전히 모형간의 모의성능에 차이가 발생하고 있는 것으로 보아 모형 내부 구조적 차이로 인한 불확실성이 나타나고 있음을 알 수 있다. 또한 3 가지 지표모형의 성능은 모형 구조에 따라 지표 습윤 (습윤, 중간, 건조) 조건에서 다른 성능을 보여주었다. 일반적으로 SWAP 모형은 습한 조건에서 다른 모형보다 더 나은 성능을 보였고 CLM 모형은 건조한 조건에서 더 잘 예측하는 것으로 나타났다. 따라서 본 연구 대상지점에 대해 다중모형 개발을 위해 각 모형별 BMA 기반 가중치를 할당하였다. 그 결과는 단일모형의 성능에 비해 습윤정도가 반영된 다중모형의 성능이 우월하게 나타났다. 단, 장기적인 예측을 위해 시기적인 변동을 명확하게 판단하기 위해서는 장기 모니터링 결과를 통한 모델링 검증이 필요하며, 또한 보다 다양한 토양 특성에 대한 토양수분 변동예측을 위한 추가연구가 필요할 것이라 판단된다. 따라서 다중모형을 활용하여 특정 습윤 조건이나 기후 조건에서 각 모형의 한계는 다른 모형의 강점으로 상호보완될 수 있음을 시사한다. 이러한 결과를 바탕으로 본 연구에서 제안하는 다중모형 방법론은 효과적인 지표 토양 수분을 예측하고 다양한 모형의 매개변수 및 구조적 불확실성을 더 잘 보완할 수 있을 것이라 판단된다.

감사의 글

이 논문은 산림청 국립산림과학원 기후영향적응사업 '복잡 산악지형 특성을 고려한 고해상도 산림미기상 모의 기술개발 (FE0500-2019-01)'의 지원에 의해 수행되었음을 밝힙니다.

REFERENCES

1. Brocca, L., F. Melone, and T. Moramarco, 2008. On the estimation of antecedent wetness conditions in rainfall-runoff modelling. *Hydrol. Process.* 22: 629-642. doi:10.1002/hyp.6629.
2. Clapp, R. B. and G. M. Hornberger, 1978. Empirical equations for some soil hydraulic properties. *Water Resour. Res.* 14(4): 601-604. doi:10.1029/WR014i004p00601.
3. Duan, Q., N. K. Ajami, X. Gao, and S. Sorooshian, 2007. Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Adv. Water Resour.* 30: 1371-1386.
4. Ek, M., K. E. Mitchell, Y. Lin, E. Rogers, P. Grunmann, V. Koren, G. Gayno, and J. D. Tarpley, 2003. Implementation of Noah land surface model advances in the National Centers for Environmental Prediction operational mesoscale Eta Model. *J. Geophys. Res.* 108(D22): 8851. doi:10.1029/2002JD003296.
5. Hoetting, J. A., D. Madigan, A. E. Raftery, and C. T. Volinsky, 1999. Bayesian modeling averaging: A tutorial. *Stat. Sci.* 14(4): 382-417.
6. Holland, J. H., 1975. Adaptation in natural and artificial systems, 183pp. Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, MI.
7. Ines, A. V. M. and B. P. Mohanty, 2008. Near-surface soil moisture assimilation for quantifying effective soil hydraulic properties using genetic algorithm: I. Conceptual modeling. *Water Resour. Res.* 44: W06422. doi:10.1029/2007WR005990.
8. Kim, J., B. P. Mohanty, and Y. Shin, 2015. Effective soil moisture estimate and its uncertainty using multimodel simulation based on Bayesian Model Averaging. *J. Geophys. Res. Atmos.* 120(16): 8023-8042. doi:10.1002/2014JD022905.
9. Koster, R. and M. Suarez, 1996. Energy and water balance calculations in the Mosaic LSM, NASA Tech. Memo. 9, 104606.
10. Kroes, J. G., J. G. Van Dam, J. Huygen, and R. W. Vervoort, 1998. User's Guide of SWAP version 2.0, Tech. Doc. 48, DLO Winand Staring Cent., Wageningen Agric. Univ., Wageningen, Netherlands.
11. Leung, L. R., M. Huang, Y. Qian, and X. Liang, 2011. Climate-soil-vegetation control on groundwater table dynamics and its feedbacks in a climate model. *J. Clim.* 36: 57-81.

12. Liang, X., D. P. Lettenmaier, E. F. Wood, and S. J. Burges, 1994. A simple hydrologically based model of land surface water, energy fluxes for general circulation models. *J. Geophys. Res.* 99 (D7): 14415-14428. doi:10.1029/94JD00483.
13. Oleson., K. W., D. M. Lawrence, G. B. Bonan, M. G. Flanner, E. Kluzek, P. J. Lawrence, S. Levis, S. C. Swenson, and P. E. Thornton, 2010. Technical Description of version 4.0 of the Community Land Model (CLM), NCAR Tech. Notes (NCAR/TN-478+STR), 257pp.
14. Philip, J. R. and D. de Vries, 1957. Moisture movement in porous materials under temperature gradients. *Trans. Am. Geophys. Union* 38: 222-232.
15. Sahoo, A. K., P. A. Dirmeyer, P. R. Houser, and M. Kafatos, 2008. A study of land surface processes using land surface models over the Little River Experimental Watershed, Georgia. *J. Geophys. Res.* 113: D20121, doi:10.1029/2007JD009671.
16. Shin Y., B. P. Mohanty, and A. V. M. Ines, 2012. Soil hydraulic properties in one-dimensional layered soil profile using layer-specific soil moisture assimilation scheme. *Water Resour. Res.* 48: W06529. doi:10.1029/2010WR009581.
17. Van Dam, J. C., J. Huygen, J. G. Wesseling, R. A. Feddes, P. Kabat, P. E. V. Van Waslum, P. Groenendjik, and C. A. van Diepen, 1997. Theory of SWAP version 2.0: Simulation of water flow and plant growth in the soilwater-atmosphere-plant environment, Tech. Doc. 45, DLO Winand Staring Cent., Wageningen Agric. Univ., Wageningen, Netherlands.
18. Ying, M., S. Feng, Z. Huo, and X. Song, 2011. Application of the SWAP model to simulate the field water cycle under deficit irrigation in Beijing, China. *Math. Comput. Model.* 54: 1044-1052.
19. Zhang, X., R. Srinivasan, K. Zhao, and M. V. Liew, 2008. Evaluation of global optimization algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model. *Hydrolo. Process.* 23(3): 430-441. doi:10.1002/hyp.7152.