Journal of Wetlands Research
Vol. 22, No. 1, February 2020, pp. 15-23

ISSN 1229-6031 (Print) / ISSN 2384-0056 (Online)
DOI https://doi.org/10.17663/JWR.2020.22.1.15

# 다중최적화기법을 이용한 분포형 수문모형의 최적 분포형 선택

김연수·김태균*†

(주)다음소프트 스마트시티연구소
*경남과학기술대학교 조경학과

# The Selection of Optimal Distributions for Distributed Hydrological Models using Multi-criteria Calibration Techniques

Yonsoo Kim·Taegyun Kim*†

*Smart City Institute, Daumsoft, Inc., Korea*
**Landscape Architecture, Gyeongnam National University of science and Technology, Korea*
(Received : 27 December 2019, Revised: 19 February 2020, Accepted: 19 February 2020)

**요 약**

본 연구에서는 다중최적화기법을 이용하여 분포형 수문모형의 매개변수 보정 과정에서 분포형의 정도가 융설과 유량의 최적화에 어떠한 영향을 미치고 있는 가를 연구하였다. 분포형 수문모형으로는 HL-RDHM를 이용하였고, 분포형 정도에 따라 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 3개의 모형을 구성하여 최적 매개변수를 산정하였다. 유역은 108개의 격자로 구성되며, 격자별로 융설과 관련하여 15개, 유출량 관련 13개의 매개변수를 다중최적화기법인 MOSCEM를 이용하여 최적화하였다. 최적 매개변수 산정을 위하여 2004-2005년의 기상학적 자료와 융설량과 유출량 관측자료가 이용되었고, 최적화된 매개변수를 2001-2004년의 자료를 이용하여 검증하였다. 다중최적화기법 적용 결과 집중형의 경우, 초기 값에 의한 결과로부터 RMSE 값이 융설량은 평균 35%, 유출량은 약 42% 개선되었고, 준분포형과 완전분포형의 경우는 융설량은 평균 40%, 유출량은 약 43% 정도의 RSME 값이 향상되었다. 전반적으로 집중형보다는 분포형 모형이 최적화 과정에서 융설과 유출량 예측에 더 나은 성과를 보여주었지만, 준포형과 완전분포형의 경우 최적화 성과에서 큰 차이를 보이지 않았고, 유출보다는 융설에서 분포형 정도에 따른 모형의 민감도가 더 높은 것을 확인되었다.

핵심용어 : 분포형 모델, 다중 최적화기법, MOSCEM, 모델 복잡도, HL-RDHM, 눈녹음

**Abstract**

The purpose of this study is to investigate how the degree of distribution influences the calibration of snow and runoff in distributed hydrological models using a multi-criteria calibration method. The Hydrology Laboratory-Research Distributed Hydrologic Model (HL-RDHM) developed by NOAA-National Weather Service (NWS) is employed to estimate optimized parameter sets. We have 3 scenarios depended on the model complexity for estimating best parameter sets: Lumped, Semi-Distributed, and Fully-Distributed. For the case study, the Durango River Basin, Colorado is selected as a study basin to consider both snow and water balance components. This study basin is in the mountainous western U.S. area and consists of 108 Hydrologic Rainfall Analysis Project (HRAP) grid cells. 5 and 13 parameters of snow and water balance models are calibrated with the Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis (MOSCEM) algorithm. Model calibration and validation are conducted on 4km HRAP grids with 5 years (2001-2005) meteorological data and observations. Through case study, we show that snow and streamflow simulations are improved with multiple criteria calibrations without considering model complexity. In particular, we confirm that semi- and fully distributed models are better performances than those of lumped model. In case of lumped model, the Root Mean Square Error (RMSE) values improve by 35% on snow average and 42% on runoff from a priori parameter set through multi-criteria calibrations. On the other hand, the RMSE values are improved by 40% and 43% for snow and runoff on semi- and fully-distributed models.

Key words : Distributed hydrologic model, Multi-criteria calibration, MOSCEM, Model complexity, HL-RDHM, Snow melting

† To whom correspondence should be addressed.
Landscape Architecture, Gyeongnam National University of science and Technology, Korea
E-mail: tgkim@gntech.ac.kr

• **Yonsoo Kim** Smart City Institute, Daumsoft, Inc. / Associate Director (soo@daumsoft.com)
• **Taegyun Kim** Landscape Architecture, Gyeongnam National University of science and Technology / Professor (tgkim@gntech.ac.kr)

# 1. 서 론

최근 들어 수문학적 모형은 자연현상을 더욱 자세히 묘사할 수 있는 분포형모형으로 발전하였으나, 모형은 매개변수의 증가로 복잡성(Model Complexity)이 증가하였다.

자연현상의 불균일성과 비선형성을 고려하기 위하여 물리학적 과정을 더 자세히 묘사하면(Isenstein et al., 2015; Rajib et al, 2016; Ajami et al., 2004) 수문인자들을 더욱 정확히 예측할 수 있을 것으로 판단하였으나, 각종 입력자료의 공간적 분포에 대한 정보가 정확히 주어지지 않는다면 복잡한 모형이라도 각종 수문인자 예측력에 도움이 되지 않는다(Reed et al., 2004; Smith et al., 2004; Das et al., 2008). 본 연구에서는 분포형 모형의 정도가 최적화에 의해 산정된 최적해 값이 수문량(융설과 유출)의 보정에 어떠한 영향을 미치고 있는 지를 평가하였다. 수문량 모의 모형으로는 융설량과 유출량관계를 동시에 모의할 수 있는 분포형 모델인 HL-RDHM(Hydrologic Laboratory-Research Distributed Hydrologic Model)을 이용하였고, HL-RDHM의 매개변수 구분정도에 따라 집중형(Lumped), 준분포형(Semi-Distributed) 그리고 완전분포형(Full-Distributed) 등 3가지 시나리오로 구분하고, 각각의 시나리오에 따라 보정을 실시하였다. 융설과 유출, 2가지 수문량을 동시에 보정하기 위하여 다중최적화기법(Multi-criteria Calibration)의 하나인 MOSCEM(Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm, Vrugt et al., 2003a)을 활용하여 최적화 하였으며, 분포형 정도에 따른 모형의 민감도와 효율성을 확인하고자 하였다.

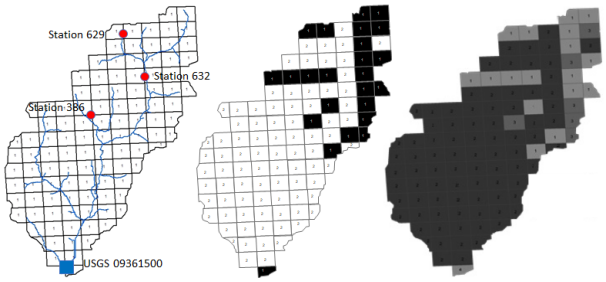
# 2. 대상유역 및 방법론

본 연구는 모형의 최적화 과정에서 모형의 복잡성이 수문량 모의 결과의 정확성에 어떠한 영향을 미치고 있는가에 대하여 연구하였다

## 2.1 수문학적 모형과 대상유역

융설과 유출모의를 동시에 모의할 수 있는 HL-RDHM 모델을 사용하였다. HL-RDHM 모델은 초기 분포형모델로, 4km Hydrologic Rainfall Analysis Project (HRAP; Reed and Maidment, 1999) 격자망을 구성하여 융설과 유출을 모의한다. HL-RDHM 모델의 융설은 Snow17(Anderson 1973; 2006)을, 물수지는 SAC-SMA(Sacramento Soil Moisture Accounting; Burnash, 1995)에 의해 산정된다.

본 연구의 대상유역은 미국 콜로라도 주에 위치한 Animas River 유역에서 Durango River를 따라 측정된 융설자료와 유출자료를 이용하였다. 대상 유역의 유출구에는 미연방 지질조사국의 (U.S. Geological Survey: USGS) 유량측정소가 위치해 있으며, 유역 내에는 3개의 Snow Telemetry(SNOTEL) 관측소가 융설 관련 자료를 수집하고 있다. HL-RDHM 모델과 대상지역은 Kim and Kim(2019)에 상세히 설명되어있다.




(a) Lumped (b) Semi-Dist (c) Full-Dist

**Fig. 1.** Animas River Basin & HRAP Grid of SNOWTEL.

(d) Lumped (e) Semi-Dist (f) Full-Dist

**Fig. 2.** Animas River Basin & HRAP Grid of SAC-SMA

Fig. 1과 2는 각각 융설과 유출을 모의하기 위하여 SNOWTEL과 SAC_SMA에 적용될 격자형태로 복잡한 정도에 따라 집중형, 준분포형, 완전분포형으로 구분된다. 집중형은 108개의 HRAP 격자망 모두가 토지이용(Land Cover)과 토양형태(Soil Type)에 무관하게 동일한 매개변수를 가진다고 가정하였다. 준분포형과 완전분포형은 108개의 HRAP 격자망 중 비슷한 토지이용과 토양형태를 가지고 있는 2개 이상의 격자는 1개의 매개변수로 구성하였다. 이를 통해 준분포형은 2개 유형의 융설과 6개의 다른 물수지 형태로 하고, 완전분포형은 4개 유형의 융설과 12개의 물수지 형태로 구성하였다.

## 2.2 입력자료

융설과 유출을 계산하기 위하여 미기상청(U.S NWS)에서 운영하는 Colorado Basin River Forecasting Center(CBRFC)에서 6시간 간격으로 제동하는 강수량, 기온, 그리고 증발산량 자료가 모형의 입력자료로써 사용하였다(www.cbrfc.noaa.gov/outgoing/). 증발산량은 격자망을 따라 제공하지 않으므로, 본 연구에서는 U.S NWS에서 제공하는 자유수면증발량(Free Water Surface Evaporation) 자료를 이용하였다. 모델 모의를 위한 자료는 2001 –2005년 자료를 이용하였으며, 이중 2004 –2005년의 자료를 이용하여 매개변수를 최적화하고 2001-2004년의 자료를 이용하여 최적화 성과를 검증하였다.

융설량 및 유출량 자료는 유역출구에 위치한 USGS 유량관측소 자료와 유역 내 3곳에 위치한 SNOTEL 관측점에서 측정된 Snow Water Equivalent(SWE) 값을 사용하였으며, SNOTEL의 SWE 값은 National Snow and Ice Data Center(NSIDC) 통해 얻을 수 있다. 모델을 통해 모의된 융설량과 유출량은 시

간적 변동성을 최소화하기 위하여 일평균 값으로 변환하여 관측값과 비교하였다 (Robock et al., 2003; Entin et al., 1999; Srinivasan et al., 2000).

## 3. 연구 내용

### 3.1 최적화 알고리즘

수문학적 모형이 복잡해짐에 따라 모형의 최적화를 위한 알고리즘을 개선하기 위한 다양한 방법이 시도되었다. 특히, Gupta 등 (1999)은 기존의 단변량 최적화 기법을 개선한 다중최적화 기법을 제시하였다. 다중최적화기법을 통해 목적함수나 특정변수가 가지고 있는 특징에 따라 최적화 결과가 왜곡되는 문제점을 제거할 수 있게 되었다. 본 연구에서는 융설과 유출을 동시에 최적화하기 위해 다중최적화 알고리즘 중의 하나인 Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis (MOSCEM) algorithm (Vrugt et al., 2003b; Kim and Kim, 2019)을 이용하였다. HL-RDHM 모형에서 융설량과 유출량, 두 변수를 동시에 최적화하여 매개변수의 가능해(Feasible search space)를 산정하였다. 전체 가능해 집단으로부터 관측값과 가장 유사한 최적해(Best Paretoset)를 구성하여, 최적화 정도를 평가하는데 사용하였다(Gupta et al., 1999). 특히, 최적화 평가와 검증을 위해 융설과 유출의 두 관측값을 동시에 만족시킬 수 있는 절충최적해 (Compromised Solution) 개념과, 비교를 위한 초기값 (Benchmark) 해를 사용하여 최적화 정도를 산정하였다.

### 3.2 최적화 시나리오

분포형 정도에 따른 수문모델의 최적화 효율성을 알아보기 위하여 HL-RDHM 모델의 분포형 정도를 집중형(Lumped), 준분포형(Semi-Distributed), 완전분포형(Fully-Distributed) 등 3가지 시나리오로 구분하고, MOSCEM에 의한 최적화를 수행하였다.

#### 3.2.1 초기값 (Benchmark)

모델의 초기 매개변수 값은 융설과 유출로 나뉘어 산정되었으며, 각 매개변수들은 집중형, 준분포형, 완전분포형 격자별 물리적 특성을 이용하여 산정하였다. 융설의 경우 Anderson(2006)은 격자별 물리적 특성과 에너지수지방정식을 이용해 Snow17을 위한 초기 매개변수 값을 산정해 왔는데, 본 연구에서는 자료 확보의 어려움으로 에너지 수지방정식을 제외한 물리적 특성만을 이용하여 초기 매개변수를 산정하였고. SAC-SMA 모델은 Zhang et al.(2011)이 토양수분, 토양형태, 식생, 그리고 토지이용 등을 이용하여 필요한 매개변수 값을 산정할 수 있는 방정식을 발표하였으며, 본 연구에서는 4가지 유형에 대한 초기값을 이용하였으며, Table 1과 2에 나타나 있다.

Table 1. The parameters of SNOW 17 Model to be calibrated in HL-RDHM

| Snow 17 | Description | Ranges | A Priori Parameter | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | T1 | T2 | T3 | T4 |
| SCF | Snow correction factor (dimensionless) | 0.50-1.50 | 1.05 | 1.05 | 1.05 | 1.05 |
| MFMAX | Maximum melt factor (mm oC-1 (6 h)-1) | 0.50-2.20 | 0.90 | 1.10 | 0.90 | 0.50 |
| MFMIN | Minimum melt factor (mm oC-1 (6 h)-1) | 0.05-0.60 | 0.50 | 0.05 | 0.05 | 0.45 |
| NMF | Maximum negative melt factor (mm hPa-1 (6 h)-1) | 0.05-0.50 | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.20 |
| UADJ | Wind function factor (mm hPa-1 (6 h)-1) | 0.02-0.20 | 0.02 | 0.02 | 0.02 | 0.02 |

Table 2. The parameters of SAC-SMA Model to be calibrated in HL-RDHM

| SAC-SMA | Description | Ranges | A Priori Parameter | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | T1 | T2 | T3 | T4 | T5 | T6 | T7 | T8 | T9 | T10 | T11 | T12 |
| UZTWM | Upper zone tension water capacity (mm) | 1.00-150.0 | 41.89 | 10.00 | 108.3 | 10.05 | 100.5 | 132.4 | 90.81 | 54.131 | 150.0 | 150.0 | 64.96 | 45.05 |
| UZFWM | Upper zone supplemental free water Capacity (mm) | 1.00-150.0 | 83.77 | 15.61 | 150.0 | 5.024 | 83.77 | 79.46 | 79.57 | 32.479 | 150.0 | 150.0 | 32.48 | 45.05 |
| UZK | Fractional daily upper zone free water withdrawal rate (mm/hr) | 0.10-0.50 | 0.500 | 0.500 | 0.500 | 0.130 | 0.357 | 0.255 | 0.318 | 0.200 | 0.357 | 0.500 | 0.130 | 0.310 |
| PCTIM | Minimum impervious area(decimal fraction) | 0.00-0.10 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 | 0.050 |
| ADIMP | Additional impervious area (decimal fraction) | 0.00-0.40 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 | 0.300 |
| ZPERC | Maximum percolation rate coefficient(dimensionless) | 1.00-250.00 | 21.52 | 21.52 | 21.52 | 56.58 | 32.12 | 40.52 | 29.05 | 41.434 | 24.98 | 24.66 | 56.58 | 25.68 |
| REXP | Percolation equation exponent(dimensionless) | 0.00-5.00 | 1.013 | 1.013 | 1.013 | 2.679 | 1.519 | 1.961 | 1.895 | 2.320 | 1.519 | 1.132 | 2.679 | 2.025 |
| LZTWM | Lower zone tension water capacity(mm) | 1.00-500.00 | 125.8 | 159.8 | 59.36 | 172.8 | 173.8 | 172.4 | 153.0 | 174.47 | 14.44 | 61.77 | 117.9 | 153.1 |
| LZFSM | Lower zone supplemental free water capacity(mm) | 1.00-1000.0 | 27.19 | 34.56 | 12.83 | 52.60 | 31.04 | 33.01 | 42.61 | 48.851 | 5.000 | 11.31 | 35.89 | 58.31 |
| LZFPM | Lower zone primary free water capacity(mm) | 1.00-1000.0 | 224.3 | 285.1 | 105.9 | 33.82 | 113.8 | 70.42 | 91.30 | 55.830 | 10.00 | 76.92 | 23.07 | 94.76 |
| LZSK | Fractional daily supplemental withdrawal rate(mm/hr) | 0.010-0.25 | 0.204 | 0.204 | 0.204 | 0.053 | 0.127 | 0.095 | 0.117 | 0.078 | 0.127 | 0.117 | 0.053 | 0.115 |
| LZPK | Fractional daily primary withdrawal rate(mm/hr) | 0.0001-0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 | 0.025 |
| PFREE | Fraction of percolated water going directly to lower zone free water storage (decimal fraction) | 0.00-0.60 | 0.108 | 0.108 | 0.108 | 0.600 | 0.214 | 0.319 | 0.318 | 0.467 | 0.214 | 0.128 | 0.600 | 0.381 |

### 3.2 최적화된 매개변수의 산정

MOSCEM은 가능한 매개변수 범위 내에서 가능해 집단(Feasible space)을 산정하고, 최적화 정도를 평가하기 위해 가능해 집단에서 관측값과 가장 가까운 매개변수 집단을 산정하였다 (Gupta et al., 1999). 매개변수 최적화 과정에서 관측값과 모의값의 차이는 오차함수의 하나인 RMSE를 사용하였고, 3개의 SNOTEL에서 산정된 융설량에 대한 RMSE의 평균을 사용하여 최적화를 수행하였다. Eq. 1은 오차함수 RMSE를 산정하는 방법을 보여주고 있다.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} \left( OBS_j - SIM_j \right) / n} \quad (1)$$

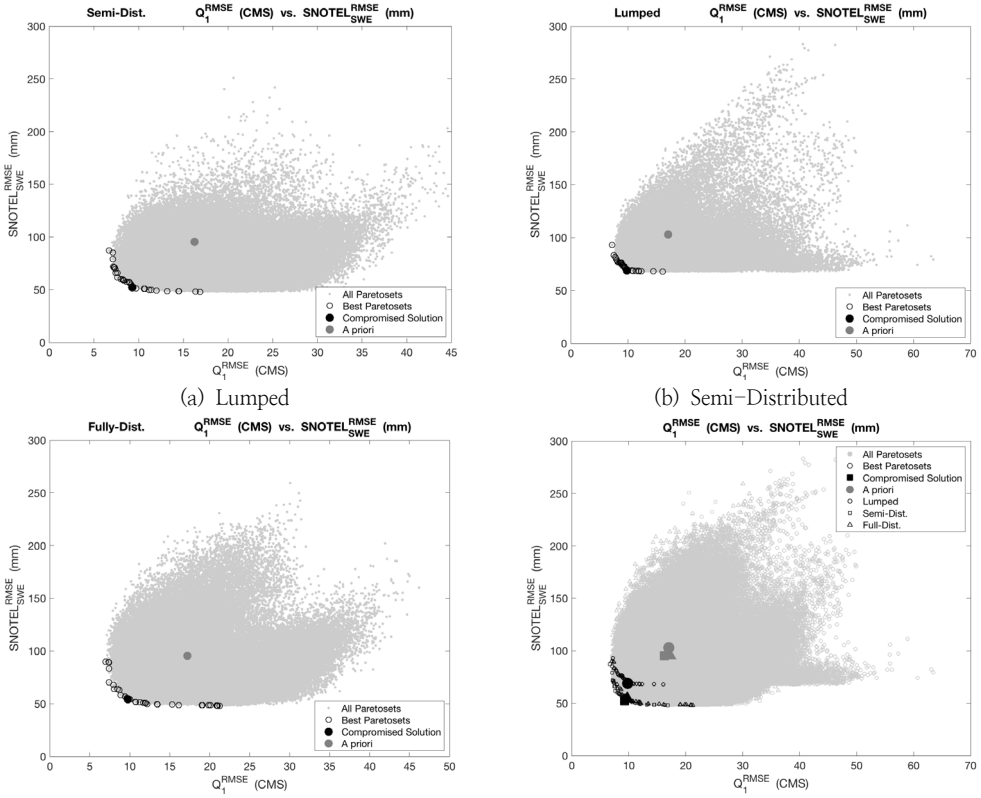
여기서, n은 관측값의 수를 나타내며, OBS와 SIM은 관측값과 모의 값이다.

## 4. 결 과

본 연구는 융설과 유출을 이용한 다중최적화기법을 통하여, 분포형 정도가 최적화에 어떠한 영향을 미치고 있는가를 알아보고자 한다. 본 절에서는 집중형, 준분포형, 완전분포형과 같은 분포형의 정도에 따라 산정된 최적해와 매개변수에 대해 분석해 보고, 최적화된 매개변수로 부터 산정된 융설량과 유출량의 시계열을 분석하여 최적화 결과를 평가해 보기로 한다. 또한, 최적화기법으로 산정된 매개변수들을 검증기간에 적용해 봄으로써 최적화의 적절성을 확인해 보고자 한다.

### 4.1 최적해와 매개변수

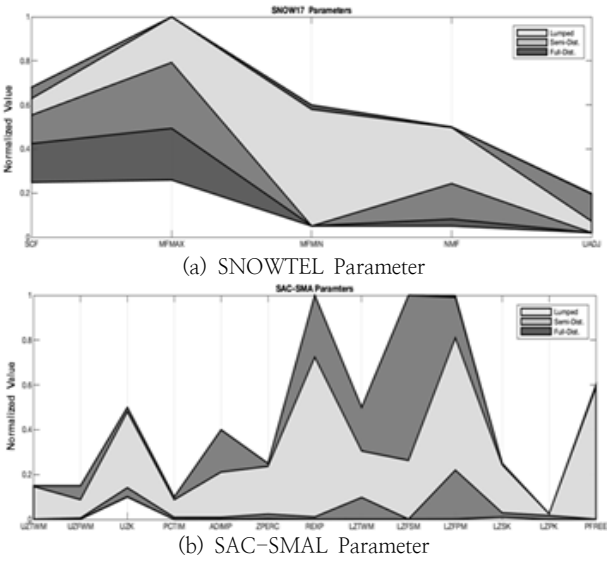
HL-RDHM 모델에서 융설과 유출에 관련된 매개변수들은 다중최적화기법의 하나인 MOSCEM과 함께 관측값과 가장 가까운 최적해와 최적화된 매개변수들을 산정하게 된다. Fig. 3은 집중형, 준분포형, 완전분포형 모형의 가능최적해 집단을 보여주고 있다. 특히, 회색 점으로 표시된 부분은 최적화과정에서 생성된 가능최적해(All Pareto Sets)로써, 모형의 최적화 시 융설과 유출이 동시에 개선되고 있음을 보여준다. 가능해로부터 관측점과 가장 가까운 최적해(Best Pareto Sets) 값은 검정색 원으로 표시되는데, 이 최적해 중 관측값으로부터 융설량과 유출량의 최소오차를 동시에 만족시키는 값을 절충최적해(Compromised Solution) 값으로 설정하였다. 또 최적화 성과를 평가하기 위해, 최적해 값과 절충최적해 값은 초기값 (A priori)과 비교 분석된다. Fig. 3(d)는 집중형, 준분포형, 완전분포형의 최적화로 부터 산정된 결과를 하나의 그림으로 보여주고 있다. 집중형의 결과는 원형으로 준분포형은 사각형, 그리고 완전분포형은 사각형으로 결과를 표시한다. Fig. 3(d)에서 볼 수 있듯이 MOSCEM을 통해 융설량과 유출량의 다중최적화를 실시한 후, 분포형의 정도에 상관없이 초기값으로




(a) Lumped (b) Semi-Distributed

(c) Full-Distributed (d) all Model

Fig. 3 Best Pareto Sets of Snowmelt and Runoff




(a) SNOWTEL Parameter

(b) SAC-SMAL Parameter

**Fig. 4.** Parameter Variation of Snowmelt and Water Balance Models by Model Complexity.

부터 모형이 개선되었음을 알 수 있다. 특히, 집중형보다는 준분포형과 완전분포형에서 더 좋은 성과를 보여주고 있음을 알 수 있으나, 준분포형과 완전분포형의 최적화의 성과는 크게 다르지 않음을 알 수 있다.

집중형, 준분포형, 완전분포형 등 분포형에 따라 매개변수 개수에 차이가 나며, 매개변수가 많을수록 분석에 어려움이 발생한다. 5개의 융설량 관련 매개변수와 13개의 유출량 관련 매개변수가 최적화되었지만, 분포형 정도에 따라 융설모델은 최대 20(=5개 변수 × 4 Types), 유출모델은 최대 156개(=13개 변수 × 12 Types)까지 증가한다.

Fig. 4에서는 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 분포형에 따른 매개변수의 변화 폭을 보여주고 있는데, 매개변수의 변화 폭이 클수록 불확실성이 커진다. 집중형 모형의 경우 융설과 유출에서 모두 매개변수의 불확실성이 준포형과 분포형에 비해 상대적으로 작음을 알 수 있지만, 준포형과 완전분포형의 경우 매개변수의 불확실성이 매우 유사함을 알 수 있다.

## 4.2 융설량 비교

3개의 SNOTEL지점 자료를 이용하여 융설량에 대한 분포형 정도에 따른 최적화 성과를 비교 분석하였다. 매개변수의 초기값으로 부터 계산된 초기해와 MOSCEM을 이용한 최적화 후 산정된 최적해와 절충최적해 값이 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 3가지 분포형을 대상으로 비교되었다.

Fig. 5 유역 내 3 개의 SNOTEL 지점 중 가장 상류에 위치한 Mineral (SNOTEL 629) 지점의 융설량 시계열 자료를 보여주고 있으며, 100%(Band)는 다중최적화를 통해 산정된 최적해(Best Pareto Sets) 영역, A Priori는 최적화 정도를 측정하기 위해 산정된 초기값, Comp.는 절충최적해를 나타낸다.

Fig. 5의 3가지 분포형에 대한 그림에서 좌측 상단에 표기된 RMSE 값 중 A Priori에 해당하는 값(Lump 모델의 경우는 116.307)은 최적화 모형을 적용하기 전의 값으로, 관측값과 초기값을 이용해 산정하였다. Comp.에 해당하는 RMSE (Lumped 모델의 경우 111.278)은 최적화 모형을 적용한 이후의 값으로써, 관측값과 절충최적해 값을 이용하여 산정하였다. 또 최적화 성과를 평가하기 위해, 최적해 그룹을 이용해 Band를 구성하고, 관측값 중 얼마나 많은 관측자료가 최적해 그룹 안에 포함되어 있는지 확인하였다.

유역의 최상류에 위치한 Mineral지점의 융설량은 분포형 정도와 상관없이 개선되고 있음을 알 수 있는데, 집중형은 초기해와 최적화된 절충최적해의 개선정도가 RSME 기준으로 약 4% 정도 개선되었고, 준분포형은 55%, 완전분포형의 경우 40% 이상의 개선 효과를 보였다. Fig. 6 우측에 나타나 있는 최적해 Band 내에 관측치가 포함된 정도를 살펴보면, 집중형의 경우 최적화후 산정된 최적해 그룹에 관측값의 약 23%가 포함되어 있으나, 준포형과 완전분포형은 약 45% 이상의 관측값을 포함하고 있는 것으로 산정된다.

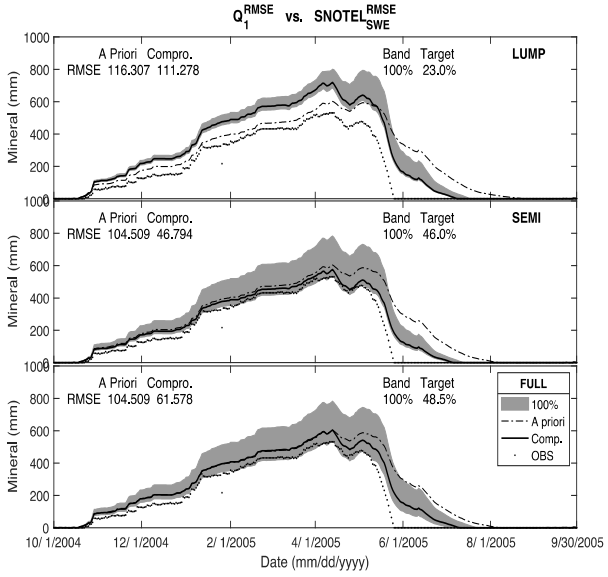



**Fig. 5.** Optimized Snowmelt at SNOTEL(Mineral) Station,

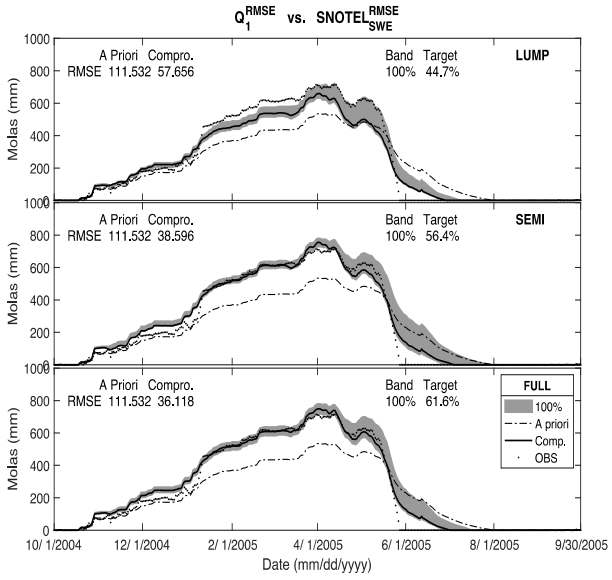



**Fig. 6.** Optimized Snowmelt at SNOTEL(Molas) Station.

Fig. 6은 중상류에 위치한 Molas(SNOTEL 632) Station의 융설량 시계열 자료를 보여주고 있다. Mineral 지점에서와 마찬가지로, 집중형모형은 다중최적화를 통하여 48%의 RMSE를 줄일 수 있었고, 약 45%의 관측값이 최적해 그룹 안에 위치해 있음을 확인 하였다. 준분포형과 완전분포형의 경우 RMSE 값이 65% 이상 개선되었으며, 각각 56%와 60% 이상의 관측값이 최적해 그룹 안에 포함되었다.

Fig. 7은 중류에 위치해 있는 Cascasde(SNOTEL 386) Station의 융설량에 대한 RMSE와 관측치가 최적해 그룹에 포함된 정도를 나타내고 있으며, 집중형, 준분포형, 완전분포형 모두 RMSE가 개선되었고, 최적해 그룹에 51%, 59%, 그리고 66% 이상을 포함되어 있는 것을 알 수 있다.

다중최적화기법인 MOSCEM을 분포형 정도에 따른 3가지 모형에 적용한 결과, 집중형 모형은 평균 35%의 융설량 오차가 개선되었으며, 약 40%의 관측값이 최적해 그룹에 포함되었다. 준분포형과 완전 분포형의 경우, 절충최적해를 통해 약 40%의 RMSE 값이 개선되었고, 50% 이상의 관측값이 최적해 그룹에 포함되었다.

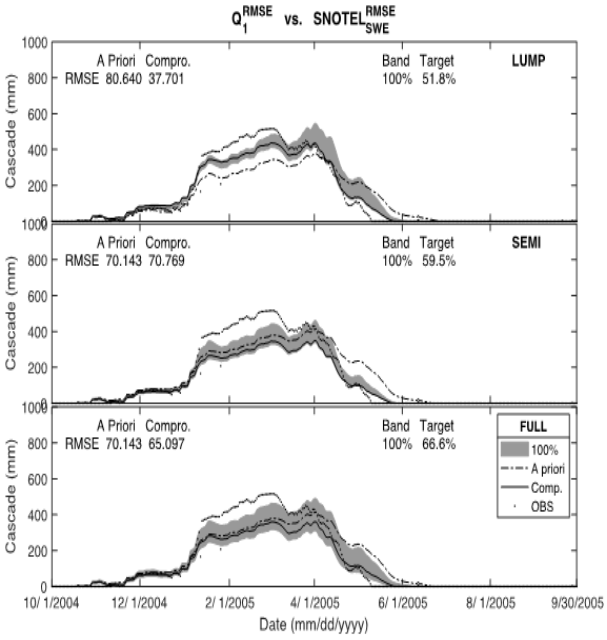



Fig. 7. Optimized Snowmelt at SNOTEL(Cascade) Station.

## 4.3 유출량 비교

융설과 마찬가지로 유역출구에 위치한 유량관측소를 대상으로, 분포형 정도에 따른 3가지 모델에 대하여 다중최적화기법을 적용하였으며, 최적화 정도를 평가하기 위하여 초기값, 최적해 그리고 절충최적해를 이용하였다.

Fig. 8은 융설과 유출을 동시에 고려한 다중최적화를 적용한 결과를 분포형 정도에 따른 3가지 모형에 대하여 나타내고 있다. Fig. 8을 살펴보면 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 분포형 정도에 상관없이 유출량에서 RMSE 값이 40% 이상을 개선되었음과 최적해 그룹에 관측값이 각각 58.9%, 57.8% 및 69.3%가 포함되었음을 알 수 있다.

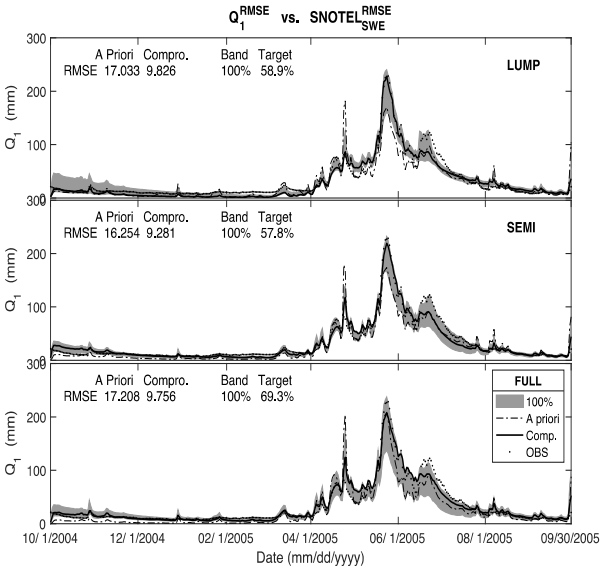



Fig. 8. Optimized Runoff Discharge at USGS Station located at River Mouse.

## 4.4 검증

분포형 정도에 따라 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 3가지 모형에 대하여 다중최적화를 실시하였고, 그 결과로 3가지 모형에 대하여 산정된 매개변수들을 검증하였다. 즉 3가지 모형에 대하여 산정된 최적 매개변수가 HL-RDHM 모형을 대표할 수 있는 매개변수로써 적절한 지 또는 최적해를 제공하는 지 여부를 판단하는 것이다. 검증에 사용된 자료기간은 2.2절에서 언급한 바와 같이 2001-2004년의 기상학적 자료와 3개 SNOTEL지점의 융설량 자료와 USGS 지점의 유출량 자료를 활용하였다.

Fig. 9는 3개의 SNOTEL 지점 중 가장 상류에 위치하고 있는 Mineral 지점의 검증 자료를 보여준다. 최적화로 산정된 최적매개변수를 이용하여 융설량을 산정한 결과 집중형의 경우

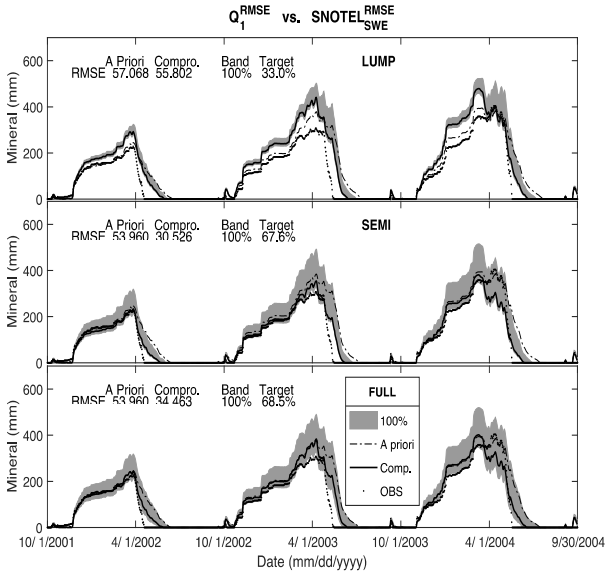



Fig. 9. Verification of Optimized Parameter at Mineral SNOTEL Station by Snowmelt Time Series.

초기값과 절충최적해 사이의 RMSE 값이 2% 개선되었고, 준분포형의 경우 43%, 분포형의 경우 36% 개선되었음을 확인할 수 있다. 또한, 최적해를 이용해 구성한 Band의 경우, 집중형의 경우 관측값의 33%를 포함하고 있으며, 준포형과 분포형의 경우 65% 이상을 포함하고 있는 것으로 확인되었다.

Fig. 10은 유역의 중상류에 위치하고 있는 Molas 지점의 융설량 검증 자료를 보여주고 있다. Mineral 지점과 마찬가지로 최적해와 절충최적해를 활용하여 최적매개변수 산정 결과를 검증해 보았다. 집중형의 경우 RMSE 값을 7% 향상 시켰으며, 최적해 Band로 관측값의 약 55%를 포함 하였다. 반면, 준포형과 완전분포형의 경우 RMSE 값을 15% 이상 개선하였고, 최적해 Band로 관측값의 45% 이상을 포함 하고 있음을 확인하였다.

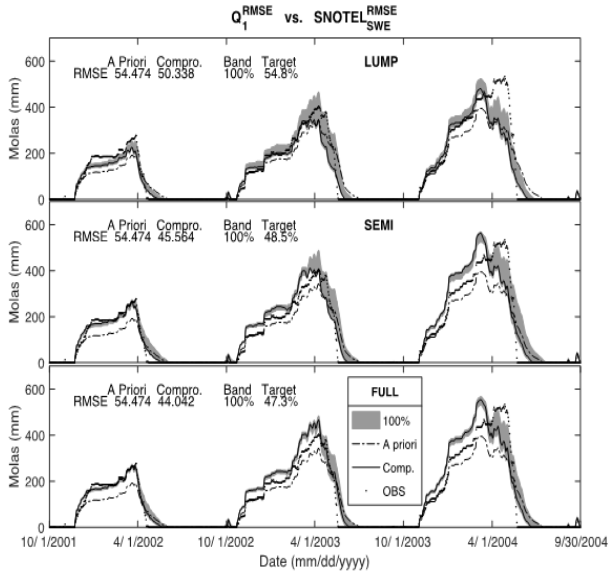



Fig. 10. Varification of Optimized Parameter at Molas SNOTEL Station by Snowmelt Time Series.

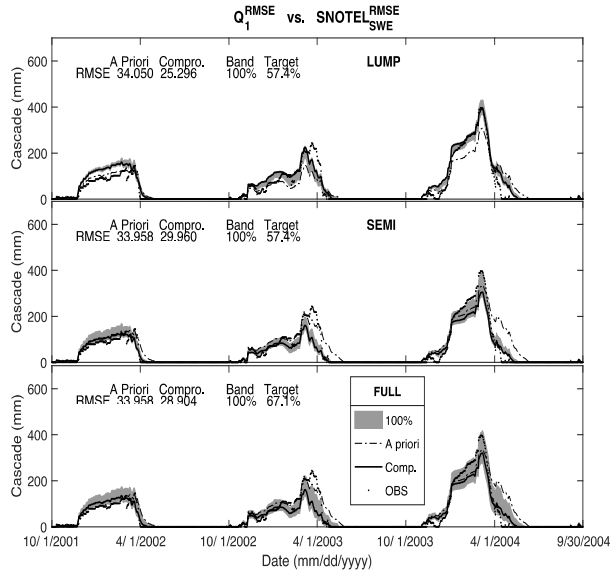



Fig. 11. Varification of Optimized Parameter at Cascade SNOTEL Station by Snowmelt Time Series.

마지막으로 Fig. 11은 3개의 SNOTEL 지점 중 유역의 중류에 위치한 Cascade지점의 융설량 자료 검증에 대해 보여주고 있다. 집중형의 경우 초기값으로부터 RMSE 값을 25% 개선하였으며, 최적해의 Band로 관측값의 57%를 포함하고 있다. 준포형과 완전분포형, 또한 RMSE 값의 10% 이상을 개선하고 있으며, 최적해 Band로 관측값의 최대 67%까지 포함하고 있다.

Fig. 9, 10과 11에서 알 수 있듯이, 융설과 유출을 이용한 다중최적화를 통하여 산정한 최적해는 HL-RDHM 모형의 융설모듈에서 최적 매개변수로써 활용할 수 있음을 확인할 수 있다.

융설량과 마찬가지 방법으로 유출량에서도 최적화에 대한 검증을 실시하였다. Fig. 12는 유출량에 대한 최적화 검증을 보여준다. 집중형, 준포형, 완전분포형의 분포형 정도에 상관없이 초기값으로부터 절충최적해의 RMSE를 최대 20%까지 개선하고 있음을 확인할 수 있고, 최적해로 부터 산정된 Band로 관측값의 최대 65%까지 포함하고 있음을 확인할 수 있다. 이로써, 융설과 유출을 이용한 다중최적화 기법인 MOSCEM을 통하여 산정된 최적해 값이 HL-RDHM 모형의 물수지 모듈을 대표하는데 문제가 없음을 보여주었다.

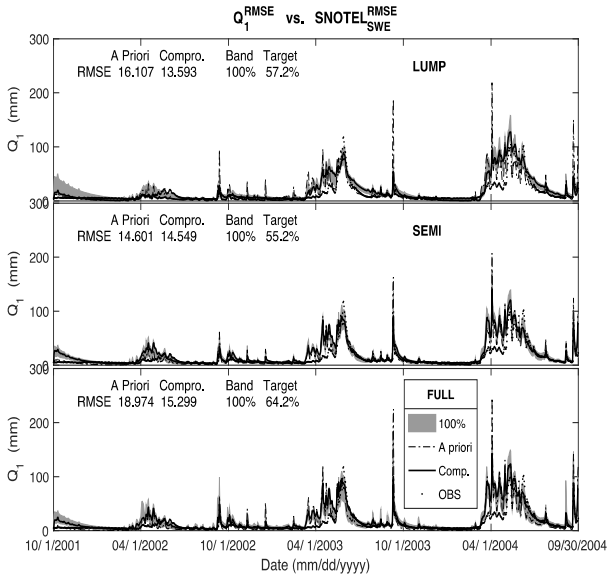



Fig. 12. Verification of Optimized Parameter at USGS Station by Runoff Time Series.

## 5. 결 론

본 연구는 지리정보시스템과 컴퓨터의 도움으로, 지속적으로 발전하고 있는 분포형 수문모형의 복잡성 정도에 대한 모형의 정확도를 평가하기 위하여 수행되었다. 즉, 분포형 정도가 최적화에 의해 산정된 최적해 값에 어떠한 영향을 미치고 있는 지를 평가하였다. 융설량과 유출량관계를 동시에 모의할 수 있는 분포형 모델인 HL-RDHM 모델을 분포형 정도에 따라 집중형(Lumpted), 준분포형(Semi-Distributed), 완전분포

형(Full-Distributed)로 구분하고 융설량과 유출량에 관계된 매개변수들을 대상으로 다중최적화기법인 MOSCEM을 이용하여 최적화하였다.

융설량과 관련하여 격자별로 5개 매개변수와 유출량에 대하여서는 격자별 13개 매개변수를 선정하였고, 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 3가지 모형에 대하여 매개변수 최적화를 실시하였으며, 결론은 다음과 같다.

융설량과 유출량을 동시에 최적화한 다중최적화기법을 이용하여, 집중형, 준분포형, 완전분포형 등 3가지 분포형 모형에 대하여 최적화를 수행하였다. 본 연구에서 다중최적화기법을 통하여, 집중형의 경우 융설량에서 평균 35%의 RMSE 값을 개선할 수 있었고, 유출량에서 약 42%를 개선하였다. 준분포형과 완전분포형의 경우는 융설량에서 평균 40%, 유출량에서 약 43%의 RMSE 값이 향상되었다. 다중최적화기법을 이용하면 분포형 정도에 관계없이 분포형 모형을 최적화 할 수 있음을 알 수 있으며, 집중형보다는 준분포형이나 완전분포형 같이 복잡한 분포형 모형일수록 다중최적화기법이 효율적임을 알 수 있다.

융설량에 대한 최적화에서 분포형 정도에 따른 모형의 민감도가 더 높은 것을 확인하였다. 유출량의 경우 분포형의 정도에 상관없이 RMSE 값이 40% 이상 개선됨을 확인할 수 있었고, 분포형 정도에 따라 RMSE의 개선 정도가 최대 5%에 불과하였다. 하지만, 융설량의 경우 분포형의 정도 또는 SNOTEL 지점에 따라 RMSE 값의 개선 정도가 최소 17%에서 최대 53%까지 차이가 나고 있다. 이것은 융설과 유출을 동시에 고려한 다변량 수문모형 최적화시 유출량 보다는 융설량의 결과가 더욱 민감함을 보여준다.

최적해와 절충최적해 개념은 다중최적화기법에 있어서 유용하게 활용될 수 있음을 확인하였다. 최적해 개념을 통하여 불확실성을 내포하고 있는 다중최적화의 특성을 고려하여 결과분석이 가능하다.

## 사 사

이 논문은 2018~2020년도 경남과학기술대학교 대학회계 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

## Reference

Ajami, K. N., Gupta, H., Wagener, T., and Sorooshian, S. (2004). "Calibration of a Semi-Distributed Hydrologic Model for Streamflow Estimation along a River System." Journal of Hydrology, 298, pp. 112-135

Anderson, E. A. (1973) "National Weather Service River Forecast System-snow accumulation and ablation model." NOAA Technical Memorandum NWS HYDRO-17, 217

Anderson, E. A. (2006) "Snow accumulation and ablation model: NWSRFS (National Weather Service River Forecast System) Snow17 Snow Model." in User Manual for Release 81

Burnash, R. J. C., 1995, The NWS river forecast system - catchment modeling. In: Singh, V.P. (Ed.), Computer Models of Watershed Hydrology." Water Resources Publications, Littleton, Colorado, USA, pp. 311-366

Das, T., Bardossy, A., Zehe, E., and He, Y. (2008) "Comparison of Conceptual Model Performance using Different Representations of Spatial Variability, J. Hydrol., 356, pp. 106-118

Entin, J., Robock, A., Vinnikov, K.Y., Qiu, S., Zabelin, V., Liu, S., Namkhai, A., and Adyasuren, T. (1999) "Evaluation of Global Soil Wetness Project soil moisture simulations." J. Meteorolo. Soc., Japan, 77, 183-198.

Gupta, H. V., Bastidas, L. A., Sorooshian, S., Shuttleworth, W. J., and Yang, Z. L. (1999) "Parameter estimation of a land surface scheme using multicriteria methods." Journal of Geophysical Research, 104, D16, pp. 19,491-19,503

Isenstein, M., E., Wi, S., Yang, E. C. Y., and Brown, C. (2015) "Calibration of a Distributed Hydrologic Model using Streamflow and Remote Sensing Snow Data." World Environmental and Water Resources Congress, ASCE 2015

Kim and Kim(2019), An Optimization of distributed Hydrologic Model using Multi-Objective Optimization Method, Journal of Wetlands Research, Vol. 21, No. 1, pp. 001-008

Rajib, A., M., Merwade, V., and Yu, Z. (2016) "Multi-objective Calibration of a Hydrologic Model using Spatially Distributed Remotely Sensed/In-situ Soil Moisture." Journal of Hydrology, 536, pp. 192-207

Reed, S., Koren, V., Smith, M., Zhang, Z., Moreda, F., Seo, D.-J., and DMIP Participants (2004) "Overall distributed model intercomparison project results." Journal of Hydrology, 298, pp. 27-60

Reed, S., Maidment, D. R. (1999) "Coordinate transformations for using NEXRAD data in GIS-based hydrologic modeling." Journal of Hydrologic Engineering, 4, pp. 174-183

Robock, A., Luo, L., Wood, E.F., Wen, F., Mictell, K.E., Houser, P.R., Schaake, J.C., Lohmann, D., Cosgrove, B., Sheffield, J., Duan, Q., Higgins, R.W., Pinker, E.T., Tarpley, J.D., Basara, J.B., Crawford, K.C. (2003) "Evaluation of the North American Land Data Assimilation System over the southern Great Plains during warm season." J. Geophys. Res. 108 (D22), 8846. http://dx.doi.org/10.1029/2002JD003245.

Smith, M., Seo, D.-J., Koren, V., Reed, S. M., Zhang, Z., Duan, Q., Moreda, F., and Cong, S. (2004) "The distributed model intercomparison project (DMIP): Motivation and experiment design." Journal of Hydrology, 298, pp. 4-26

Srinivasan, G., Robock, A., Entin, J.K., Luo, L., Vinnikov, K.Ya., and Viterbo, P. (2000) "Soil moisture simulations in revised AMIP models." J. Geophys. Res., 105 (D21),

26 635-26 644.

Vrugt, J. A., Gupta, H. V., Bouten, W., and Sorroshian, S. (2003a) "A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters." Water Resources Research, 39(8), 1201, doi:10.1029/2002WR001642

Vrugt, J. A., Gupta, H. V., Bastidas, L., Bouten, W., and Sorooshian, S. (2003b) "Effective and efficient algorithm for multi-objective optimization of hydrologic models." Water Resources Research, 39, 1214, doi:10.1029/2002WR001746

Zhang, Y., Z. Zhang, S. Reed, and Koren, V. (2011) "An enhanced and automated approach for deriving a priori SAC-SMA parameters from the soil survey geographic dataset." Computers & Geosciences, 37, pp. 219-231