

다중최적화기법을 이용한 분포형 수문모형의 최적화

김정호·김태균**

Cooperative Institute for Research in the Atmosphere (CIRA), Colorado State University

*경남과학기술대학교 조경학과

An Optimization of distributed Hydrologic Model using Multi-Objective Optimization Method

Jungho Kim·Taegyun Kim**

Cooperative Institute for Research in the Atmosphere (CIRA), Colorado State University

*Department of Landscape Architecture, Gyeongnam National Univ. of Science & Tech.

(Received : 02 November 2018, Revised: 15 January 2019, Accepted: 15 January 2019)

요약

본 연구에서는 다중최적화기법을 이용하여 2가지 수문학적 과정을 통하여 유출량을 산정하는 수문모형의 모형 최적화를 시도하였으며, 수문모형으로는 용설량과 유출량을 동시에 산정할 수 있는 분포형 수문모형인 HL-RDHM을 이용하였다. 대상유역으로는 용설량 자료를 수집할 수 있는 미국 콜로라도의 Durango River 유역을 선정하였다. 다중최적화기법으로는 MOSCEM을 활용하였으며, 용설과 관련된 매개변수 5개와 유출에 관련된 매개변수 13개를 선정하여 매개변수 보정과 수문모형 최적화를 시도하였다. 모형 최적화를 위해 2004 - 2005년의 자료가 활용되었고, 2001 - 2004년 자료를 이용하여 검증하였다. 용설량과 유출량을 동시에 최적화함으로써 RMSE 기준으로, 3개의 SNOTEL 지점에서 초기해에 의한 모의치 보다 7% - 40%까지 RMSE 오차를 줄일 수 있었고, 유출구의 USGS 관측점에서 초기해에 비해 약 40% 값이 개선됨을 확인하였다.

핵심용어 : 분포형모형, 다중최적화기법, MOSCEM, 용설, 변수보정

Abstract

In this study, the multi-objective optimization method is attempted to optimize the hydrological model to estimate the runoff through two hydrological processes. HL-RDHM, a distributed hydrological model that can simultaneously estimate the amount of snowfall and runoff, was used as the distributed hydrological model. The Durango River basin in Colorado, USA, was selected as the watershed. MOSCEM was used as a multi-objective optimization method and parameter calibration and hydrologic model optimization were tried by selecting 5 parameters related to snow melting and 13 parameters related to runoff. Data from 2004 to 2005 were used to optimize the model and verified using data from 2001 to 2004. By optimizing both the amount of snow and the amount of runoff, the RMSE error can be reduced from 7% to 40% of the simulation value based on the initial solution at three SNOTEL points based on the RMSE. The USGS observation point of the outflow is improved about 40%.

Key words : distributed model, multi-objective optimization, MOSCEM, snow modeling, parameter estimation

1. 서 론

수문모형을 적용하기 위해서는 모형의 매개변수 보정(calibration)과 검증(validation) 작업이 필수적이다. 컴퓨터 성능의 급격한 향상과, 방대한 양의 수문학적 데이터 수집 기술의 발전은, 집중형(lumped) 수문모형에서 분포형(distributed) 수문모형의 발전으로 이어지게 되었다. 이러한 발전은 다양한 수문

학적 변수들, 즉 용설(snowmelt; Franz and Karsten, 2013; Isenstein et al., 2015), 토양수분(Rajib et al., 2016; Thorstensen et al., 2016), 유량(Ajami et al., 2004; Smith et al., 2004; Wi et al., 2015) 등에 대한 연구와 더불어 더 정확한 매개변수 보정과 검증이 가능하도록 하였다.

많은 수문학자들은 DMIP(Distributed Model Intercomparison Project)를 통하여 분포형 수문모형의 최적화 평가와 검증에 대한 연구를 진행해 왔다. Smith 등 (2004)은 12개의 수문모형을 선택하여, 집중형과 분포형으로 모형을 구성한 후, 유출량 모의를 통해 모형의 결과를 평가 분석하였다.

DMIP에 참가했던 다른 연구자들은 충분하지 않은 자료와 최적화기법(Optimization Technique)을 이용하여 매개변수

* To whom correspondence should be addressed.
Department of Landscape Architecture, Gyeongnam National Univ. of Science & Tech.
E-mail: tgkim@gntech.ac.kr

보정과 이를 통한 유출량 최적화를 달성할 수 있음을 밝혔다 (Ajami et al., 2004; Reed et al., 2004). 또 수문학적 정보가 많을수록 분포형 수문모형의 최적화가 효율적임을 보여주었다 (Smith et al., 2012a; 2012b).

Gupta et al.(1998)은 Land Surface Model의 매개변수 보정을 위하여 단일목적최적화기법(single-objective optimization method)보다 효율적인 다중최적화기법(multi-objective optimization method)을 소개하였고, 다중최적화기법을 이용하여 물리학적 으로 측정이 어렵거나 불가능한 매개변수를 산정하여, 수문학적 모형의 정확성을 향상시키고자 하였다. 특히, 지표와 대기의 상호작용으로 이루어지는 Land Surface Model은 더욱 복잡한 매개변수 간 물리학적 상호관계로 구성된다. Gupta et al.(1999)은 다양한 매개변수로 구성된 Land Surface Model에 다중최적화기법을 적용하여, 물리학적으로 타당한 매개변수의 범위를 산정함으로써, 다중최적화 기법의 효용성을 입증하였다. 국내에서는 다중최적화기법과 관련하여 강우-유사-유출 예측을 강우-유사, 강우-유출관계 모형을 동시에 최적화하는 기법을 모색(Lee et al. 2010) 하였고, 다목적 유전자알고리즘을 이용하여 Tank 모형의 매개변수를 최적화한 연구(Kim et al., 2007)가 있다.

본 연구에서는 HL-RDHM모형의 용설과 물수지에 관련된 매개변수들을 다중최적화기법을 이용하여 매개변수를 보정하고, 용설량과 유출량의 모의치와 관측치를 비교하여 다중최적화기법에 의한 매개변수 산정결과를 분석하고자 한다.

2. 수문모형과 대상지역

2.1 HL-RDHM

HL-RDHM 모형은 용설모듈과 물수지모듈로 구성되어 있다. 용설모듈은 Anderson(1973)에 의해 개발된 Snow17 모형을 사용하고 있다. Snow17 모형은 적설과 제설을 모의하기 위한 개념적인 모형으로 강수량, 기온, 증발산량을 입력자료로 하고, 이로부터 강수와 용설의 총량을 계산하거나 눈으로부터 발생하는 유출량을 계산한다. Snow17 모형의 매개변수는 에너지 수지(Energy Balance)를 이용하여 산정할 수 있다.

물수지모듈은 SAC-SMA(Sacramento Soil Moisture Accounting; Burnash, 1995)를 이용한다. SAC-SMA 모형은 크게 상층부와 하층부의 2개의 층으로 나뉘어져 있으며, 상층부는 상대적으로 얇은 층으로, 증발산 수요량을 공급하기 위해 수분을 저장한다. 하층부는 상대적으로 두꺼운 층으로 구성되며, 주로 기저유출에 관여한다. 상층부와 하층부의 상호작용을 통해 물의 흐름을 산정하고, 저류량이 포화상태에 도달하여 더 이상 수분을 저장할 수 없을 때 유출이 발생된다.

본 연구에서는 Snow17과 SAC-SMA 모형을 4km HRAP(Hydrologic Rainfall Analysis Project; Reed and Maidment, 1999) 격자망을 이용하여 분포형 모형으로 구성하였다(Koren et al., 2004). 각 격자망에서 Snow17을 이용하여 용설량과 강수량을 산정하고, 이 값들은 SAC-SMA의 입력값이 되어 초과강우량을 산정하게 된다. 각 격자에서 산정된 초

과강우량은 추적(routing)을 통하여 유역출구로 이동하게 되고, 유역출구에서 유출량을 산정 할 수 있게 된다.

2.2 대상유역

대상유역으로는 미국 콜로라도주 위치한 Durango river 유역을 선정하였다. 이 유역의 대부분은 산악지역으로 양질의 용설량과 유출량 자료를 보유하고 있다. 유역은 급경사지로 이루어져 있으며, 유역의 길이는 대략 97km, 고도는 2100-3900m로 고지대에 해당된다. 유역면적은 1842km²이며, 침엽수와 활엽수가 함께 공존하는 자연림으로, 토양은 사질양토로 분류된다. 유역출구에는 USGS 유량관측소(USGS 09361500)가 위치해 있으며, 3개 지점의 SNOTEL(Snow Telemetry)가 위치하고 있다. 3개의 SNOTEL은 Durango River의 상류로부터 각각 Mineral Creek(Site No. 629), Molas Lake(Site No. 632), 그리고 Cascade(Site No. 386)이다. 각 SNOTEL의 측정소는 해발 3060m, 3200m, 그리고 2700m의 상대적으로 눈 측정에 유리한 넓은 평지에 자리를 잡고 있다. 유역은 총 108개의 4km HRAP 격자망으로 구성하였으며, Fig. 1은 HRAP 격자망과 USGS 유량관측소, SNOTEL의 위치를 보여주고 있다. 본 연구에서는 HRAP 격자로 구성된 강우자료를 이용하게 되므로, Fig. 1에서 볼 수 있듯이 HRAP 격자 중 회색으로 표시된 부분은 모의 단계에서 제외된다.

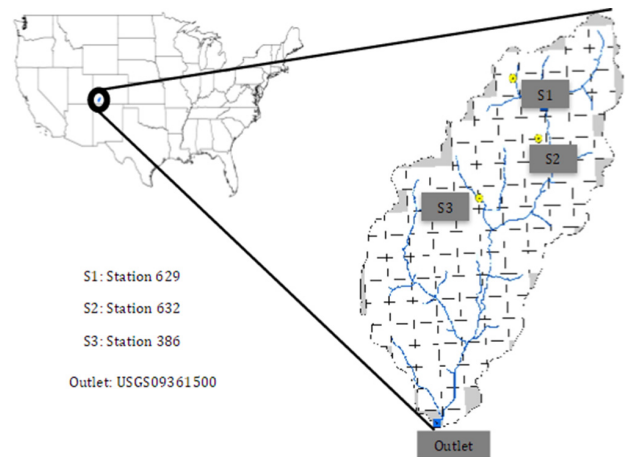


Fig. 1. The Durango River Basin, Colorado and grids

2.3 자료 수집

HL-RDHM을 모의하기 위한 자료는 격자별 강수량, 기온, 증발산량으로, U.S NWS(www.cbrfc.noaa.gov/outgoing/)에서 수집하였으며, 4km HRAP 격자로 6시간마다 제공되는 강우와 기온 자료를 이용하였다. 강우와 기온에 비해 증발량의 격자망 자료는 산정하기가 쉽지 않은 데, 본 연구에서는 미연방 기상청에서 제공하는 자유수면증발량(free surface evaporation) 자료를 이용하였다.

유출량은 유역출구에 위치한 USGS 09361500 관측점 자료를, 용설량은 유역내 3개의 SNOTEL에서 관측된 SWE(Snow Water Equivalent) 값을 수집하였다. USGS는 홈페이지를 통

해 매시간 유량 관측값을 제공하고 있으며, National Snow and Ice Data Center는 홈페이지를 통해 매시간 SNOTEL 관측값을 제공하고 있다. 6시간마다 HL-RDHM을 통해 모의된 용설량과 유출량은 시간적 변동성에서 오는 오차를 최소화하기 위해, 일평균값으로 환산하여 관측값과 비교하였다(Robock et al., 1998, 2003). 수집된 자료기간은 2001-2005년 자료이며, 매개변수 보정을 위하여 2004-2005년의 자료를 이용하였고, 2001-2004년 자료를 이용하여 산정된 모의치와 관측치를 비교하였다.

2.4 최적화 알고리즘

본 연구에서는 다중최적화기법중 MOSCEM(Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis Algorithm; Vrugt et al., 2003b)을 이용하여 용설량과 유출량을 최적화하였다. 다중최적화기법은 다양한 수문학적 변수들을 동시에 최적화 과정을 수행할 수 있는 방법으로써, 단변량최적화기법보다 효율적인 것으로 알려져 있다(Gupta et al., 1999).

MOSCEM Algorithm은 기본적으로 Shuffled Complex Evolution Metropolis Algorithm을 이용하며(Vrugt et al., 2003a), SCEM은 Bayesian 구조를 바탕으로 Markov Chain Monte Carlo 접근법을 사용해 매개변수를 산정하게 된다. 특히, MOSCEM은 매개변수의 가능 해 공간(Feasible search space)으로부터 산정된 Pareto set 값을 관측값과 가장 유사한 매개변수조합으로 만들어 Best Pareto set(dominant parameter concept)을 구성한다 (Gupta et al., 1999). 본 연구에서는 Snow17과 SAC-SMA모형의 초기 매개변수로부터 개선된 매개변수 집단을 찾아 Pareto set을 구성하고, 관측값과 가장 유사한 Best Pareto set을 결정하여, 모형의 매개변수 보정과 결과치의 최적화 여부와 검증에 이용하기로 한다. Fig. 2는 2개의 수문학적 변수를 이용, MOSCEM을 통해 산정된 Pareto set으로써, 회색점들은 매개변수의 가능해 공간으로부터 계산된 Pareto set을 표시하고 있다. 산정된 Pareto set은 Dominant

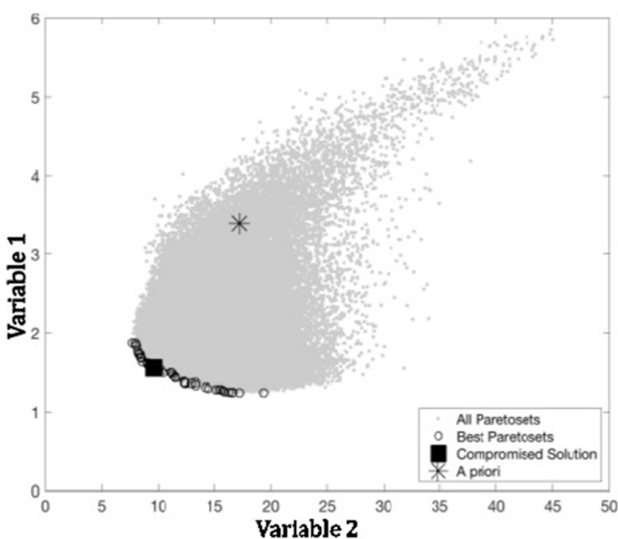


Fig. 2. Example of MOSCEM Algorithm by 2 variables

parameter concept을 통하여, 검정색 원으로 표시된 Best pareto set으로 선발되게 된다. 최적화의 평가와 검증을 용이하게 만들기 위해, 본 연구에서는 사각점으로 표시된 Compromised Solution과 별점으로 표시된 초기해를 산정하였다. 초기해와 Compromised Solution에 대한 자세한 설명은 4장에서 언급하기로 한다.

3. 연구방법

분포형 모형의 최적화에서 가장 다루기 어려운 부분 중 하나는 최적화할 매개변수의 수에 관련된 문제이며, 모형의 분포형 정도에 따라 최적화되어야 하는 매개변수의 수는 급격하게 증가하게 되고(Wi et al., 2015), 이는 시간과 결과에 직접적인 영향을 미치므로 다양한 접근법이 필요하다.

본 연구에서는 최적화될 매개변수의 수를 줄이기 위하여, 3가지 방법을 적용하였다. 먼저 기존 민감도 분석을 바탕으로 Snow17과 SAC-SMA모형의 주요 매개변수 5개와 13개를 선정하였다. 두번째로, 계산치의 초기 불확실성을 줄이기 위해, 기존 연구결과를 통해 매개변수의 가능 해(feasible solution) 조합을 결정하였다(Koren et al., 2003; Anderson, 2006; Zhang et al., 2011; Franz and Karsten, 2013). 마지막으로 본 연구에서는 분포형 모형의 복잡성(Distributed model complexity)을 감소시킴으로써, 최적화될 매개변수의 수를 줄여나갈 수 있게 하였다.

앞서 2.2절에서 언급한 바와 같이, 대상 유역은 총 108개의 4km HRAP 격자로 구성되어 있다. 만약, 108개의 HRAP 격자 하나의 단위격자로 처리가 된다면, 모형의 복잡성을 줄일 수 있으나, 집중형 모형(Lumped model)과 유사한 구조가 된다. 반면, 108개의 HRAP 격자 각각에서 매개변수를 생산하게 된다면, 총 1944(=108cells×(5 SNOW17 매개변수 + 13 SAC-SMA 매개변수))개의 매개변수가 최적화되어야 한다. 이것은 모형의 복잡성을 증가시켜, 최적화를 위한 계산 시간을 증가시킬 뿐만 아니라, 최적화 결과의 정확성을 보장할 수 없게 된다.

본 연구에서는 토양형(Soil type)과 토지표면상태(Land cover) 등 물리적으로 유사한 특징을 가지고 있는 격자를 하나의 격자로 처리함으로써, 최적화될 매개변수의 수를 감소시켰다. 토양형과 토지이용도는 USDA에서 제공하는 SSURGO 자료 (Effland et al., 2006)와 National Land Cover Data (NLCD 2011,

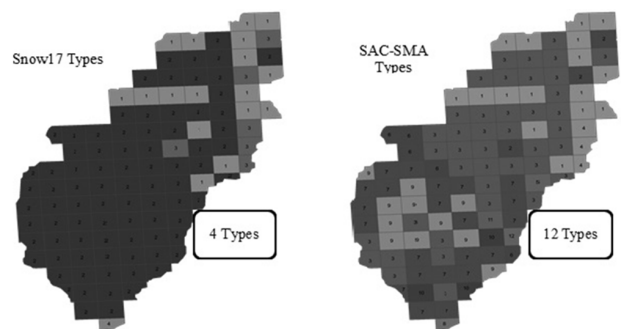


Fig. 3. The parameterization for model parameters using soil type and land use

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-SEA 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

Homer et al., 2011)를 이용하여 산정하였다. Fig. 3에서 알 수 있듯이, 본 연구에서는 Snow17을 위해 4개의 단위격자와 SAC-SMA를 위해 12개의 단위격자로 대상유역을 구성하였다.

Table 1과 2는 SNOW17, SAC-SMA에서 최적화되는 매개변수와 매개변수의 가능 해 공간의 범위, 그리고 각 격자별 초기해를 보여주고 있다. HL-RDHM은 Table 1과 같이 각 매개변수와 함께 최적의 해를 찾게 된다. 매개변수의 정보와 함께 관측치에 정확하게 일치하는 용설량과 유출량의 모의는 불가능할지도 모르나, 용설과 유출량을 동시에 고려할 수 있는 분포형 수문모형의 최적화는 가능할 것으로 판단된다.

3.1 매개변수의 초기값

Snow17의 매개변수 초기 값(Anderson, 2006)은 유역의 물리적 특성과 에너지수지 방정식을 이용하여 산정해 왔지만, 본 연구에서는 자료수집이 어려워 에너지수지 방정식을 제외한 유역의 물리적 특성만을 이용하여 Snow17의 초기 매개변수 값을 산정하였다. 매개변수의 초기 값은 최적화 후 결과의 평가와 검증에 사용하기 위해 산정하는 것으로 위의 방법으로 산정된 초기 값은 기준점으로서의 역할로 충분하다고 판단된다.

SAC-SMA의 초기 매개변수 산정은 선행토양수분(Antecedent soil moisture), 수문학적 토양형(Hydrologic soil group), 식생, 그리고 토지이용을 이용하여 산정하였다(Zhang et al., 2011).

전술한 바와 같이 대상유역은 4개의 SNOW17 단위유역으로 나누어지고, 12개의 SAC-SMA 단위유역으로 구분된다. 각 단위구역은 그들이 가지고 있는 물리학적 특성에 따라 매개변수 초기해를 산정하였고, 그 결과가 Table 1에 나타나 있다.

3.2 매개변수 산정

유역의 USGS 관측점과 3개의 SNOTEL 관측점은 용설과 유출에 관련된 매개변수를 최적화 하는데 사용되었다. 다중최적화기법을 사용하여 HL-RDHM의 매개변수들은 가능해 집단 안에서 산정되었으며, Best Pareto set(Dominant parameter concept)을 이용하여 최상의 매개변수 집단을 계산하였다. 최적화의 목적함수는 관측치와 계산치의 RMSE가 최소가 되도록 하는 것으로 Eq. 식(3)과 같다. 유출량의 경우 관측점이 한 곳이므로 Eq. (1)과 같이 단순 오차를 사용하여 오차값을 산정하였으나, 용설량은 3개 관측지점을 이용하였으므로, Eq. (2)와 같이 3개 지점의 평균 오차를 산정하여 사용하였다.

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

$$RMSE = \sqrt{\sum_{j=1}^n rmse_j / N} \quad (2)$$

$$Min. (RMSE) \tag{3}$$

여기서, n은 관측값의 수, N은 관측지점의 수, OBS는 관측치, SIM은 계산치이다. RMSE는 용설 또는 유출의 관측치와 계산치의 오차를 나타낸다.

4. 다중최적화기법에 의한 최적화 분석

본 연구는 다중최적화기법을 이용하여 용설과 유출에 관련된 매개변수들을 동시에 최적화하여, 용설량과 유출량을 관계를 고려할 수 있는 최적해를 찾는 데 목적이 있으므로, 산정된 매개변수를 이용하여, 용설과 유출의 시계열을 분석하고, 결과를 평가하고자 한다. 또 검증기법 통하여 용설량과 유출량 관계를 이용한 다중최적화기법의 효용성에 대하여 살펴보고자 한다.

4.1 최적해와 매개변수

2.4절에서 언급한 바와 같이, 용설과 유출에 관련된 매개변수들은 MOSCEM을 이용하여 최적해인 Best ParetoSet으로 산정된다. Fig. 4는 MOSCEM을 이용하여 용설량과 유출량을 최적화한 결과를 보여주고 있다. 회색 점은 선발된 매개변수로부터 계산된 용설과 유출의 오차값을 나타낸다. 이 회색점들은 최적화 과정의 해로써, 매개변수의 가능해 집단에서 산정된 값이다. 최적화의 정도를 평가하기 위해 최적해인 Best ParetoSet (검정색 원)과, 용설량과 유출량의 결과를 동시에 만족시킬 수 있는 Compromised Solution(사각점) 개념을 도입하였다 (Gupta et al., 1999). 또한, 최적화의 정도를 평가하기 위해 비교 대상으로써, 초기 매개변수에서 산정된 초기해(별점)를 표기하여, 최적화의 정도를 평가할 수 있도록 하였다. 각각의 값들은 원점으로부터 직선거리(Euclidean Distance)를 산정하여, 최적화 정도를 평가하도록 하였다.

Fig. 5는 최적해로부터 산정된 SNOW17과 SAC-SMA 모형의 매개변수 변화를 보여준다. 선택된 5개의 SNOW17 매개변수와 13개의 SAC-SMA 매개변수는 각각의 변수에 따라 최저값과 최대값을 기준으로 정규화되었고, Fig. 5는 최적화된

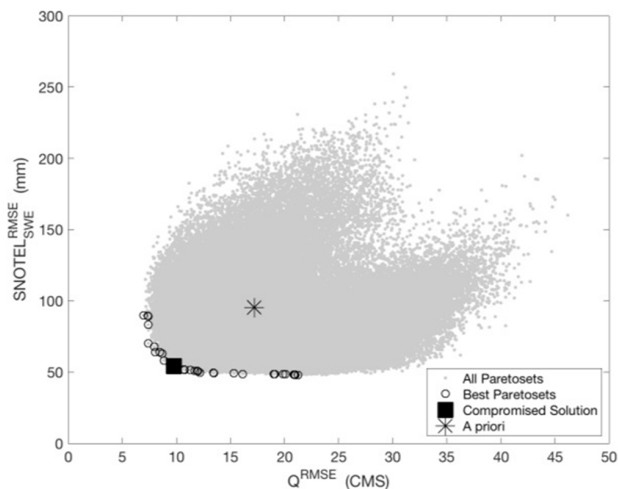


Fig. 4. The ParetoSets, the Best ParetoSet, Compromised Solution

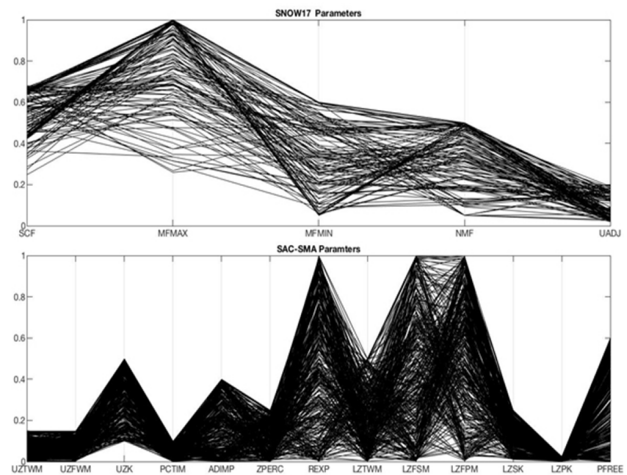


Fig. 5. The parameter estimations for snow and water balance components

매개변수들을 보여주고 있다. 분포형 모형의 매개변수에 관한 분석은 상대적으로 많은 노력이 필요로 한다. 본 연구에서는 분포형 모형의 다중최적화기법 결과 분석에 집중하고 있기 때문에, 매개변수에 관한 자세한 분석은 추후 계속되는 연구에서 다루고자 한다.

4.2 용설량

3개 SNOTEL지점 자료를 이용하여 용설의 최적화 정도를 초기해, Best ParetoSet과 Compromised Solution에 대하여 비교·분석하였다. Fig. 6은 최적화된 매개변수로부터 모의된 용설량의 시계열 자료를 보여주는데, 용설량과 유출을 동시에 최적화한 다중최적화를 통하여, 용설량의 모의 값이 관측값과 가까워졌음을 알 수 있다.

특히 초기해와 Compromised Solution으로부터 산정된 모의값과 관측값을 RMSE를 이용하여 비교하면 Compromised Solution으로 모의한 계산치가 초기해로 모의한 계산치보다 확연히 개선되었음을 알 수 있다.

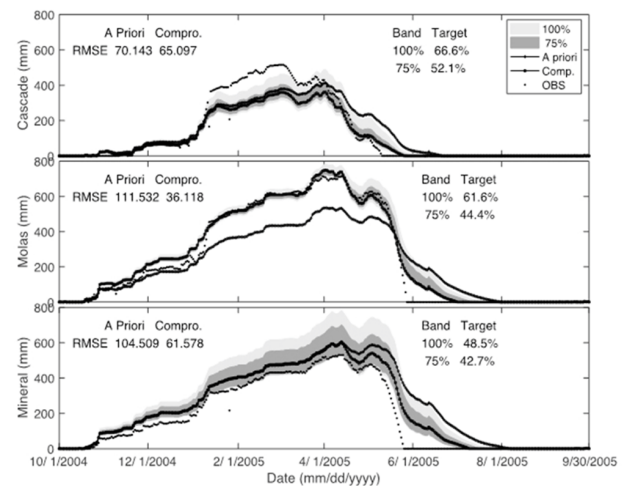


Fig. 6. The snow melt time-series measured at 3 SNOTEL stations for model calibration

대상유역 최상류에 위치한 Cascade지점은, 다중최적화기법을 통해 초기해로 모의된 계산치보다 Compromised Solution으로 모의된 계산치가 약 7%의 RMSE를 줄일 수 있었지만, 하류에 위치한 Mineral 지점의 경우, RSME가 40%정도 개선되었음을 알 수 있다. 유역의 중간에 위치하고 있는 Molas 지점은 Compromised Solution을 통해 65% 이상 RMSE를 줄였고, 관측값과 매우 유사한 경향성을 보여주었다.

또한, Molas와 Cascade 지점의 경우, Best Pareto에서 작은 불확실성을 보여주었을 뿐만 아니라, 관측값의 60% 이상을 포함함으로써, 다중최적화의 효율성을 보여주었다. 반면, Mineral 관측지점은 상대적으로 큰 불확실성을 가지면서, 최적화된 매개변수를 통해 산정된 용설량에서도 관측값과 일치시키는데 상대적으로 어려움을 보여주었다. 하지만, 3개의 SONTEL지점에서 다중최적화기법을 통해 산정된 용설량들은 전반적으로 관측값과 유사한 경향성을 보여주면서, 초기해로부터 상당히 개선된 최적화된 모의결과를 보여주었다.

4.3 유출량

용설량과 마찬가지로, 최적화 정도를 분석하기 위해 초기해, Best Pareto, 그리고 Compromised Solution을 산정하여 이용하였다.

Fig. 7은 MOSCEM을 이용한 다중최적화 이후 산정된 매개변수 Best Pareto로부터 산정된 유출량의 시계열 자료를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이, Best Pareto로부터 산정된 유출량의 시계열은 관측값의 대략 70%를 포함하고 있음을 알 수 있다. 특히, 관측값과 비교하여 오차를 계산한 RMSE 값이 초기해를 이용하여 모의한 계산치보다 Compromised Solution을 이용해 모의한 계산치가 약 40% 이상 개선됨을 보여주었다. 이를 통해, 용설량과 유출량을 동시에 이용한 다중최적화로 유출량의 개선이 가능함을 보여주었다.

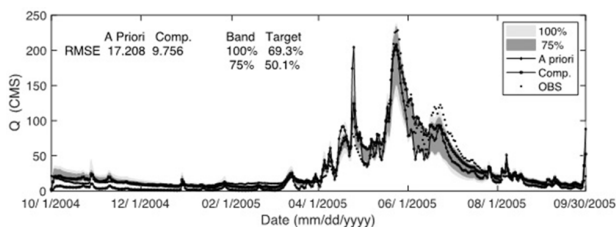


Fig. 7. The streamflow time-series measured at USGS station for model calibration

4.4 검증

4.3절에서는 다중최적화기법을 이용하여 HL-RDHM의 매개변수를 최적화하고, 최적화된 Best Pareto를 통하여 용설량과 유출량이 개선될 수 있음을 확인하였다. 여기서는 최적화된 Best Pareto가 HL-RDHM모형을 대표할 수 있는 매개변수로서 효용성이 있는지 검증해 보고자 한다. 모형 검증을 위해, 2001-2004년의 강수량, 기온, 증발산량과 용설량, 유출량의 관측값을 사용하였다.

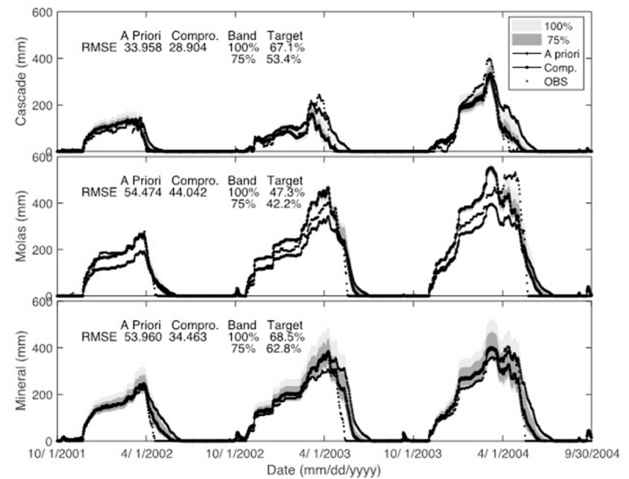


Fig. 8. The snow melt time-series measured at USGS station for model validation

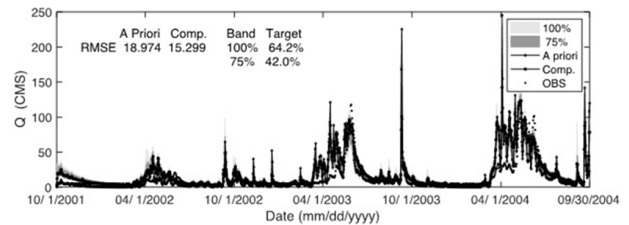


Fig. 9. The streamflow time-series measured at USGS station for model validation

Fig. 8과 Fig. 9는 3개의 SNOEL 관측점과 USGS 관측점의 용설량과 유출량 관측값을 바탕으로, Best Pareto로부터 모의된 계산치를 보여주고 있다. 모형 검증을 위해, 최적화 과정에서 사용했던 방법과 마찬가지로 초기해, Best Pareto, 그리고 Compromised Solution을 산정하여 비교·분석하였다. Fig. 8에서 볼 수 있듯이, 최적화된 Best Pareto에 의해 산정된 계산치들은 3 SNOTEL 관측값의 45% - 65% 이상을 포함시키고 있음을 알 수 있다. 또한, 3개 SNOTEL 지점 모두에서 초기값보다 개선된 RMSE 오차를 확인할 수 있었다.

동일한 방법으로, Fig. 9는 유출량에 관련된 모형 검증을 보여주고 있다. Fig. 9에서 최적화된 Best Pareto를 바탕으로 산정된 계산치들은 65%에 가까운 관측값들을 포함시키고 있으며, Compromised Solution을 이용해 산정한 RMSE 오차 값 역시 초기해에 의한 계산치에 비해 대략 20% 개선되었음을 알 수 있다. 결과적으로 다중최적화를 통해 산정된 Best Pareto는 용설량과 유출량을 모의하는데 있어 효율적임을 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 다중최적화기법을 이용하여 용설과 유출량 관계를 분석한 분포형 수문모형의 최적화를 시도하였다. HL-RDHM모형에서 용설과 관련된 5개 매개변수와 유출과 관련된 13개 매개변수를 선정하여 보정하고 모형을 최적화하

였다. 대상유역으로 미국 Durango River 유역의 총 5년간의 수문기상학적 자료와 용설/유출에 관련된 관측값을 수집하였다. 매개변수 보정 및 모형 최적화를 위해 2004 - 2005년 자료를, 검증을 위해 2001 - 2004년 자료를 활용하였으며, 연구의 결과는 다음과 같다.

다중최적화기법(MOSCEM)을 이용하여, 용설량과 유출량을 동시에 최적화하여 분포형 수문모형 모의에 활용할 수 있다. 오차함수 RMSE에 대하여 용설량의 7% - 40%, 유출량은 40% 정도 개선할 수 있었다. 또한, 다중최적화기법을 통해 산정된 매개변수를 이용한 모형 검증을 통해, 용설과 유출에서 모두 초기값보다 개선된 RMSE를 얻을 수 있었다.

Best Pareto와 Compromised Solution은 다중최적화 분석에 있어 매우 효율적으로 활용될 수 있다. 본 연구에서는 다중최적화기법을 적용한 모형 개선 여부를 판정하기 위하여 Best Pareto와 Compromised Solution이라는 개념을 도입하였다. 다중최적화의 특성상, 결과에 불확실성을 내포하고 있고, 그에 따라 결과 분석에 상대적으로 어려움이 있다. 하지만, Best Pareto와 Compromised Solution 개념의 도입으로 다중최적화 결과 분석을 보다 쉽게 확인할 수 있었다.

본 연구의 결론을 통해 다양한 수문학적 변수를 이용한 분포형 수문모형의 최적화가 가능할 수 있음을 확인하였다. 특히, 상호관계가 밀접한 유출량과 용설량을 동시에 최적화하여 매개변수를 산정할 수 있었으며, 향후 토양수분 등 유출량과 용설량 등과 밀접한 관련이 있는 수문학적 변수를 추가하여 최적화함으로써, 모형의 불확실성을 감소시키는데 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

분포형 모형에서 모형의 최적화를 위해 각 격자에서 생성되는 매개변수의 수를 격자의 물리적 특성에 따라 그룹을 형성하여 사용할 수 있다. 분포형 모형의 최적화에서 가장 풀이하기 어려운 점의 하나는 최적화되어 질 매개변수의 수를 결정하는 것이다. 최적화 되어질 매개변수의 수는 계산 시간과 결과에 많은 영향을 미치게 되므로, 다양한 접근 방법이 필요하다. 본 연구에서는 격자별 토지피복과 토양성분 등 물리적 특성을 바탕으로 격자를 그룹화하여 격자수를 줄여, 유역의 물리적 특성을 훼손하지 않으면서, 최적화의 계산 시간과 결과의 불확실성을 줄일 수 있도록 설계하였다. 이러한 방법은 앞으로 활용될 다중최적화기법에서 매우 유용하게 활용될 것으로 판단된다.

사 사

이 논문은 2017년도 경남과학기술대학교 대학회계 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

References

- 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*, Vol. 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
- Effland, W. R., D. Helms, H. Eswaran, P. Reich, S. Waltman and A. Yeh (2006) A Digital Collection of Selected Historical Publications on Soil Survey and Soil Classification in the United States of America”, Soil Survey Division, USDA Natural Resources Conservation Service, Washington, DC.
- Farnsworth, R. K. and Thompson, E. S. (1982) Mean monthly, seasonal, and annual pan evaporation for the United States. NOAA Technical Report NWS 34, National Oceanic and Atmospheric Administration, Washington, DC, p. 85.
- Franz, J. K., and Karsten, R., L. (2013) Calibration of a Distributed Snow Model using MODIS snow cover area data. *Journal of Hydrology*, Vol. 494, pp. 160-175
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., and Yapo, O., P. (1998) Toward Improved Calibration of Hydrologic Models: Multiple and Noncommensurable measures of Information. *WRR*, Vol. 34, No. 4, pp. 751-763
- 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*, Vol. 104, D16, pp. 19,491-19,503
- Homer, C. G., Dewitz, J. A., Yang, L., Jin, S., Danielson, P., Xian, G., Coulston, J., Herold, N. D., Wickham, J. D., and Megown, K. (2015) Completion of the 2011 National Land Cover Database for the Conterminous United States-Representing a decade of land cover change information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol., 81, No. 5, pp.345-354
- 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, T., Jung, I.W., Koo, B.Y., Bae, D.H. (2007), Optimization of Tank Model Parameters Using Multi-Objective Genetic Algorithm (I). *Journal of Korea Water Resource Association*, Vol. 40, No. 9, pp. 677-685
- Koren, V., Reed, S., Smith, M., Zhang, Z., and Seo, D.J. (2004) Hydrology laboratory research modeling system (HL-RMS) of the US national weather service. *Journal of Hydrology*, Vol. 298, pp. 112-135

- of Hydrology, Vol. 291, pp. 297–318.
- Lee, G.H., Yu, W.S., Jung, K.S., Cho, B.H. (2010) Assessment of Rainfall–sediment Yield–Runoff Prediction Uncertainty Using a Multi–objective Optimization Method”, Journal of Korea Water Resource Association, Vol. 43, No. 12, pp.1011–1027.
- 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, Vol. 536, pp. 192–207
- Reed, S., Maidment, D. R. (1999) Coordinate transformations for using NEXRAD data in GIS–based hydrologic modeling. Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 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. Vol. 108 (D22), 8846. <http://dx.doi.org/10.1029/2002JD003245>.
- Robock, A., Schlosser, C.A., Vinnikov, K.Ya., Speranskaya, N.A., Entin, J.K., Qiu, S. (1998) Evaluation of the AMIP soil moisture simulations. Global and Planetary Change 19, pp. 181–208.
- 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
- Smith, M., Koren, V., Reed, S. M., Zhang, Z., Zhang, Y., Moreda, F., Cui, Z., Mizukami, N., Anderson, E. A., and Cosgrove, B. A. (2012a) The distributed model intercomparison project – Phase 2: Motivation and design of the Oklahoma experiments. Journal of Hydrology, Vol. 418–419, pp. 3–16
- Smith, M., Koren, V., Zhang, Z., Zhang, Y., Reed, S. M., Cui, Z., Moreda, F., Cosgrove, B. A., Mizukami, N., Anderson, E. A., and DMIP 2 Participants (2012b) Results of the DMIP 2 Oklahoma experiments. Journal of Hydrology, Vol. 418–419, pp. 17–48
- Vrugt, J. A., Gupta, H. V., Bouten, W., and Sorooshian, S. (2003a) A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. Water Resources Research, Vol. 39(8), 1201, [doi:10.1029/2002WR001642](https://doi.org/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, Vol. 39, No.8, 1214, [doi:10.1029/2002WR001746](https://doi.org/10.1029/2002WR001746)
- Wi, S., Yang, Y. C. E., Steinschneider, S., Khalil, A., and Brown, C. M. (2015) Calibration Approaches for Distributed Hydrologic Models in Poorly Gaged Basins: Implication for Streamflow Projections under Climate Change. Hydrology and Earth System Sciences, Vol. 19, pp. 857–876
- 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, Vol. 37, pp. 219–231