

LH-OAT 민감도 분석과 SCE-UA 최적화 방법을 이용한 SWAT 모형의 자동보정

Automatic Calibration of SWAT Model Using LH-OAT Sensitivity Analysis and SCE-UA Optimization Method

이 도 훈*

Lee, Do Hun

Abstract

The LH-OAT (Latin Hypercube One factor At a Time) method for sensitivity analysis and SCE-UA (Shuffled Complex Evolution at University of Arizona) optimization method were applied for the automatic calibration of SWAT model in Bocheong-cheon watershed. The LH-OAT method which combines the advantages of global and local sensitivity analysis effectively identified the sensitivity ranking for the parameters of SWAT model over feasible parameter space. Use of this information allows us to select the calibrated parameters for the automatic calibration process. The performance of the automatic calibration of SWAT model using SCE-UA method depends on the length of calibration period, the number of calibrated parameters, and the selection of statistical error criteria. The performance of SWAT model in terms of RMSE (Root Mean Square Error), NSEF (Nash-Sutcliffe Model Efficiency), RMAE (Relative Mean Absolute Error), and NMSE (Normalized Mean Square Error) becomes better as the calibration period and the number of parameters defined in the automatic calibration process increase. However, NAE (Normalized Average Error) and SDR (Standard Deviation Ratio) were not improved although the calibration period and the number of calibrated parameters are increased. The result suggests that there are complex interactions among the calibration data, the calibrated parameters, and the model error criteria and a need for further study to understand these complex interactions at various representative watersheds.

keywords : SWAT model, automatic calibration, sensitivity analysis, SCE-UA, daily runoff

요 지

본 연구에서는 LH-OAT (Latin Hypercube One factor At a Time) 민감도분석 방법과 SCE-UA (Shuffled Complex Evolution at University of Arizona) 최적화 기법을 적용하여 보청천 유역에서 SWAT 모형에 대한 자동보정 방법을 제시하였다. LH-OAT 방법은 전역 민감도분석과 부분 민감도 분석의 장점을 조합하여 가용매개변수 공간에 대하여 효율적으로 매개변수의 민감도 분석이 가능하게 하였다. LH-OAT 민감도 분석으로부터 결정된 매개변수의 민감도 등급은 SWAT 모형의 자동보정 과정에서 요구되는 보정대상 매개변수의 선택에 유용하게 적용될 수 있다. SCE-UA 방법을 적용한 SWAT 모형의 자동보정 해석결과는 보정자료, 보정매개변수, 통계적 오차의 선택에 따라서 모형의 성능이 좌우되었다. 보정기간과 보정매개변수가 증가함에 따라 검증기간에 대한 RMSE (Root Mean

* 경희대학교 토목·건축대학 부교수 경기도 용인시 기흥구 서천동 1번지

Associate Prof. Dept. of Civil Engr. Kyung Hee Univ., #1, Seocheon-Dong, Giheung-Gu, Yongin-si, Gyeonggi-do, 446-701, Korea (e-mail: dohlee@khu.ac.kr)

Square Error), NSEF (Nash-Sutcliffe Model Efficiency), RMAE (Relative Mean Absolute Error), NMSE (Normalized Mean Square Error) 등의 모형오차는 감소하였지만, NAE (Normalized Average Error) 및 SDR (Standard Deviation Ratio)은 개선되지 않았다. SWAT 모형의 보정에 적용되는 보정자료, 보정매개변수 및 모형평가를 위한 통계적 오차 선택이 해석결과에 미치는 복잡한 영향을 이해하기 위하여 다양한 대표유역을 대상으로 추가적인 연구가 필요하다.

핵심용어 : SWAT 모형, 자동보정, 민감도분석, SCE-UA, 일 유출량

1. 서 론

SWAT (Soil and Water Assessment Tool) 모형은 장기간에 걸친 토양 및 토지이용 상태의 변화에 따른 유역의 유출량, 유사량 및 농화학물질의 영향을 예측하기 위한 분포형 모형으로서 국내외에서 많은 적용과 검증이 진행되고 있다 (<http://www.brc.tamus.edu/swat/>; Kim et al., 2003; Lee et al., 2004; 김남원 등, 2005). SWAT 모형은 물리적 의미가 있는 변수와 물리적 의미가 없는 변수들이 혼재하고 있으며, 많은 수의 매개변수들을 포함하고 있기 때문에 신뢰성 있는 SWAT 모형의 적용을 위해서는 적절한 매개변수의 추정이 필수적이다. 유역모형의 매개변수 추정방법은 수동보정과 자동보정으로 분류될 수 있으며, 각각의 방법은 장·단점을 가지고 있다. 수동보정 방법은 개념적으로 간단하여 이해하기가 쉽지만, 신뢰성 있는 매개변수의 추정을 위해서는 모형에 대한 지식과 경험이 요구되며 모형 사용자에게 따라 매개변수의 추정이 주관적이고, 매개변수의 상관성을 고려하기가 매우 어려우며 매개변수 추정에 많은 시행착오를 요구한다. 한편 자동보정 방법은 최적화 기법을 적용하여 '최적'의 매개변수를 자동으로 추정함으로써 모형 사용자가 다르더라도 동일하고 객관적인 매개변수 추정이 가능하지만, 추정되는 매개변수의 수가 제한되고 모형구조, 보정자료, 보정 종료기준 및 최적화 기법 등에 따라 보정에 대한 성공이 좌우되므로 자동보정 방법의 적용이 쉽지 않은 단점이 있다.

Eckhardt and Arnold (2001)은 유역면적이 81 km²인 독일 Dietzhölze 유역에서 SCE-UA 최적화 기법을 SWAT 모형에 적용하여 매개변수를 자동 보정하는 연구를 수행하였다. SWAT 모형의 보정은 3년 동안의 일 유출량 자료를 이용하였으며, 관측 유량과 모의 유량사이의 Nash-Sutcliffe 모형 효율지수는 보정기간에 대하여 0.7, 검증기간에서는 0.73으로 평가되어 비교적 만족할 만한 결과를 제시하였다. van Griensven et al. (2002)은 벨기에의 Dender 유역에서 다중목적함수를 단일목적함수로 집성하여 SWAT 모형의 유출량, 용존산

소(DO), 생물학적 산소요구량(BOD), 암모니아, 질산염 등의 모의에 관련된 매개변수들을 민감도 분석과 SCE-UA 최적화 기법을 적용하여 추정하였다. 국내유역에 대한 SWAT 모형의 자동보정에 관한 연구는 아직까지 시도되지 않았으며, 다른 경우-유출 모형의 자동보정에 대한 연구가 진행되어 왔는데, 강민구 등 (2002)은 SCE-UA 방법과 Annealing-Simplex 방법을 적용하여 Tank 모형의 매개변수를 추정하고 목적함수에 따른 탐색능력을 평가하였다. 성윤경 등 (2004)은 유전자 알고리즘, SCE-UA 방법, pattern search multi-start법 등 세 가지의 최적화방법을 적용하여 다양한 목적함수 변화에 따른 SIMHYD (Simplified version of the HYDROLOG model) 모형과 Tank 모형의 적용성을 소양강댐과 영천댐 유역에 대하여 평가하였으며, 이길성 등(2005)은 다중목적함수를 구성하고 유전자 알고리즘을 이용하여 SSARR 모형의 5개 매개변수를 안동댐 상류유역에 대하여 보정하였다.

본 연구에서는 Lee et al. (2004)이 보정된 유역에 적용한 SWAT 모형의 국부적 민감도분석 및 시행착오를 통한 매개변수의 수동보정 방법에 대한 대안으로 LH-OAT 민감도분석과 SCE-UA 최적화 방법을 적용하여 SWAT 모형의 자동보정 방법을 제시하고자 하였다. 특히 SWAT 모형의 자동보정에서는 보정기간과 보정 매개변수의 수가 증가할수록 많은 계산시간이 요구되므로 적절한 보정기간 및 보정 매개변수의 선택이 필요하다. 따라서 보정기간과 보정 매개변수를 변화시켜 SCE-UA 방법을 적용하여 보정기간과 보정매개변수의 변화에 따른 오차를 평가하여 제시함으로써 SWAT 모형의 자동보정 과정에서 결정해야 하는 보정기간 및 보정매개변수의 선택에 대한 이해를 도모하고자 한다.

2. 연구방법 및 SWAT 모형

2.1 LH-OAT 민감도분석 방법

본 연구에서는 민감도 분석을 위하여 Latin Hypercube One-Factor-At-a-Time (LH-OAT) 방법을 적용

하였다. LH-OAT 방법은 전역적 민감도 분석 방법인 Latin Hypercube (LH) 표본추출법과 매개변수를 하나씩 변화시켜 국부적 민감도를 분석하는 One-Factor-At-a-Time (OAT) 방법의 장점을 결합하여 전체 매개변수 영역에 대한 전역적 민감도를 효율적으로 파악할 수 있는 방법이다.

LH 방법은 많은 수의 무작위 추출을 요구하는 Monte Carlo 민감도 분석 방법에 대한 대안으로 McKay et al. (1979)에 의해 제안되었다. LH 방법에서는 매개변수 공간을 동일한 확률을 가지는 N개의 구간으로 분할하여 개개의 구간에서 한 개의 변수만 무작위로 추출하여 다변량 선형회귀 방법으로 분석한다. LH 방법의 장점은 계산이 효율적이지만, 다중회귀 분석을 선형으로 가정하는 점과 특정 개개 변수에 대한 민감도를 분리하여 파악할 수 없는 단점이 있다. OAT 방법은 일반적으로 민감도 분석에 널리 적용되고 있는데, 매개변수 공간에서 다른 매개변수들은 고정하고 하나의 변수만 선택하여 순차적으로 모든 매개변수에 대한 민감도를 분석한다. 이 방법의 장점은 개개 매개변수 변화에 대한 모형의 민감도를 파악할 수 있지만, 모형의 민감도가 국부적으로 전체 매개변수 영역에 대한 전역적 민감도를 파악할 수 없는 단점을 가지고 있다.

따라서 LH 표본추출 방법과 OAT 방법을 결합함으로써 LH방법과 OAT방법의 장점을 모두 고려할 수 있다. 2개의 변수에 대한 LH-OAT 민감도 분석 방법의 예가 Fig. 1에 제시되어 있다. Fig. 1에는 P1, P2 두 개의 매개변수 영역을 5개의 구간으로 분리하고, 무작위 추출을 통하여 개개 구간의 P1과 P2 매개변수의 초기 값 X를 생성한 다음에 Fig. 1에서 화살표로 나타낸 것처럼 구간내에서 순차적으로 매개변수를 변화시켜서 개개 구간에 대한 부분민감도를 각각 계산한다. 개개 구간에 대한 민감도는 다음 식에 의해 결정된다.

$$E_i = \frac{\Delta y_i}{\Delta x_i} \quad (1)$$

이 식에서 i 는 구간수를 나타내고, Δx_i 는 i 구간에 대한 매개변수의 변화량, Δy_i 는 i 구간에 대한 매개변수의 변화량(Δx_i)에 대한 모형출력의 변화량을 의미한다. 따라서 Fig. 1에서 5개의 구간으로 분할하였으므로 P1과 P2 변수에 대한 구간별 부분민감도가 각각 5개씩 계산된다. 시스템이 비선형으로 거동하면 부분민감도는 구간별로 다른 값을 가지게 되며, 전체 구간에 대한 평균민감도는 부분민감도를 평균하여 결정할 수 있다. LH-OAT 방법에 필요한 모의 횟수는 매개변수의

수와 표본추출 구간수에 의존하게 되는데, Fig. 1에 점으로 표시된 것처럼 2개의 매개변수와 5개의 구간에 대해 총 15번의 모의가 필요함을 알 수 있는데, 일반적으로 n 개의 매개변수를 m 개의 구간으로 분할할 경우에 모의 횟수는 $m \times (n+1)$ 번이 필요하다.

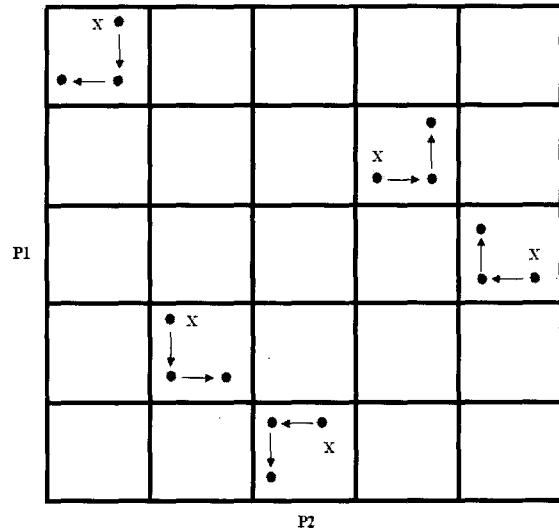


Fig. 1. LH-OAT sampling for 2 parameter space. (X represents the initial parameter of Latin-Hypercube sampling and dots represent the successively changing parameters.)

2.2 SCE-UA 방법

전역 최적화 기법인 Shuffled Complex Evolution (SCE) 방법은 Duan et al. (1992)에 의해 개발되어 유역모형의 보정에 널리 사용되어 왔으며, 모형의 자동보정에 효율적이고 탁월한 방법으로 보고 되고 있다 (Sorooshian et al., 1993; Gan and Biftu, 1996; Kuczera, 1997, Madsen, 2000). SCE-UA 방법은 GA (genetic algorithm), Simplex 탐색방법, CRS(controlled random search) 방법에서 적용한 탐색방법들에 complex shuffling (집합체의 혼합) 개념을 추가하여 효율적으로 전역 최적해를 찾는 방법으로 알려져 있다. SCE-UA 방법은 첫 번째 단계에서 적합 매개변수 공간으로부터 무작위 표본추출에 의해 초기 모집단 (population)을 형성한다. 적합매개변수 공간은 매개변수들의 최소 값과 최대 값의 범위를 정의하여 결정되며, 초기 집단의 무작위 추출 후에 개체의 모집단은 p 개의 complex로 나누어지고, 한 개의 complex는 $2p+1$ 개의 개체로 구성된다. 개개의 complex가 구성된 후에 simplex 알고리즘을 이용하여 개개의 complex를 독립적으로 진화시킨다. 또한 탐색과정의 새로운 정보를 공유하기 위하여 complex를 주기적으로 혼합(shuffling)

하여 새로운 complex를 형성하고, 수렴조건이 만족될 때까지 반복적 모의를 수행하여 전체 매개변수 공간에 대한 최적 해를 찾게 된다. Fig. 2는 SCE-UA 방법의 계산에 대한 순서도와 매개변수 자동보정을 위한 SWAT 모형과의 연계 개념도를 나타내고 있다.

SCE-UA 방법의 적용에서는 complex의 수, complex의 개체 수, sub-complex의 개체 수, 개개 complex에 허용되는 진화단계의 수 등을 정의해야 한다. Duan et al.(1994)은 SAC-SMA 모형에 대한 적용을 통하여 complex의 수가 가장 중요한 변수임을 제시하였다. complex의 수(p)가 증가하게 되면 최적해를 찾을 수 있는 확률이 증가하지만, 모의 횟수는 complex의 수에 비례적으로 증가하여 많은 계산시간이 필요하다. Kuczera (1997)는 complex의 수(p)를 추정되는 매개변수의 차원 (n)과 같도록 정의할 것을 추천하였다. 본 연구에서는 보정 매개변수의 수(n)에 따라 SCE-UA 방법의 계수들을 다음과 같이 정의하였다: (1) complex의 수는 보정 매개변수가 10보다 작은

경우에는 10으로 정의하고, 매개변수 수가 11이상이면 보정 매개변수 차원(n)와 같게 정의하였다. (2) complex의 개체수는 $2n+1$ 로 정의하였다. (3) sub-complex의 개체 수는 $n+1$ 로 정의하였다. (4) 개개 complex의 진화단계의 수는 $2n+1$ 로 정의하였다.

2.3 SWAT 모형구축 및 대상유역

SWAT 모형은 장기간에 걸친 다양한 종류의 토양, 토지이용 및 토지관리 상태의 변화에 따른 크고 복잡한 유역의 유출량, 유사량 및 농화학물질의 영향을 예측하기 위한 모형으로서 Arnold et al. (1993)에 의해 개발되었다. SWAT 모형은 개발된 후에 여러 번 수정을 거쳐 현재는 ArcView GIS와 연계되어 DEM, 토지이용도, 토양도 등의 수치주제도를 이용하여 입력자료를 구축할 수 있다 (Neitsch et al., 2001). SWAT 모형은 토양과 토지이용 특성에 따라 유역을 HRU로 분할하여, 일 단위를 기본 시간규모로 다음의 물수지 방정식을 기반으로 유출량을 해석한다.

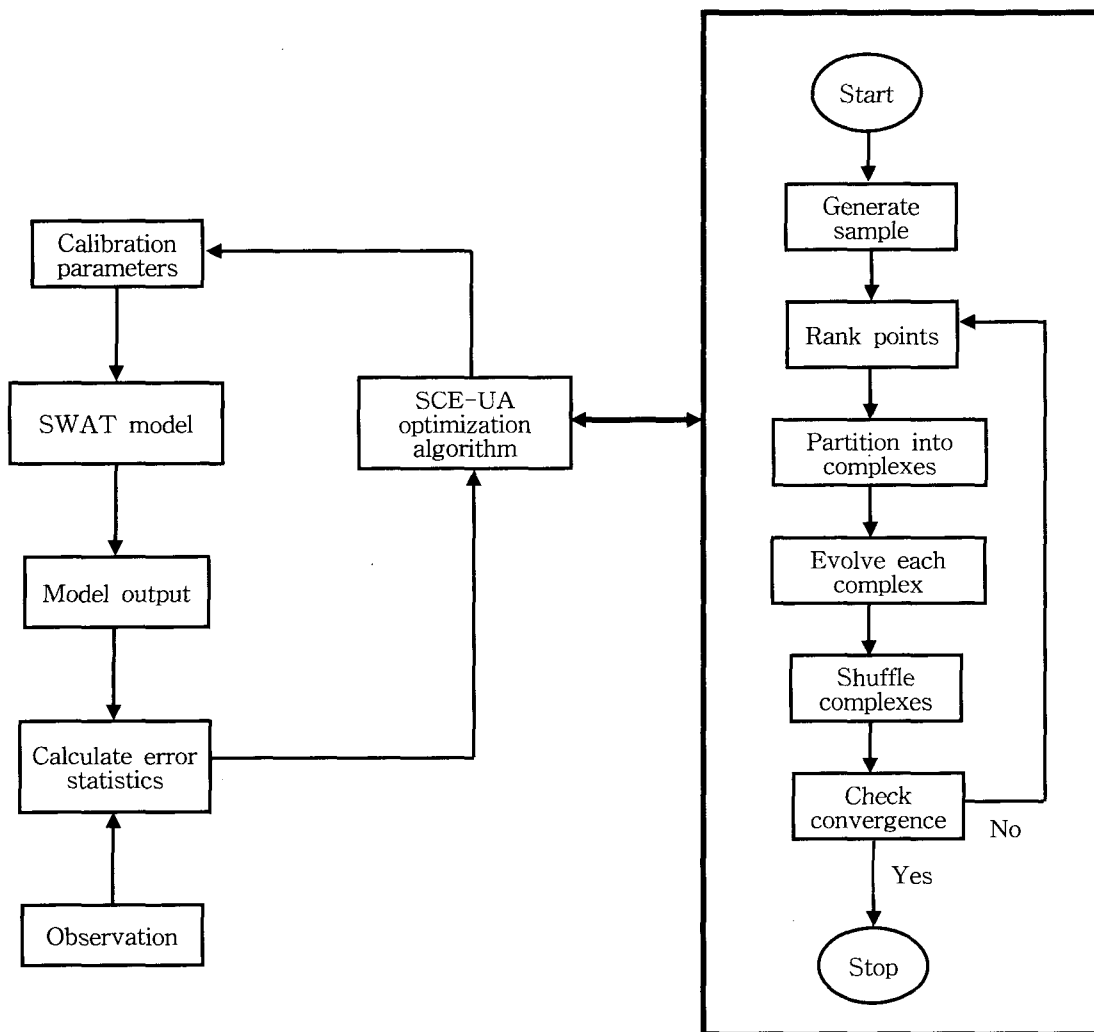


Fig. 2. Automatic calibration framework of SWAT model based on SCE-UA method

$$SW_i = SW_0 + \sum_{j=1}^i (P_j - Q_j - E_j - W_j - GW_j) \quad (2)$$

여기서, SW_i 는 최종 토양수분량이며 SW_0 는 초기 토양수분량, P_i i 일의 강수량, Q_i 는 i 일의 지표유출량, E_i 는 i 일의 증발산량, W_i 는 i 일의 토양층에서 대수층으로의 유입량, GW_i 는 지표하 층으로부터 하천으로의 i 일의 회귀수량을 의미한다. Table 1은 유출량 해석을 위해 본 연구에서 적용한 SWAT 모형의 개개 수문과 정들은 나타내며, 자세한 설명은 Neitsch et al. (2001)에 제시되어 있다.

본 연구에서 적용한 대상유역은 보청천 유역으로 기 대수위표 지점을 출구점으로 선정하여 해석하였다 (Fig. 3). 유역면적은 약 350km²이며, 평균유역경사는 24%, 표고는 대부분의 지역이 130m 이상이고, 주 토지 이용 상태는 산지(FRST:Forest)와 농지(AGRL: Agricultural)로 구성되어 있다 (Fig. 4). 대상유역을 10개의 소유역으로 분할하고, 1:25,000의 토양도 및 토지

이용도를 이용하여 97개의 HRU (Hydrologic Response Unit)를 구성하여 SWAT 모형을 구축하였다. 강우자료는 보청천 IHP (International Hydrological Program) 유역의 12개 지점에서 관측된 일강우량을 이용하였고, 풍속, 일 최고온도, 일 최저온도, 일사량, 상대습도 등의

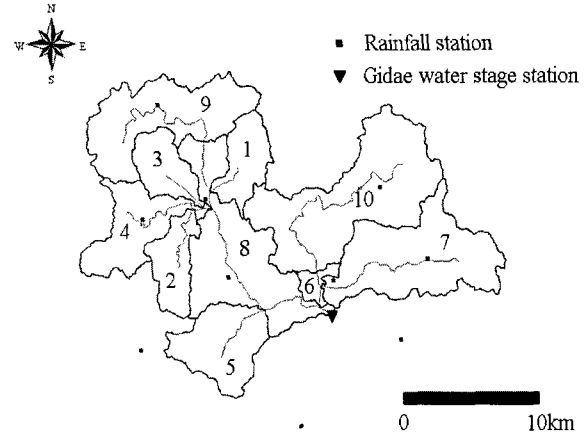


Fig. 3. Bocheong-cheon watershed divided into 10 sub-catchments

Table 1. Hydrologic processes applied in SWAT model

Flow process	Method
surface runoff	SCS curve number equation
potential evapotranspiration	Penman-Monteith equation
actual evapotranspiration	Richtie equation
percolation	Storage routing equation
lateral flow	Kinematic storage model
channel flow	Muskingum routing method
recharge	Exponential weighting function
groundwater flow	Hooghoudt storage model

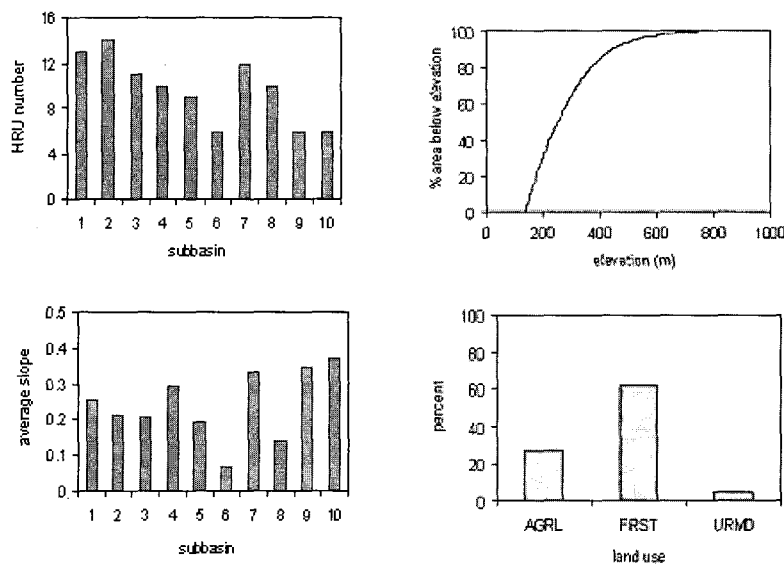


Fig. 4. Characteristics of Bocheong-cheon watershed

기상자료는 보은 기상관측소에서 관측된 자료를 적용하였다. 보청천 IHP 유역에 대한 수문자료 현황은 한국수자원학회 IHP 국제수문개발계획(www.ihpkwra.com)에 자세히 설명되어 있다. SWAT 모형에서 필요로 하는 여러 가지 토양특성 값들은 농업과학기술원(www.niast.go.kr)에서 구축한 농업토양정보시스템을 이용하였다. 토양층의 가용수분용량(AWC: Available Water Capacity)은 농업토양정보시스템에서 제공하는 수분장력 1/3기압과 15기압에 대한 토양통별 함수비를 이용하여 산정하였고, 포화 수리전도도와 용적밀도는 농업과학기술원의 토양통별 토성에 기초하여 Saxton (1986)의 토양전이함수를 이용하여 산정하였다.

3. 결과 및 토의

3.1 민감도분석 결과

SWAT 모형에 대한 매개변수 보정을 수행하기 전 단계로 LH-OAT 방법을 적용하여 SWAT 모형의 유출 과정에 관련된 20개의 매개변수에 대한 민감도 분석을 실시하여 매개변수들의 민감도를 산정하고 민감도 등급을 결정하였다. Table 2는 LH-OAT 민감도 분석에 사용된 매개변수에 대한 설명과 매개변수 값들의 범위,

입력파일의 위치 등을 나타내고 있다. 매개변수들 중에서 SLOPE, SLSUBBSN, SOL_K, SOL_Z, SOL_AWC, CN2, BLAI는 공간적으로 변화하는 변수이기 때문에 매개변수의 범위는 기본값(default)에 대한 상대적 비율로 정의되었다. LH-OAT 방법의 적용에서는 1987년부터 1996년까지 10년간의 일 유출량을 모의하였으며, 매개변수의 상한 값과 하한 값을 이용하여 매개변수 공간을 10개의 구간으로 분할하여 개개 구간의 민감도를 결정하는 다음에 개개 구간의 민감도를 평균하여 평균 민감도를 결정하였다.

Fig. 5는 Table 2의 20개 매개변수들 중에서 민감도가 작은 5개 매개변수를 제외한 15개 매개변수들에 대한 구간별 부분민감도를 나타내고 있다. 부분민감도의 구간별 분포는 매개변수에 따라 다르게 나타났으며, 구간에 따라 불규칙한 비선형성을 보이고 있다. SURLAG 매개변수는 1구간의 부분민감도가 다른 구간에 비해 크게 나타나서 부분민감도의 편차가 가장 크게 나타났다. Fig. 6은 구간별 부분민감도를 평균하여 얻은 20개 변수들에 대한 평균 민감도를 나타내고 있다. Table 3은 평균 민감도를 내림차순으로 정렬하여 얻은 매개변수의 민감도 등급을 나타내고 있다. Manning 조도계수(CH_N)가 가장 큰 민감도를 나타내었고, 지표유출지체

Table 2. SWAT model parameters used in the sensitivity analysis

parameter	definition	minimum value	maximum value	input file
ALPHA_BF	baseflow recession constant	0.0	1.0	*.GW
GW_DELAY	delay time for aquifer recharge (days)	1.0	100.0	*.GW
GW_REVAP	revap coefficient	0.02	0.2	*.GW
RCHRG_DP	aquifer percolation coefficient	0.0	1.0	*.GW
REVAPMN	Threshold water level in shallow aquifer for revap (mm)	0.0	500.0	*.GW
GWQMN	Threshold water level in shallow aquifer for baseflow (mm)	0.0	5000.0	*.GW
CANMX	maximum canopy storage (mm)	0.0	30.0	*.HRU
SLOPE	average slope steepness (m/m)	default×0.75	default×1.25	*.HRU
SLSUBBSN	average slope length (m)	default×0.75	default×1.25	*.HRU
ESCO	soil evaporation compensation factor	0.01	1.0	*.HRU
EPCO	plant uptake compensation factor	0.01	1.0	*.HRU
SOL_K	saturated hydraulic conductivity (mm/hr)	default×0.75	default×1.25	*.SOL
SOL_Z	soil depth (mm)	default×0.75	default×1.25	*.SOL
SOL_AWC	available water capacity	default×0.75	default×1.25	*.SOL
SOL_ALB	moist soil albedo	0.0	0.3	*.SOL
CN2	initial SCS curve number	default×0.92	default×1.08	*.MGT
SURLAG	surface runoff lag time (days)	0.0	10.0	*.BSN
CH _N	Manning's n value	0.02	0.1	*.RTE
CH _{K2}	channel effective hydraulic conductivity (mm/hr)	0.0	150.0	*.RTE
BLAI	maximum potential leaf area index	default×0.75	default×1.25	CROP.DAT

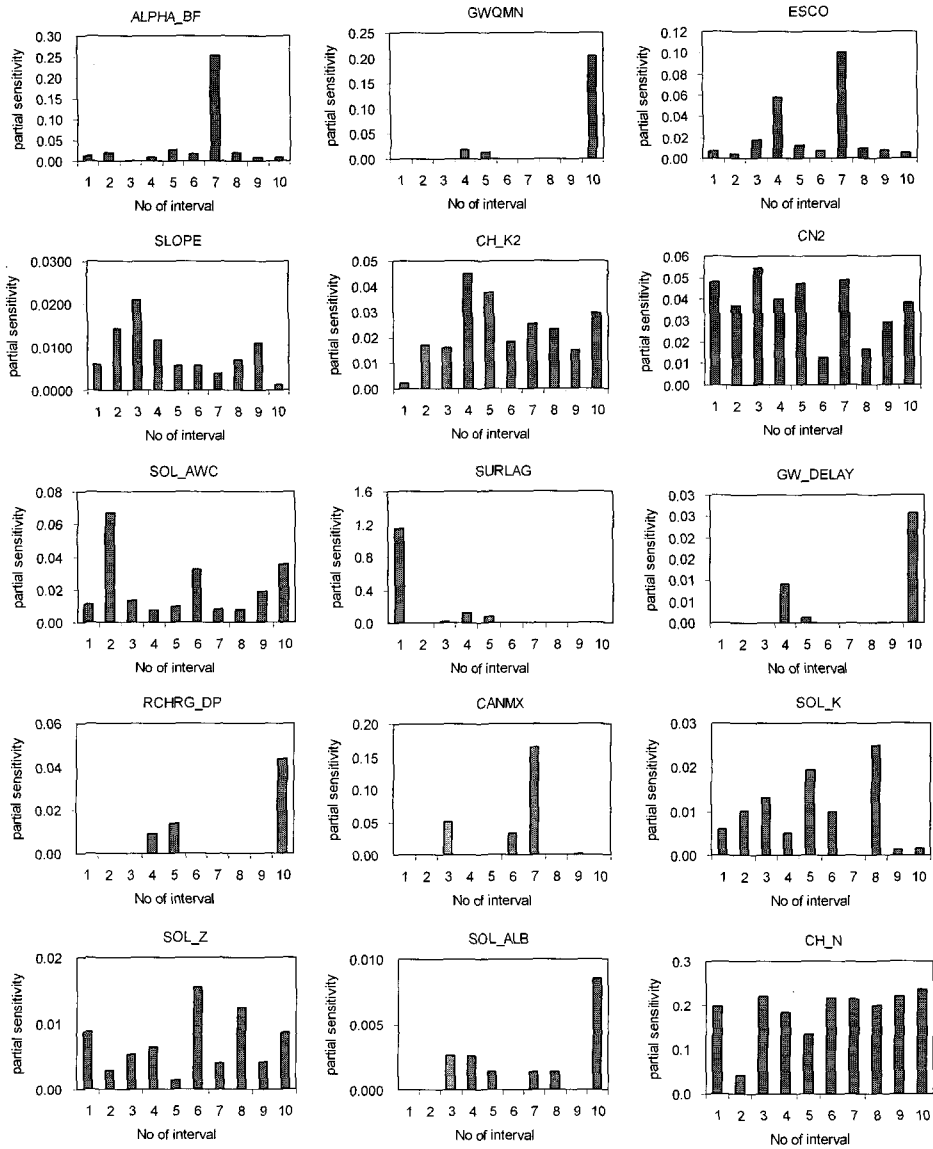


Fig. 5. Partial sensitivity calculated by LH-OAT method

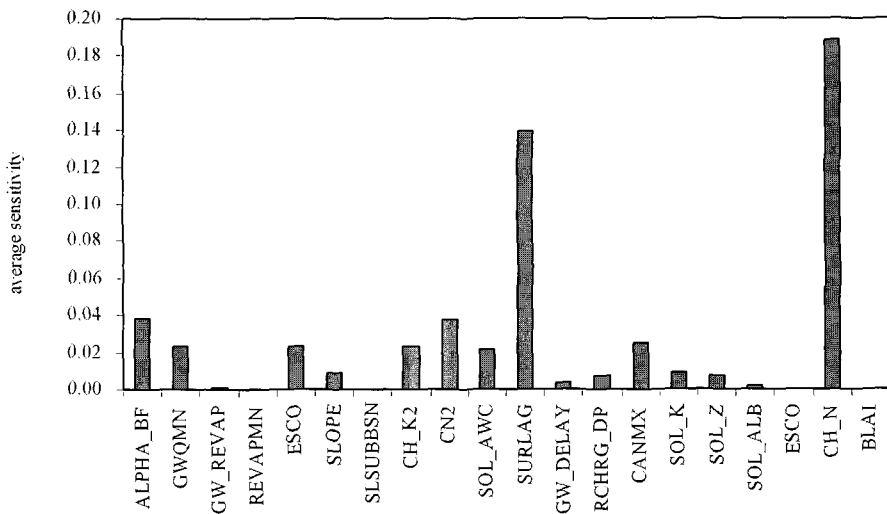


Fig. 6. Average sensitivity calculated by LH-OAT method

Table 3. Sensitivity ranking for SWAT model parameters

parameter	rank	parameter	rank
CH_N	1	SLOPE	11
SURLAG	2	SOL_Z	12
ALPHA_BF	3	RCHRG_DP	13
CN2	4	GW_DELAY	14
CANMX	5	SOL_ALB	15
GWQMN	6	GW_REVAP	16
ESCO	7	SLSUBBSN	17
CH_K2	8	EPCO	18
SOL_AWC	9	REVAPMN	19
SOL_K	10	BLAI	20

시간(SURLAG)이 두 번째로 큰 민감도를 보이고 있으며, ALPHA_BF, CN2, CANMX 등도 비교적 민감한 변수로 분석되었다. GW_REVAP, SLSUBBSN, EPCO, REVAPMN, BLAI 매개변수들의 일 유출량에 대한 민감도는 거의 0에 가까운 값을 나타내었다. LH-OAT 방법을 적용하여 도출된 민감도 분석결과는 모형의 보정 과정에서 보정매개변수의 선택을 결정하는데 유용한 정보를 제공해 준다. SCE-UA 방법을 적용한 SWAT 모형의 자동보정에서는 Table 3에 제시한 민감도 등급에 따라 보정매개변수를 선택하여 보정매개변수의 선택이 모형 해석결과에 미치는 영향을 조사하였다.

3.2 자동보정결과

SWAT 모형의 보정 및 검증을 위하여 1987년부터 1996년까지 10년간의 일 유출량자료를 분할하여 1987년 ~ 1990년의 관측 일 유출량자료는 보정에 활용하고, 1992년~1996년의 유출량 자료는 검증에 이용하였다. 최적화 기법을 이용한 모형의 자동보정은 보정대상 매개변수와 보정기간에 따라서 보정결과 및 모의시간이 변동되므로 본 연구에서는 Table 4에 제시된 것처럼 보정기간과 보정 매개변수들을 변화시켜 10가지 서로 다른 경우들을 조사하였다. Case 1, Case 2, Case 3에서는 보정매개변수는 15개로 고정하고 보정자료는 2년, 3년, 4년으로 변화시켜 SWAT 모형의 자동보정을 수행하였으며, Case 4~Case 10에서는 보정자료는 4년으로 고정하고, 보정대상 매개변수를 증가시켜 자동보정을 수행하였다. SCE-UA 방법의 최대 보정매개변수의 수가 16개로 제한되고(Duan et al., 1992), GW_REVAP, SLSUBBSN, EPCO, REVAPMN, BLAI 매개변수들은 평균민감도가 무시할 만큼 매우 작기 때문에 보정대상 매개변수의 선택은 Table 3에서 제시된 민감도 등급에 따라 rank 1의 CH_N부터 rank 15의 SOL_ALB를 선택하여 자동보정을 하였다. 자동보정 과정에서 목적함수

는 모의 값과 실측 값의 잔차제곱의 합(sum of squared residual)을 이용하였고, 가능 매개변수 공간의 범위는 LH-OAT 민감도 분석에서 적용한 Table 2의 상·하한 값들을 동일하게 정의하였다.

Table 4. Calibration cases with changes in calibration period and parameters

Case	Calibration period (yrs)	Number of optimized parameters	Simulation time (hours)
1	2	15	13.47
2	3	15	21.62
3	4	15	26.48
4	4	1	2.78
5	4	3	6.57
6	4	5	9.6
7	4	7	11.18
8	4	9	13.40
9	4	11	16.88
10	4	13	20.46

SWAT 모형의 모의 값과 관측 값에 대한 오차를 비교·평가하기 위하여 RMSE (Root Mean Square Error), NSEF (Nash-Sutcliffe Model Efficiency; Nash and Sutcliffe, 1970), RMAE (Relative Mean Absolute Error), NMSE (Normalized Mean Square Error), NAE (Normalized Average Error), SDR (Standard Deviation Ratio) 등 6가지 오차기준을 이용하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n [Q_o(t) - Q_s(t)]^2}{n}} \quad (3)$$

$$NSEF = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n [Q_o(t) - Q_s(t)]^2}{\sum_{t=1}^n [Q_o(t) - \overline{Q_o}]^2} \quad (4)$$

$$RMAE = \frac{\sum_{t=1}^n |Q_o(t) - Q_s(t)|}{n Q_o} \quad (5)$$

$$NMSE = \frac{\sum_{t=1}^n [Q_o(t) - Q_s(t)]^2}{\sum_{t=1}^n Q_o(t) Q_s(t)} \quad (6)$$

$$NAE = \frac{\overline{Q_o} - \overline{Q_s}}{Q_o} \quad (7)$$

$$SDR = \frac{\sigma_s}{\sigma_o} \quad (8)$$

여기에서 $Q_o(t)$ 는 관측 일유출량, $Q_s(t)$ 는 모의 일유출

량, $\overline{Q_o}$ 는 관측 일유출량의 평균, $\overline{Q_s}$ 는 모의 일유출량의 평균, σ_o 는 관측 일유출량의 표준편차, σ_s 는 모의 일유출량의 표준편차를 의미한다. RMSE, RMAE, NMSE는 값이 작을수록 관측값과 모의값과 사이의 오차가 작음을 의미하며, NSEF는 관측값의 분산에 대한 실측값과 모의값 사이의 잔차분산의 상대적인 크기를 나타내는데 1에 가까울수록 모형의 성능이 우수함을 의미한다. SDR도 관측 값과 모의 값의 표준편차의 상대적인 비를 나타내므로 1에 가까울수록 모의 값이 관측 값에 근접함을 의미한다.

Fig. 7은 보정기간에 대한 RMSE, NSEF, RMAE, NMSE, NAE, SDR 등 6가지 오차를 나타내고 있다.

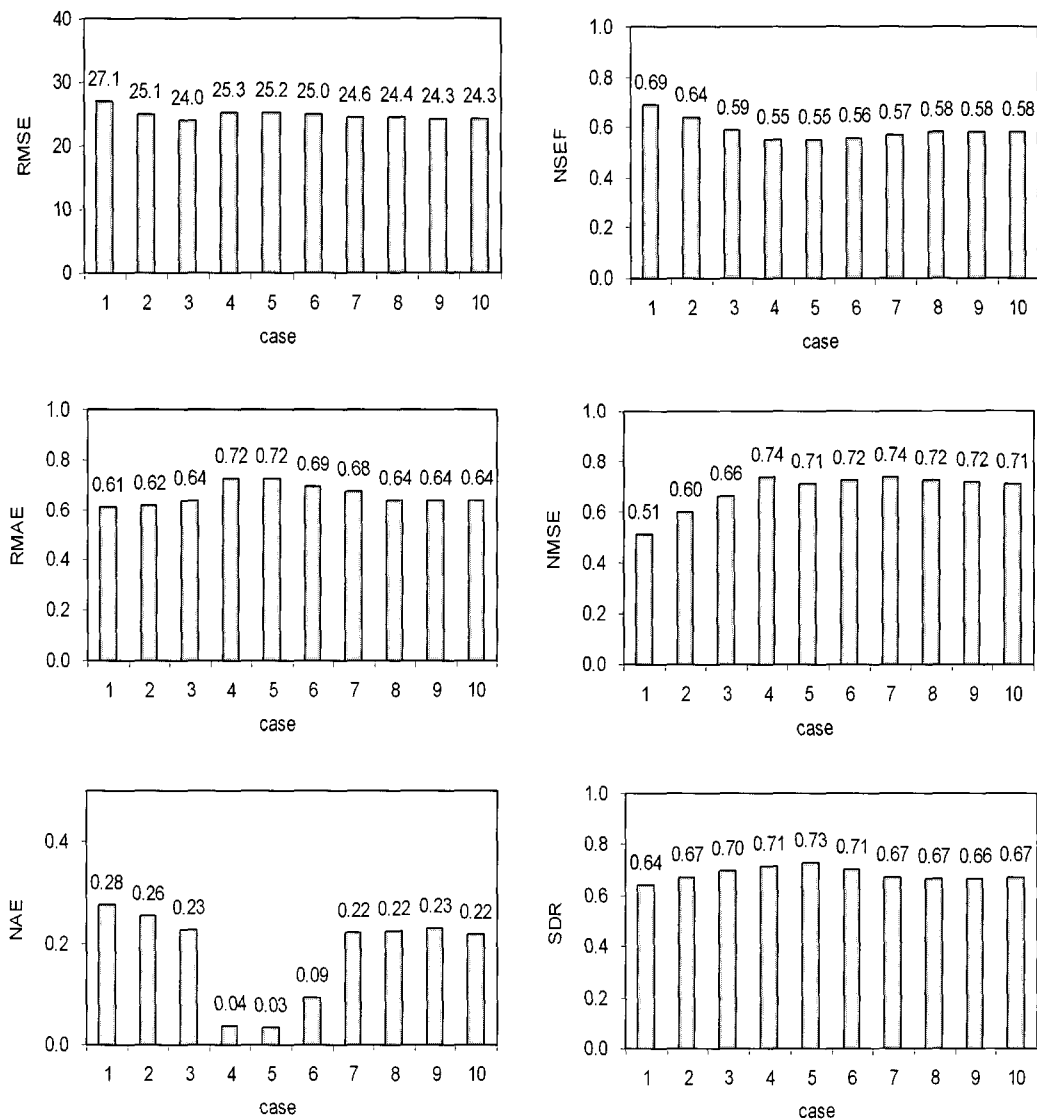


Fig. 7. The results of automatic calibration for the calibration period

RMSE 오차의 범위는 24~27.1, NSEF 범위는 0.55~0.69, RMAE 범위는 0.61~0.72, NMSE 범위는 0.51~0.74, NAE 범위는 0.03~0.28, SDR은 0.64~0.73의 범위를 나타내고 있다. RMSE는 case 3이 가장 작은 오차를 나타내며, NSEF, RMAE, NMSE는 case1이 NAE와 SDR은 case 5가 가장 좋은 보정결과를 나타내었다.

Fig. 8은 보정기간에 대한 관측 일유출량과 SWAT 모형으로부터 계산된 일유출량의 상관관계를 보여주고 있다. 결정계수(R^2)는 0.55~0.75, 회귀식의 기울기는 0.51~0.55, 절편은 0.6~4.85의 범위를 나타내는데 case 1이 가장 좋은 R^2 값을 나타내고 있다.

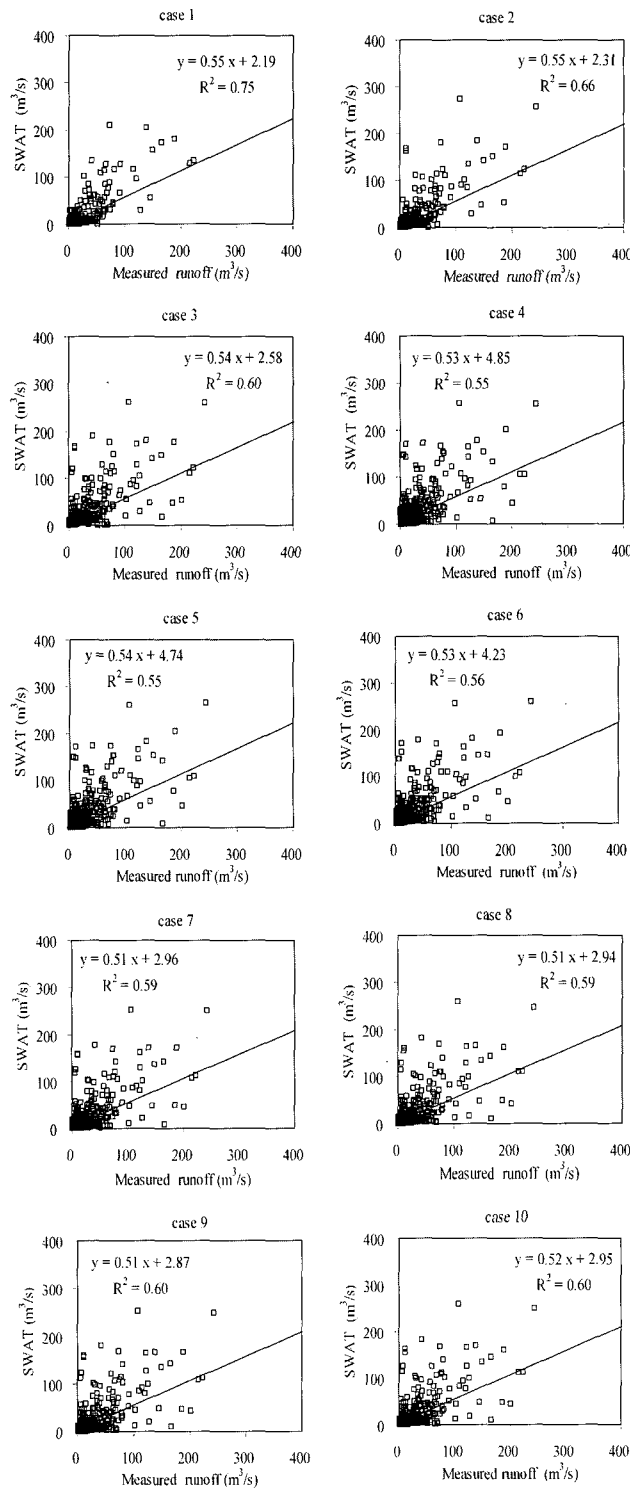


Fig. 8. Comparison of SWAT simulated runoff with measured runoff for calibration period

Fig. 9는 1992년~1996년의 검증기간에 대한 통계적 오차를 나타내고 있다. 검증기간에 대한 RMSE의 범위는 11.1~13.8, NSEF는 0.53~0.69, RMAE는 0.71~0.85, NMSE는 0.39~0.5, NAE는 0.05~0.32, SDR의 범위는 0.84~1.06을 나타내고 있다. RMSE, NSEF, RMAE, NMSE에 대한 통계적 오차는 보정기간 4년, 보정 매개변수 15개를 적용한 case 3의 경우가 가장 우수한 검증 결과를 보이고 있으며, NAE와 SDR은 보정기간 4년, 보정 매개변수 3개를 적용한 case 5가 가장 작은 오차를 나타내고 있다. 자동보정에 이용되는 보정기간 및 보정 매개변수가 증가함에 따라서 검증기간에 대한 RMSE, NSEF, RMAE, NMSE 통계적 오차는 감소하고 있지만, NAE와 SDR 오차는 보정기간 및 보정 매개변수가 증가함에 따라서 검증기간에 대한 모형오차는 증가하여 오차기준에 따라서 상반되는 결과를 나타내었

다. 그리고 보정기간 2년, 보정변수 15개를 적용한 case 1은 보정기간에 대한 RMSE, NSEF, RMAE, NMSE 오차는 가장 작았지만, 검증기간에 대한 오차는 다른 경우에 비해 증가하여 보정기간과 검증기간사이의 적용 결과가 차이를 보이고 있다.

Fig. 10은 검증기간에 대한 관측 일유출량과 모의 일유출량의 상관관계를 보여주고 있다. 결정계수(R^2)의 범위는 0.61~0.71, 회귀식의 기울기는 0.67~0.83, 절편의 범위는 0.08~1.39를 나타내고 있는데 R^2 값은 보정기간 4년, 보정 매개변수 15개를 적용한 case 3이 가장 좋은 결과를 나타내었고, 회귀식의 기울기는 보정기간 2년, 보정 매개변수 15개를 이용한 case 1이 가장 우수하였다. R^2 값은 보정기간 및 보정변수의 증가에 따라 개선되었지만, 회귀식의 기울기는 보정기간 및 보정변수의 증가에 따라서 개선되지 않음을 알 수 있다.

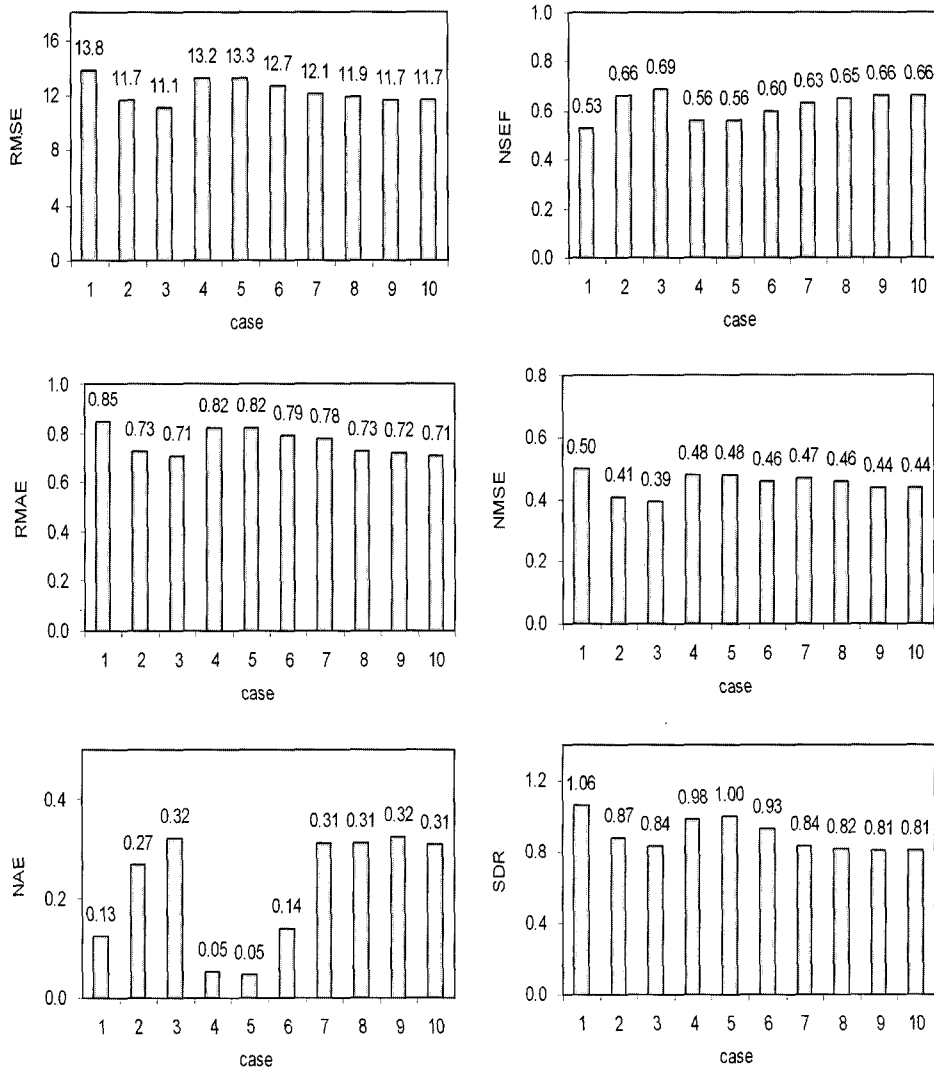


Fig. 9. The error statistics of SWAT model for validation period

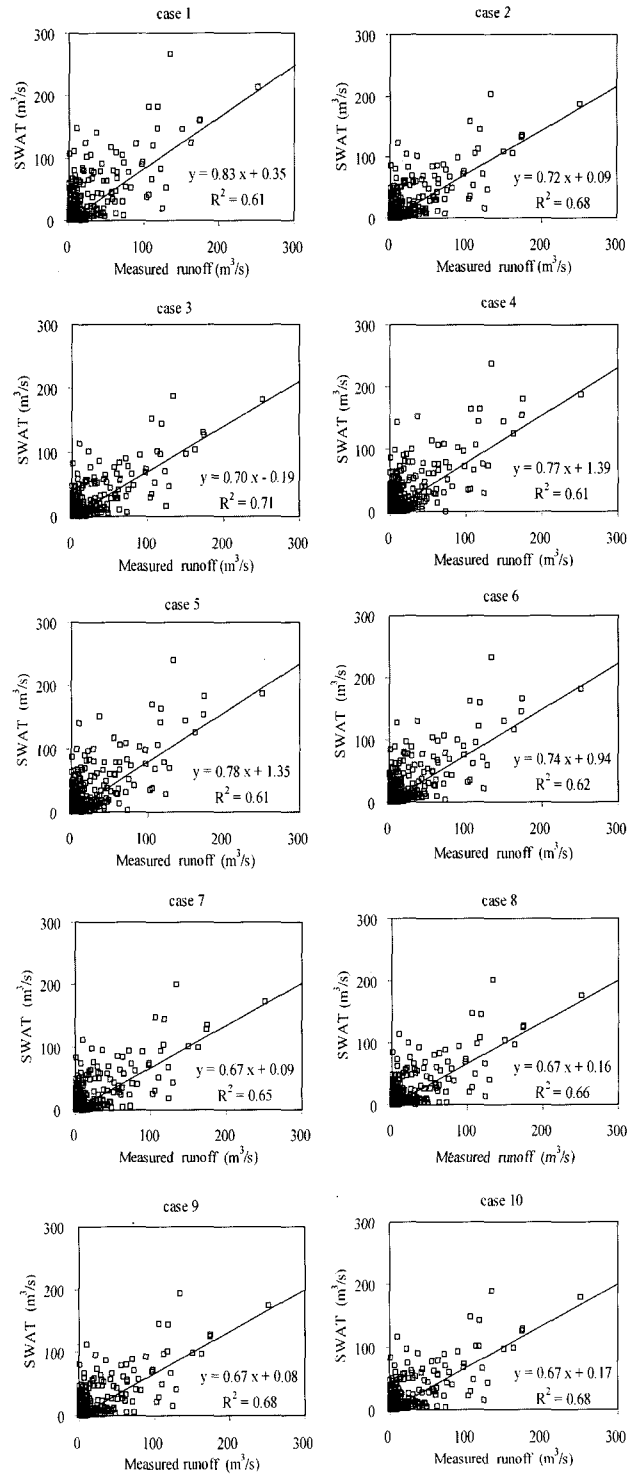


Fig. 10. Comparison of SWAT simulated runoff with measured runoff for validation period

본 연구에서 검토한 Case2, Case3, Case7, Case8, Case9, Case10의 자동보정 결과는 NSEF가 0.63이상으로 Lee et al. (2004)이 보청천 유역에서 분석한 수동보정의 결과(NSEF=0.62)보다 개선된 결과를 얻었지만, Case1, Case4, Case5, Case6의 경우에는 NSEF 값이

수동보정의 결과보다 나쁜 결과를 나타내고 있다. SWAT 모형의 자동보정에 걸리는 계산시간은 보정기간과 보정매개변수의 증가에 따라서 비례적으로 증가하고 있는데, 보정기간이 4년, 보정 매개변수가 15개인 Case 3이 인텔 펜티엄 3GHz의 듀얼코어 컴퓨터에서

26.48시간으로 가장 긴 계산시간이 소요되었고, 1개의 보정매개변수를 적용한 Case 4가 모의시간이 2.78 시간으로 가장 작았다. SCE-UA 방법을 이용한 SWAT 모형의 자동보정결과는 보정기간, 보정매개변수 및 모형 성능의 평가를 위한 통계적 오차 등에 좌우되는 복잡한 결과를 나타내었다.

4. 결 론

본 연구에서는 LH-OAT 방법과 SCE-UA 방법을 적용하여 보정천 유역에서 SWAT 모형의 매개변수들을 자동보정하였다. LH-OAT 방법은 전역적 민감도 분석과 국부적 민감도 분석의 장점을 결합하여 가용매개변수 범위에 대하여 효율적으로 민감도 분석을 할 수 있으며, 모형의 반응에 민감한 변수들의 민감도 등급을 결정할 수 있어서 모형의 보정을 위한 매개변수의 선택에 유용한 정보를 제공하였다. SCE-UA 방법에 의한 SWAT 모형의 자동보정은 수동보정방법에 대한 대안으로 SWAT 모형의 매개변수 보정에 유용하게 적용할 수 있는 것으로 분석되었지만, 자동보정에 걸리는 계산시간이 오래 걸리는 단점이 있어서 대규모 유역에 대한 SCE-UA 방법의 적용은 제한적이 될 수 있다.

SWAT 모형에 대한 SCE-UA 방법의 적용은 보정기간, 보정매개변수, 통계적 오차의 선택에 따라서 모형의 보정 및 검증 결과에 차이가 발생하였다. 보정기간과 보정매개변수의 수가 증가함에 따라서 검증기간에 대한 RMSE, NSEF, RMAE, NMSE, R^2 등의 통계적 오차는 개선되었지만, NAE와 SDR 오차는 증가하는 경향을 나타내어 통계적 오차기준에 따라서 상반되는 결과를 나타내었다. 그리고 보정기간보다 검증기간이 더 좋은 결과를 나타내었으며, 자동보정에 걸리는 계산시간은 보정기간과 보정매개변수의 증가에 비례하여 증가하였다. 보정기간, 보정매개변수, 모형오차 등을 비교할 때, 짧은 보정기간과 많은 수의 매개변수들을 적용하는 경우보다 긴 보정기간과 적은 수의 매개변수를 선택하여 자동보정을 수행하는 것이 자동보정 계산의 효율성을 높일 수 있을 것으로 판단된다. 향후 본 연구에서 제시한 방법을 여러 대표유역에 적용을 하여 보정자료, 보정대상 매개변수, 통계적 오차기준의 변화가 모형 보정에 미치는 복잡한 영향을 파악하기 위한 추가적인 연구가 필요하다.

감사의 글

SWAT 모형에 대한 SCE-UA 최적화 방법의 적용을 도와준 Ghent 대학의 Ann van Griensven 박사에게 감

사를 표하며, 논문심사위원들의 심사의견은 본 논문의 내용을 보완하는데 많은 도움이 되었습니다. 본 연구는 2005년도 건설교통부와 한국건설교통기술평가원의 건설기술기반 구축사업(과제번호: 05기반구축A03-01) 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- 강민구, 박승우, 임상준, 김현준 (2002). "전역최적화 기법을 이용한 강우-유출모형의 매개변수 자동보정." **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 35(5), pp. 541-552.
- 김남원, 정일문, 원유승 (2005). "시공간적 변동성을 고려한 지하수 함양량의 추정." **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 38(7), pp. 517-526.
- 성윤경, 김상현, 김현준, 김남원 (2004). "다양한 목적함수와 최적화 방법을 달리한 SIMHYD와 TANK 모형의 적용성 연구." **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 37(2), pp. 121-131.
- 이길성, 김상욱, 홍일표 (2005). "다중목적함수를 이용한 강우-유출 모형의 자동보정." **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 38(10), pp. 861-869.
- Arnold, J.G., Allen, P.M. and Bernhardt, G. (1993). "A comprehensive surface-groundwater flow model." *Journal of Hydrology*, ELSEVIER, 142, pp. 47-69.
- Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V.K. (1992). "Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models." *Water Resources Research*, AGU, 28(4), pp. 1015-1031.
- Duan, Q., Sorooshian, S., and Gupta, V.K. (1994). "Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models." *Journal of Hydrology*, ELSEVIER, 158, pp. 265-284.
- Eckhardt, K. and Arnold, J.G. (2001). "Automatic calibration of a distributed catchment model." *Journal of Hydrology*, ELSEVIER, 251, pp. 103-109.
- Gan, T.Y., and Biftu, G.F. (1996). "Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: Optimization algorithms, catchment conditions and model structure." *Water Resources Research*, AGU, 32(12), pp. 3513-3524.
- Kim, C.G., Kim, H.J., Jang, C.H., and Kim, N.W. (2003). "Runoff estimation from two midsize

- watersheds using SWAT model." *Water Engineering Research*, KWRA, 4(4), pp. 193-202.
- Kuczera, G. (1997). "Efficient subspace probabilistic parameter optimization for catchment models." *Water Resources Research*, AGU, 33(1), pp. 177-185.
- Lee, D.H., Kim, N.W., and Kim, I.H. (2004). "Simulation of daily runoff and sensitivity analysis with Soil and Water Assessment Tool." *Water Engineering Research*, KWRA, 5(3), pp. 133-146.
- McKay, M.D., Beckman, R.J. and Conover, W.J. (1979). "A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code." *Technometrics*, ASA, 21(2), pp. 239-245.
- Morris, M. D. (1991). "Factorial sampling plans for preliminary computational experiments." *Technometrics*, ASA, 33(2), pp. 161-174.
- Madsen, H. (2000). "Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives." *Journal of Hydrology*, ELSEVIER, 235, pp. 276- 288.
- Nash, J. E. and Sutcliffe, J.V. (1970). "River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles." *Journal of Hydrology*, ELSEVIER, 10(3), pp. 282-290.
- Neitsch, S.L., Arnold, J.G., Kiniry, J.R., Williams, J.R. (2001). *Soil and Water Assessment Tool Version 2000*, Agricultural Research Service. Texas Agricultural Experiment Station. Temple, Texas.
- Saxton, K.E., Rawls, W.J., Romberger, J.S., Papendick, R.I. (1986). "Estimating generalized soil-water characteristics from texture." *Soil Science Society of America Journal*, SSSA, 55, pp. 1031-1036.
- Sorooshian, S., Duan, Q., and Gupta, V.K. (1993). "Calibration of rainfall-runoff models: application of global optimization to the Sacramento soil moisture model." *Water Resources Research*, AGU, 9(4), pp. 1185-1894.
- van Griensven, A. Francos, A. and Bauwens, W. (2002). "Sensitivity analysis and auto-calibration of an integral dynamic model for river water quality." *Water Science and Technology*, IWA, 45, pp. 325-332.

(논문번호:06-25/접수:2006.02.06/심사완료:2006.07.20)