



## Evaluation of multi-objective PSO algorithm for SWAT auto-calibration

Jang, Won Jin<sup>a</sup> · Lee, Yong Gwan<sup>a\*</sup> · Kim, Seong Joon<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Department of Civil, Environmental and Plant Engineering, Konkuk University

Paper number: 18-045

Received: 6 July 2018; Revised: 1 August 2018; Accepted: 1 August 2018

### Abstract

The purpose of this study is to develop Particle Swarm Optimization (PSO) automatic calibration algorithm with multi-objective functions by Python, and to evaluate the applicability by applying the algorithm to the Soil and Water Assessment Tool (SWAT) watershed modeling. The study area is the upstream watershed of Gongdo observation station of Anseongcheon watershed (364.8 km<sup>2</sup>) and the daily observed streamflow data from 2000 to 2015 were used. The PSO automatic algorithm calibrated SWAT streamflow by coefficient of determination ( $R^2$ ), root mean square error ( $RMSE$ ), Nash-Sutcliffe efficiency ( $NSE_Q$ ), and especially including  $NSE_{INQ}$  (Inverse Q) for lateral, base flow calibration. The results between automatic and manual calibration showed  $R^2$  of 0.64 and 0.55,  $RMSE$  of 0.59 and 0.58,  $NSE_Q$  of 0.78 and 0.75, and  $NSE_{INQ}$  of 0.45 and 0.09, respectively. The PSO automatic calibration algorithm showed an improvement especially the streamflow recession phase and remedied the limitation of manual calibration by including new parameter (RCHRG\_DP) and considering parameters range.

**Keywords:** Automatic calibration algorithm, Multi-objective functions, Particle swarm optimization, Python, SWAT

## 다목적 PSO 알고리즘을 활용한 SWAT의 자동보정 적용성 평가

장원진<sup>a</sup> · 이용관<sup>a\*</sup> · 김성준<sup>a</sup>

<sup>a</sup>건국대학교 일반대학원 사회환경플랜트공학과

### 요지

본 연구는 다목적함수를 고려한 입자군집최적화(Particle Swarm Optimization, PSO) 알고리즘을 Python으로 개발하고, Soil and Water Assessment Tool (SWAT) 모형에 적용하여 자동보정 알고리즘의 적용 가능성을 평가하였다. SWAT 모형의 유출 해석은 안성천의 공도 수위 관측소 상류유역(364.8 km<sup>2</sup>)을 대상으로 하였으며, 공도 지점의 2000년부터 2015년까지의 일 유량 자료를 이용하였다. PSO 자동보정은 결정계수(coefficient of determination,  $R^2$ ), 평균제곱근오차( $RMSE$ ),  $NSE$  모형효율계수(Nash-Sutcliffe Efficiency,  $NSE_Q$ ), 특히 중간유출과 기저유출의 보정을 위해  $NSE_{INQ}$  (Inverse Q)를 활용하여 SWAT을 보정하였다. PSO를 통한 SWAT 모형의 자동보정과 수동보정의 유출해석 결과, 각각  $R^2$ 는 0.64, 0.55,  $RMSE$ 는 0.59, 0.58,  $NSE_Q$ 는 0.78, 0.75,  $NSE_{INQ}$ 는 0.45, 0.09의 상관성 분석결과를 보였다. PSO 자동보정 알고리즘은 수동보정에 비하여 높은 향상을 보였는데 특히 유출의 감소곡선을 개선시켰으며 적절한 매개변수 추가(RCHRG\_DP)와 매개변수 범위의 설정으로 수동보정의 한계를 보완하였다.

**핵심용어:** 자동보정 알고리즘, 다목적함수, 입자군집최적화, Python, SWAT

\*Corresponding Author. Tel: +82-2-450-3749  
E-mail: leeyg@konkuk.ac.kr (Y. G. Lee)

## 1. 서론

강우-유출 모형(rainfall-runoff model)의 목적중 하나는 강우-유출이라는 자연현상을 이해하고, 이를 통해 다양한 수자원 문제에 요구되는 신뢰성 높은 유출량 자료를 산정하는데 있다. 이와 같은 유출모형은 복잡한 자연현상을 단순한 형태로 개념화하여 표현하는데 이러한 과정에서 많은 매개변수들이 필요하게 되며, 정확하고 신뢰성 있는 모형의 매개변수 산정은 강우-유출모형을 이용한 유출분석에 있어서 매우 중요한 과정이라 할 수 있다(Kim *et al.*, 2007). 이 때, 유역의 특징을 고려하여 관측한 수문현상을 재현하는 각 매개변수 값의 조합을 최적해(optimal solution)라 한다.

매개변수를 결정하는 방법에는 크게 수동보정법(manual calibration)과 자동보정법(automatic calibration)이 있다. 일반적으로 시행착오법(trial-error method)을 통해 수행되는 수동보정법은 전문적인 지식과 숙련된 기술이 요구되며 사용자의 임의성이 개입될 여지가 있어 일정한 객관성과 신뢰성 확보에 어려움이 있다. 반면 자동보정법은 수치적인 알고리즘을 이용하여 유출모형의 매개변수를 비교적 효율적이고 객관적으로 추정하기 때문에 최근에는 여러 가지 자동보정법을 이용한 다양한 연구가 진행되고 있다(Neldar and Mead, 1965; Gupta *et al.*, 1998; Duan, 2003; Tolson and Shoemaker, 2007; Kim *et al.*, 2007).

자동보정법에 주로 활용되는 최적화 알고리즘에는 크게 유전 알고리즘, 군집 알고리즘, 담금질 기법 알고리즘 등이 있다. 유전 알고리즘은 다윈의 자연 진화법칙인 적자생존과 자연도태의 원리를 토대로 한 알고리즘이며 동시 집단 탐색을 수행해 적합성을 비교해 좋은 적합성을 다음세대로 계승시켜 최적화하지만 계산에 있어 연산자가 많아 계산이 오래 걸리는 단점이 있다(Jin and Ha, 1997). 담금질 기법 알고리즘은 원자의 에너지 변화 과정을 모델로 하여 개발된 알고리즘으로 작은 변화를 통해 해를 탐색하기 때문에 지역 탐색에서 우수한 성능을 보이거나 입력 데이터의 범위가 넓은 경우 탐색 시간이 오래 걸리는 단점이 있다(Choi *et al.*, 2013). 군집 알고리즘은 조류나 어류 등의 생물의 무리의 운동을 기반으로 한 알고리즘으로 Particle Swarm Optimization (PSO) (Kennedy and Eberhart, 1995)이 대표적이다. 이는 다른 알고리즘보다 이론이 간단하고 빠른 수렴성을 가져 실용적인 사용이 가능한 확률론적 최적화 기법으로(Kim *et al.*, 2008) 유전 알고리즘과는 달리 교차, 변이와 같은 진화적 연산이 없어 전체 공간을 탐색 후 수렴하는 확률론적 접근 방식으로 인해 모델을 많이 구동해야 된다는 단점이 있다. 하지만 다른 확률적 방법에 비

해 이론이 간단해 적용이 쉽고 높은 수렴율을 보이는 특성이 있어(Clerc and Kennedy, 2002) 자동보정 알고리즘에 적용하기 수월하다는 장점이 있다.

입자군집최적화인 PSO의 모델 적용 사례를 살펴보면 Kwon *et al.* (2008)이 저수지의 이화학적, 수리수문학적 환경인자 특성에 따른 저수지의 Chl-a 농도를 PSO 알고리즘을 이용해 국내 농업용 저수지의 수질을 예측한바 있으며, Kamali *et al.* (2013)은 이란의 북부 Gorganroud강 유역의 Tamar 분지유역을 대상으로 HEC-HMS에 단일, 다중 목적함수 PSO 알고리즘을 적용해 3차례의 강우 사상을 보정했다. 단일 목적함수를 사용한 경우보다 다중 목적함수를 사용한 경우가 좋은 보정성능을 보였고 사용된 목적함수의 종류와 개수에 따른 최적화 차이에 대해 분석하였다. 이처럼 PSO는 무작위 탐색 성능과 세대가 거듭할수록 최적 해를 중심으로 해를 탐색 및 수렴해가는 수학적 접근 방법(Kennedy and Eberhart, 1995)을 활용하여, 어려운 최적화 문제를 수행함에 효과가 있어 여러 응용 영역에 적용이 확대되고 있다(Park *et al.*, 2006).

다목적 최적화 알고리즘의 적용사례에서는 Yapo *et al.* (1998)이 Sacramento Soil Moisture Accounting model (SAC-SMA) 강우-유출 모델에 2개의 목적함수(DRMS, HMLE)를 사용한 Multi-Objective COMplex Evolution Algorithm (MOCOM-UA)을 적용해 Pareto 곡선으로부터 최적해를 찾았으며, 그 결과 단일 목적함수 보다 다목적함수를 사용하였을 때 보다 개선된 결과를 얻는 것을 확인하였다. Gupta *et al.*, (1998)에서도 SAC-SMA 모델에 3개의 목적함수(DRMS, BIAS, NSC) MOCOM-UA 알고리즘을 적용해 최적해를 찾은 바 있다.

반면 국내의 경우, 강우-유출 모델에 다목적 PSO 알고리즘 (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)을 적용한 최적화는 시도되지 않았다. 따라서 본 연구에서는 PSO에 Gupta *et al.* (1998)과 Madsen (2000)이 제안한 매개변수 다목적 최적화를 Python으로 구현하고 이를 준분포형 수문모델인 Soil and Water Assessment Tool (SWAT)에 적용해 대상 유역에 대한 유출 모의를 실시하고자 한다. 다목적 PSO 알고리즘을 활용한 자동보정에서는 기존연구(Kim and Kim, 2017)의 수동보정에서 사용하는 목적함수( $R^2$ ,  $RMSE$ ,  $NSE$ )를 사용하여 매개변수를 개선하고, 마지막으로 선정된 매개변수를 모델에 적용해 다목적 PSO 알고리즘의 강우-유출 모델에 적용 가능성을 유출량을 통해 평가하고자 한다.

## 2. 재료 및 방법

### 2.1 대상유역 및 입력자료

본 연구의 대상 유역은 안성천의 공도 수위관측소를 유역 출구로 하는 크기 364.8 km<sup>2</sup> (Fig. 1), 주 하천의 유로연장 26.8 km이며 지형정보는 유역 평균 표고 EL. 113.63 m, 평균 경사 10.6%로 안성천 전체 면적의 약 23%를 차지하고 있고 산림, 논, 밭이 각각 52%, 19%, 11%를 차지하며 나머지는 주거지 및 초지로 구성되어 있다. 주요 토양으로는 미사질 양토가 49%, 미사질 식양토가 17%를 차지하고 있다. 유역의 연평균 (2000~2017년) 강수량은 1273.1 mm이고, 유출량은 637.4 mm, 기온은 12.2°C, 일조시간 12.2 hr, 연평균 풍속 1.66 m/s 이다.

기상자료는 수원, 천안, 이천 기상관측소의 강수량, 온도, 태 양복사량, 풍속, 상대습도 자료를 구축하였다. 모형의 보정을 위한 실측자료는 국가수자원관리종합정보시스템(WAMIS, <http://www.wamis.go.kr/>)에서 제공하는 유역 출구점(공도

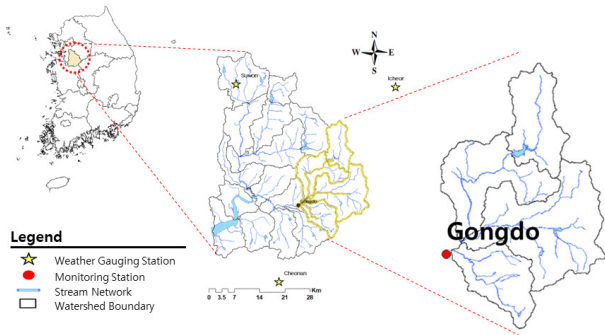


Fig. 1. Gongdo study area

수위관측소)에서의 2000년부터 2015년까지의 수위자료를 유량자료로 환산하여 사용하였다. 지형입력자료로는 국토 지리정보체계(NGIS)의 1:5000 수치지도로부터 제작한 격자크기 30 m의 DEM (Digital Elevation Model)을 활용하였으며(Fig. 2(a)), 토지이용도는 환경부의 2008년에 제작한 토지이용도를 기준으로 시가지, 농업지역, 산업지역, 초지, 습지, 나지, 및 수역의 7개 항목으로 분류하였다(Fig. 2(b)). 토양도는 농촌진흥청에서 제공하는 1:25,000의 정밀토양도를 활용하였다(Fig. 2(c)).

### 2.2 SWAT 모형의 개요

본 연구에서는 PSO 알고리즘의 적용성 평가를 위해 유역의 일 유출 모의가 가능한 준분포형 수문모형인 SWAT (Soil and Water Assessment Tool)을 사용하였다. SWAT은 미국 농무성 농업연구소(United States Department of Agriculture-Agricultural Research Service, USDA-ARS)에서 개발된 물리적 기반의 준분포형 연속 수문모형(Arnold *et al.*, 1996)로서, 하천의 수문은 물론 수질까지 평가가 가능한 모델이다. SWAT 모형에서 사용되는 물수지 방정식은 다음과 같다 (Neitsch *et al.*, 2001).

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw}) \quad (1)$$

여기서,  $SW_t$ 는 최종 토양수 함량(mm),  $SW_0$ 는  $i$ 일의 초기 토양수 함량(mm),  $R_{day}$ 는  $i$ 일의 강수량(mm),  $Q_{surf}$ 는  $i$ 일의 유량(mm),  $E_a$ 는  $i$ 일의 증발산량(mm),  $W_{seep}$ 는  $i$ 일의 토양속성에 따른 불투수층에 들어가는 물의 양(mm),  $Q_{gw}$ 는  $i$ 일의 회귀수

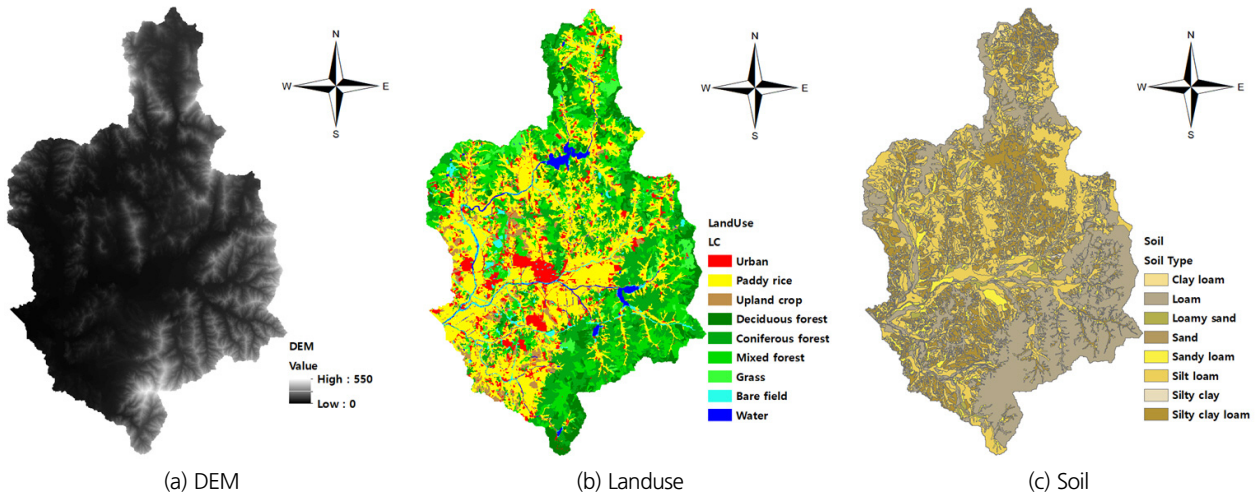


Fig. 2. GIS data of Gongdo study area

량(mm)을 의미한다.

SWAT은 Eq. (1)과 같이 물수지 방정식에 근거를 두고 강우에 의한 차단량(canopy storage), Penman-Monteith, Priestley-Taylor 등에 의한 증발산량 산정, SCS-CN (Soil Conservation Service-Curve Number)방법에 의한 지표유출(surface runoff), 다수의 토양층에 대한 각각의 토양저류능(soil water capacity)과 투수계수(saturated hydraulic conductivity)에 의한 토양수 이동 등에 의한 중간유출(lateral flow)과 기저유출(base-flow)등을 각 수문반응단위(Hydrological Response Unit, HRU) 별로 계산 한다(Neitsch et al., 2001). 최종적으로 하천 구간별 Muskingum, Variable Storage 방법 등으로 하도추적을 시행하여 유역 출구의 수문곡선을 모의한다(Arnold et al., 1996).

### 2.3 PSO 알고리즘

PSO는 Kennedy and Eberhart (1995)에 의해 처음 제안되었으며, 새나 물고기와 같은 동물들의 무리지어 다니는 사회적 행동인 생체군집을 바탕으로 설계되어진 알고리즘으로 유전알고리즘과 같이 자연선택 진화를 사용하는 것과는 차이를 보인다. 병렬처리 특징을 가지고 있으며, 군집(Swarm)과 개체(Particle)의 개념을 사용하여 최적화를 수행한다. 초기 Swarm 내의 랜덤으로 형성된 각각의 Particle은 최적 값을 찾기 위해 사용자가 선택한 매개변수의 개수만큼의 차원 공간을 이동한다. 초기 Swarm의 탐색이 끝나면 이후 Swarm 부터는 개별 Particle 별로 위치에 대한 목적함수의 값을 기억하고 다른 Particle들과 서로 값을 공유해가며 최적 해를 찾아간다. 이러한 특징으로 초기에는 전역탐색에서 세대가 지날수록 지역탐색으로 변화하며 최종적으로 한 점으로 수렴해 최적 해를 찾는다. 또한 비교적 다른 알고리즘과 비교해 이론이 간결하기 때문에 구현이 용이하며 연산의 효율성이 뛰어나 짧은 시간 안에 안정적으로 최적의 수렴 값을 찾을 수 있다.

PSO 알고리즘에서 Swarm은 사용자가 지정한 n개의 Particle을 가지며 이들은 사용자가 선택한 매개변수 값들의 집합이며, Particle간 매개변수와 목적함수 값을 공유하며 개별적으로 움직이는 특징이 있다. PSO 알고리즘의 방정식은 다음과 같다(Eq. (2)).

$$\begin{aligned}
 v_{jk}(t+1) &= w_{damp} \cdot w(t) \cdot v_{jk}(t) \\
 &+ c_1 \cdot r_1 \cdot (Pbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)) \\
 &+ c_2 \cdot r_2 \cdot (Gbest_k(t) - x_{jk}(t))
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

여기서,  $v_{jk}$ 은 그룹 내의 j번째 Particle의 매개변수 k의 이동속도,  $w_{damp}$  관성조절함수,  $w$ 는 관성하중(inertia weight),  $c$ 는 가속상수(acceleration constant),  $r$ 은 랜덤 상수(Random value),  $Pbest$ 는 현재 swarm (particle) 중 최적의 목적함수 값,  $Gbest$ 는 모든 Swarm 내 최적의 목적함수 값,  $x_{jk}$ 는 현재 계산하는 Particle의 목적함수 값을 의미한다. Particle의 이동속도( $v_{jk}$ )는 PSO의 유일한 연산자이며, 각 매개변수의 이동속도를 나타내는 다차원 실수벡터이다.

Swarm내의 Particle들은 Eq. (2)를 통해 계산되어진 각 매개변수의 속도에 영향을 받아 생성되어지며 매개변수 개수만큼의 차원을 가진다. 관성하중( $w$ )은 Particle이 형성될 때 전역탐색과 지역탐색 능력을 조정한다. 초기에는 큰 값을 가지게 해 전역탐색을 하며 알고리즘의 반복 횟수가 증가할수록 관성하중 값을 감소시켜 지역탐색을 하게 한다. 관성조절함수( $w_{damp}$ )는 앞서 말한 Swarm의 세대가 지날수록 관성하중 값을 감소시켜 광역탐색에서 지역탐색으로 수렴시키기 위한 상수이다. 가속상수( $c$ )는 particle이  $Pbest$ 와  $Gbest$ 로 향하는 확률적인 가속을 표현한다. 가속상수 값이 작은 값이면 최적해로 향하지 않고 바깥을 떠돌게 되고 반면에 높은 값을 가지게 되면 최적 해를 뛰어 넘거나 갑작스런 방향변환을 가져올 수 있다. 값은 0과 1사이의 값을 가진다. 본 연구에서는 관성하중은 0.9, 가속상수  $c_1$ 과  $c_2$ 는 각각 1.2 그리고 관성조절함수는 0.9로 설정하였으며, 이 값은 시행착오법(Try and error method)을 통해 양호한 수렴성을 보여준 값으로 설정하였다.

$Pbest$ 와  $Gbest$ 는 Particle best와 Global best로 한 Swarm 내의 Particle중 사용자가 지정한 목적함수들의 최적값을 가지는 Particle이  $Pbest$ 가 되며, 모든 Swarm의 Particle중 가장

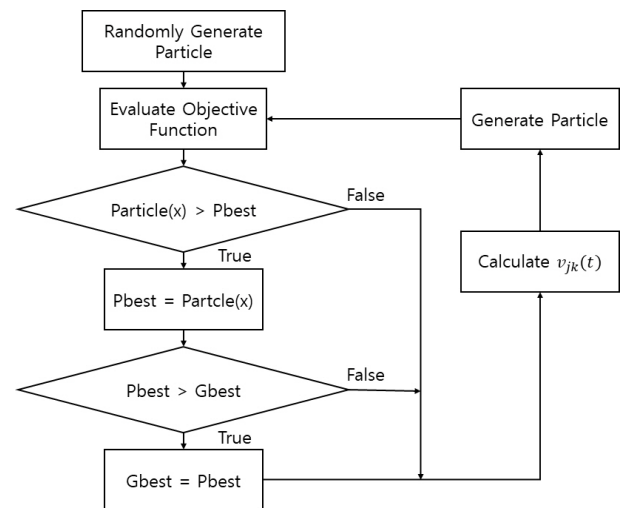


Fig. 3. PSO algorithm

최적의 값을 가지는 Particle을  $G_{best}$ 라 한다. 따라서 알고리즘의 최종  $G_{best}$ 는 주어진 매개변수의 최적의 해를 나타낸다. 초기 Particle 형성에 있어  $G_{best}$ 가 없기 때문에  $P_{best}$ 의 영향으로만 랜덤으로 Particle을 형성하지만 다음 세대의 Swarm부터는 앞선 Swarm의  $G_{best}$ 와  $P_{best}$ 를 바탕으로 Particle을 생성한다(Fig. 3).

PSO 알고리즘은 이웃 개체의 경험에 따라 그들의 위치를 조절한다, 이를 강우-유출 모델에 적용했을 때의 특징은 다음과 같다. 사용자가 선택한 매개변수로 형성된 다차원 공간 전체를 탐색할 수 있다. Swarm내에 형성되는 Particle들은 목적함수의 값과 속도를 다른 Particle들과 공유함으로써 위치를 조절할 수 있다. 랜덤 확률 최적화 알고리즘으로 기존 방법론과는 달리 불확실한 영역에서의 탐색이 가능하고 연산자의 계산이 빨라 손쉽게 최적의 해를 생산할 수 있다. 전역 탐색과 지역탐색 사이의 관계를 관성하중을 이용해 유연하게 조절할 수 있다. 모델 보정에 익숙하지 않은 사용자가 적절한 매개변수와 범위만 설정해준다면 상당한 정확도의 결과를 얻을 수 있다. 그러나 확률론적인 접근 방법으로 인해 좋은 보정 결과를 얻기 위해서는 일정 횟수 이상의 모델 구동을 필요로 하고 자동보정에 사용할 매개변수 선정 시 강우-유출 모델의 모든 매개변수를 사용할 수 없으므로 사용자가 별도의 민감도 분석을 실시하고 그 분석 결과를 바탕으로 사용자의 선택을 필요로 한다.

본 연구에서 개발한 PSO 자동보정 알고리즘의 구동방법은 Particle의 매개변수 세트를 SWAT 초기구동 시 생성되는 HRU 속성파일(.gw, .hru, .mgt, .bsn)에 적용, 그 결과로 생성된 결과파일을 통해 수문해석 실시를 반복해 최적해를 찾는다.

## 2.4 목적함수

PSO 알고리즘을 SWAT 모형 자동보정에 사용함에 있어 관측 값에 대한 모의 값의 오차를 비교, 평가하기 위해 결정계수(coefficient of determination,  $R^2$ ), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error,  $RMSE$ ),  $NSE$  모형효율성계수(Nash-Sutcliffe Efficiency,  $NSE_Q$ ) 및  $NSE_{INQ}$ 를 사용하였다.

$$R^2 = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \right)^2 \quad (3)$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}}{n} \quad (4)$$

$$NSE_Q = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (5)$$

$$NSE_{INQ} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{O_i} - \frac{1}{S_i}\right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{O_i} - \frac{1}{\bar{O}_i}\right)^2} \quad (6)$$

여기서,  $O_i$ 는 관측 값,  $S_i$ 는 모의 값,  $\bar{O}_i$ 는 관측 값 평균,  $\bar{S}_i$ 는 모의 값의 평균이다.  $R^2$ 는 1에 가까울수록 관측 값과 모의 값이 완벽하게 일치함을 나타내고,  $RMSE$ 는 표준편차를 일반화시킨 척도로써 관측 값과 모의 값의 차이가 얼마인가를 나타내며 중심으로부터 얼마나 멀리 떨어져 있는지에 대한 정도이다. 값이 0일수록 두 값의 차이가 적다는 것을 의미한다.  $NSE_Q$ 는 모형의 효율을 판단할 때 사용하는 지표로,  $-\infty$ 부터 1까지의 범위로 표현되는데 0보다 클수록 모형의 적용성이 높다고 평가할 수 있다(Mkhwanazi, 2012). 그리고 피크 이후 유량이 감소하는 부분(중간유출)과 기저유출량 모의정도를 평가하기 위하여  $NSE_{INQ}$ 를 사용하였다(Pushpalatha et al., 2012).

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1 PSO 구동 결과

Table 1의 매개변수는 선행연구(Kim and Kim, 2017)에서 사용한 매개변수와 SWAT 수문 보정에서 주로 사용한 매개변수들을 민감도 분석(Fig. 4)을 통해 선정된 총 9개의 매개변수를 정리하여 나타낸 것이다. 본 연구에서는 지표유출 관련(CN2), 증발산 관련 2개(CANMX, ESCO), 중간유출 관련 2개(SLSOIL, LAT\_TTIME), 기저유출 관련 4개(GW\_DELAY, GWQMN, ALPHA\_BF, RCHRG\_DP)를 사용하였다. CN2는 기본값(Default)에 일정한 %의 값을 더하는 방식(Percent add)으로 매개변수를 변경하였으며 나머지 매개변수들은 Replace를 통해 변경하였다.

본 연구에서는 PSO의 알고리즘의 군집(Swarm)을 총 4개로 설정하였으며, 한 Swarm당 Particle의 개수 1000개로 설정하였다. 따라서 초기 랜덤생성 Swarm의 Particle 1000개를 포함하여, 총 5000번의 모의를 실시하였다. 모의에 사용한 매개변수는 Table 1의 Lower Bound (LB)와 Upper Bound (UB) 사이에 존재하는 임의의 값을 Monte Carlo 방식을 통해 각각 활용하도록 하였다. 보정에 사용한 목적함수는  $R^2$ ,  $NSE$ ,  $RMSE$ 로 세팅하여 자동보정을 실시하였다.

Figs. 5(a)~5(e)는 5000번의 PSO알고리즘 구동결과를 3차원 그래프로 나타낸 그림으로 각축은  $RMSE$ ,  $1-NSE$ ,  $1-R^2$



Table 1. PSO input parameters of SWAT

Type of parameter	Parameter	Input file type	Method	Bounds	
				LB	UB
Surface runoff	CN2	.mgt	Percent add	-0.25	0.25
Evapotranspiration	CANMX	.hru	Replace	0	10
	ESCO	.bsn, .hru	Replace	0	1
Soil water	SLSOIL	.hru	Replace	0	150
	LAT_TTIME	.hru	Replace	0	180
Groundwater	GW_DELAY	.gw	Replace	0	500
	GWQMN	.gw	Replace	0	5000
	ALPHA_BF	.gw	Replace	0	1
	RCHRG_DP	.gw	Replace	0	1

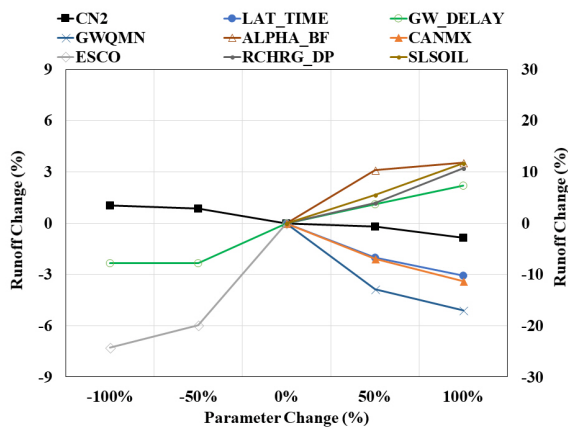


Fig. 4. Sensitivity analysis

이다. 각 축의 목적함수 값은 0으로 수렴할수록 최적의 값을 가지도록 하기 위해  $1-NSE$ ,  $1-R^2$ 로 설정하였다. 초기 Swarm의 Particle은 Fig. 5(a)처럼 넓은 범위에 걸쳐 퍼져있으며, Fig. 5(e)의 마지막 세대에서는 1000개의 각 개체들이 최적 해를 향해 수렴하고 있는 것을 볼 수 있다. Particle들은 서로 최적 해의 정보를 공유해가며 하나의 점으로 수렴하며, Fig. 5(f)는 Particle best의 움직임과 세대의 진화에 따른 최적해 도달과정을 보여준다. Figs. 5(c) and 5(e)에서 군집에서 떨어지는 일부 특이 값이 보이는데, 수렴과정에서 보이는 특이 값들은 관성하중과 관성조절함수 값에 따라 조정할 수 있다.

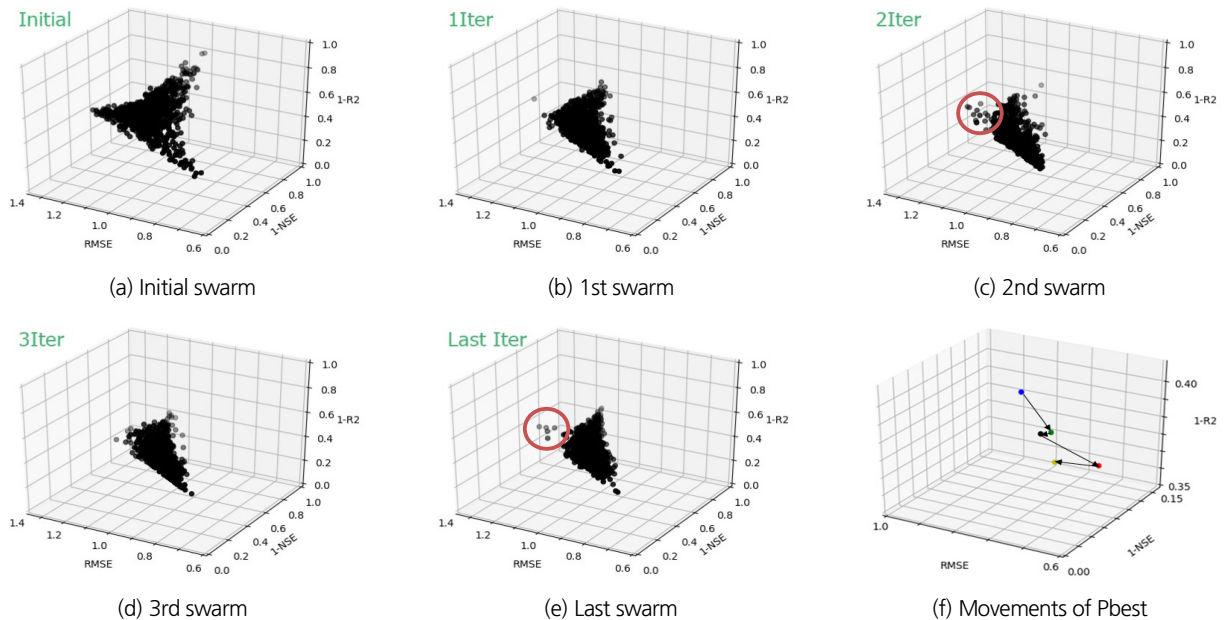


Fig. 5. PSO results

### 3.2 수동보정과 PSO 자동보정 결과 비교

Table 2는 2002년부터 2006년까지의 수동보정의 선행 연구결과(Kim *et al.*, 2017)와 PSO 알고리즘을 통한 자동보정 결과로 생성된 매개변수를 나타낸 것이다. 기존 선행연구에서 사용된 수동 보정 매개변수와 자동보정에 의한 매개변수 차이를 살펴보면, 수동보정의 경우 연구자의 판단에 따라 매개변수를 각각 변경하는 방법의 특성상 세세한 조정보다는 대체로 소수점 한자리수 이내의 범위 내에서 보정을 하고 있다. 반면 자동보정의 경우 알고리즘 진행에 따라 사용자가 지정한 범위 내에서 소수점 둘째 이상 단위의 세밀한 값의 변화를 주고 있음을 확인할 수 있다. 이러한 매개변수의 상세한 범위의 조정은 일반적인 수동보정의 경우 보정을 위한 시간이 많이 소모되어 비효율적이고 불필요한 과정으로 볼 수 있으

나, 최적화 알고리즘을 통한 자동 보정의 경우 매개변수 값을 지정범위 내에서 빠른 시간 내에 최적의 값을 찾기 때문에 최종 보정 결과가 수동 보정보다 수문현상을 더 정확히 예측하는 것으로 볼 수 있다.

지표유출과 관련된 CN2의 값에는 큰 변화가 없지만 증발 매개변수인 CANMX, ESCO는 각각 5에서 8.1, 0.2에서 0.5로 증발이 활발하게 일어나는 조건으로 변경되었다. 중간유출과 관련된 SLSOIL과 LAT\_TTIME은 각각 0에서 12로, 8에서 4.92로 바뀌어 토양의 경사가 증가하고 이로 인해 중간유출 시간이 감소되어 강우사상에 대한 유역의 반응이 더 민감하도록 조정되었다. 지하수 관련 매개변수인 GW\_DELAY, GWQMN, RCHRG\_DP를 살펴보면 GW\_DELAY가 100에서 217로 지하수의 지연시간을 증가시켰고 GWQMN과

Table 2. Calibrated parameters by manual, PSO

Parameters	Definition	Manual*	PSO.
CN2	SCS curve number for moisture condition	default	2%
CANMX	Maximum canopy storage	5	8.1
ESCO	Soil evaporation compensation coefficient	0.2	0.5
SLSOIL	Slope length of lateral subsurface flow (m)	0	12
LAT_TTIME	Lateral flow travel time	8	4.92
GW_DELAY	Delay time for aquifer recharge	100	217
ALPHA_BF	Base flow recession constant	0.5	0.61
GWQMN	Threshold water level in shallow aquifer for base flow	2000	867
RCHRG_DP	Deep aquifer percolation fraction	0.05	0.22

\*Manual calibration results conducted by Kim and Kim (2017)

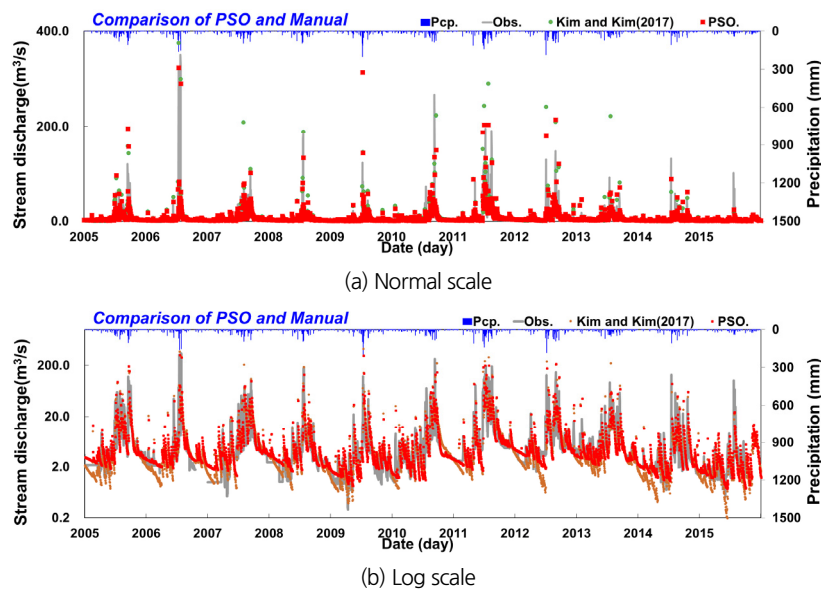


Fig. 6. Comparison of PSO and manual calibration results

RCHRG\_DP는 각각 2000에서 867, 0.05에서 0.22로 지표에서 지하수위까지의 높이를 줄이고 지하수가 포화층으로 들어가는 투수성을 높임으로써 지하수의 유출을 일정하게 유지하도록 변경하는 모습을 보였다.

Fig. 6은 수동보정 및 자동보정 유출 해석 결과를 관측 값과 함께 Normal Scale과 Log Scale로 나타낸 것이다. 수동보정과 자동보정의 차이를 살펴보면 Normal scale에서 침투유출량의 정확도가 소폭 증가하였고, 특히 Log scale 그래프에서 보정년도인 2011년부터 2013년까지에 대한 중간유출과 저지

유출의 관측 값, 모의 값의 경향성이 거의 일치하는 것을 확인할 수 있다. 이는 증발 매개변수 및 중간유출, 지하수 관련 매개변수의 상세한 조정을 통해 기존 수동보정 결과에 비해 실측 유량의 흐름을 더 유사하게 모의하기 때문인 것으로 보인다.

Table 3은 위 매개변수 적용 결과에 따른 년도 별 유출량과 목적함수의 값을 나타낸 것이다. 자동보정 결과와 수동보정 결과에 대해 전년도(2005~2015)의 평균 통계치를 비교해보면  $R^2$ 는 0.64, 0.55,  $NSE_{INQ}$ 는 각각 0.45, 0.09로 수동보정에 비해 자동보정 결과가 크게 향상되는 결과를 나타내었다. 그

Table 3. Results of manually and automatically calibrated parameter applied

Year	PCP	Runoff (mm)			Runoff rate (%)			$R^2$		RMSE		$NSE (Q)$		$NSE (INQ)$	
		Obs.	M*	PSO.	Obs.	M	PSO.	M	PSO.	M	PSO.	M	PSO.	M	PSO.
2005	1,362.5	690.9	624.7	716.8	0.51	0.46	0.53	0.77	0.77	0.35	0.40	0.97	0.83	0.62	0.65
2006	1,008.4	647.8	644.9	665.8	0.52	0.52	0.54	0.72	0.76	1.28	1.39	0.78	0.74	0.46	0.68
2007	1,437.9	630.9	742.4	741.3	0.44	0.52	0.52	0.38	0.62	0.61	0.42	0.92	0.84	0.34	0.20
2008	1,118.8	428.5	461.6	483.5	0.38	0.41	0.43	0.56	0.57	0.48	0.49	0.89	0.90	0.35	0.30
2009	1,291.1	338.5	526.1	500.4	0.26	0.41	0.39	0.68	0.74	0.61	0.65	0.11	0.46	0.51	0.46
2010	1,426.0	653.8	699.2	695.9	0.46	0.49	0.49	0.29	0.40	0.72	0.77	0.32	0.77	0.09	0.47
2011	1,927.3	1285.5	1219.1	1,196.1	0.67	0.63	0.62	0.56	0.64	0.74	0.89	0.64	0.80	0.00	0.66
2012	1,548.8	737.1	789.5	832.4	0.48	0.51	0.54	0.55	0.58	0.52	0.61	0.94	0.78	-0.34	0.42
2013	1,193.4	663.8	564.7	592.7	0.56	0.47	0.50	0.24	0.60	0.42	0.33	0.85	0.78	-0.59	0.56
2014	997.9	375.2	310.2	407.4	0.38	0.31	0.41	0.71	0.80	0.22	0.21	0.97	0.87	0.26	0.58
2015	514.4	201.5	130.1	168.8	0.39	0.25	0.33	0.56	0.55	0.37	0.39	0.84	0.80	-0.71	-0.07
Avg.	<b>1,257.0</b>	604.9	636.4	636.5	0.46	0.47	<b>0.48</b>	0.55	<b>0.64</b>	0.58	<b>0.59</b>	0.75	<b>0.78</b>	0.09	<b>0.45</b>

\*Manual calibration results

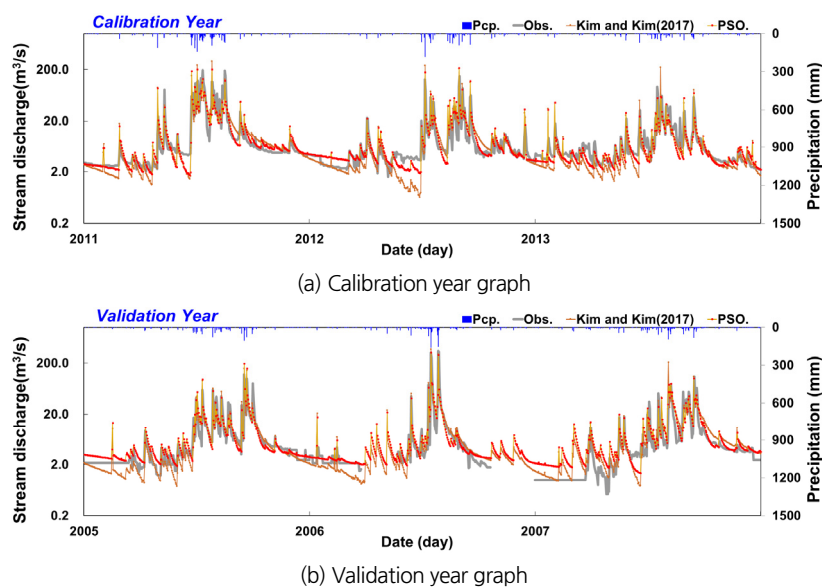


Fig. 7. Auto calibrated SWAT results graph by PSO



이유는 편차의 제곱인  $R^2$ 의 경우 자동보정의 침투유출량이 수동보정에 비해 더 큰 일치함을 보여 결과의 향상으로 이어졌고,  $NSE_{INQ}$ 는 수동보정 대비 지표수가 지하로 들어가는 시간이 짧아지고 지하수가 다시 지표수로 유출될 때까지의 시간이 늘어나 기저유출의 예측 정확도가 크게 증가하였기 때문인 것으로 보인다.  $RMSE$ 는  $0.59 \text{ m}^3/\text{s}$ ,  $0.58 \text{ m}^3/\text{s}$ ,  $NSE_Q$ 는 각각 0.78, 0.75로 소폭 향상되거나 비슷한 결과를 보였다. 따라서 본 연구에서 활용한 알고리즘을 적용할 경우, 사용자가 매개변수 및 변화의 범위만 설정해준다면 전문가가 보정한 수동보정 결과와 비슷하거나 향상된 결과를 나타내는 것을 알 수 있다.

특히, 자동보정의 보정년도로 활용한 2011년부터 2013년까지를 대상으로 집중적으로 분석한 결과(Fig. 7(a)), 앞서 언급된 내용처럼 각 년도 하반기에 중간유출의 기울기와 지표유출량이 수동보정대비 보다 정확한 모의를 하고 있고, 검증년도인 2005년부터 2007년까지도 매개변수의 적용성이 뛰어난 것을 알 수 있다(Fig. 7(b)).

#### 4. 요약 및 결론

본 연구에서는 동물들의 사회적 행동인 생체군집을 바탕으로 설계되어진 PSO 알고리즘에 다목적함수(Multi-Objective)를 Python으로 개발하여, SWAT 모델에 적용하고, 유출 해석을 통해 알고리즘의 적용가능성을 평가하였다. 안성천 공도 수위관측소를 출구로 하는 유역( $364.8 \text{ km}^2$ )을 대상으로 기존 선행연구와의 비교를 위해 2005~2015년의 일 유량자료를 활용, 분석하였으며 자동보정에 사용한 매개변수는 별도의 민감도분석과 수동보정 매개변수를 참고해 지표유출 매개변수(CN2), 증발 매개변수(CANMX, ESCO), 중간유출 매개변수(SLSOIL, LAT\_TTIME), 기저유출 매개변수(GW\_DELAY, ALPHA\_BF, GWQMN, RCHRG\_DP)로 총 9개를 사용하였다.

초기 랜덤생성 군집 1000개를 포함한 총 5000번의 PSO를 통한 SWAT 모의 결과를 각 군집별로 3차원 그래프를 통해 Particle이 해를 탐색하는 과정을 추적하였다. 이를 통해 Particle이 초기에는 공간 전체에서 해를 탐색, 군집의 세대가 지남에 따라 최적해로 수렴하는 것을 확인하였다. 자동보정과 선행연구의 수동보정의 유출량 비교 결과, 전년도(2005~2015)에 대한 평균  $R^2$ 의 경우 각각 0.64, 0.55,  $NSE_{INQ}$ 는 0.45, 0.09로 크게 향상되는 결과를 보였다. 이는 증발 매개변수 및 중간유출, 지하수 관련 매개변수의 상세한 조정을 통해 실측 유량의 흐름을 더 유사하게 모의하기 때문인 것으로 보인다.

$RMSE$ 의 경우 자동보정이 0.59, 수동보정이 0.58의 값을 나타내었고,  $NSE_Q$ 는 각각 0.78, 0.75로 소폭 향상되거나 비슷한 결과를 나타내는 것을 보였다.

이와 같이 PSO 자동보정 알고리즘을 강우-유출모델에 적용함에 있어 불확실한 영역에서의 탐색이 가능하며, 이론이 간결하고 구현과 적용이 용이해 모델에 익숙하지 않은 사용자가 적절한 매개변수와 범위만 설정해준다면 상당한 정확도의 결과를 얻을 수 있다. 또한  $w$ 와 같은 상수 조절을 통해 수렴속도나 탐색능력을 손쉽게 강화할 수 있다. 반면, 랜덤 확률 최적화 알고리즘이기 때문에 일정 횟수 이상의 반복적인 계산을 요구해 모델의 구동시간에 영향을 받는다. 특히, SWAT에 적용하는 경우 수문반응단위별로(HRU) 매개변수를 변경하는데 많은 시간을 요구하기 때문에 사용자가 적절한 매개변수를 선택해야 하는 단점이 있다.

추후 연구에서는 다양한 강우-유출 모델에 적용을 위하여 Swarm과 Particle의 개수에 따른 최적화정도, PSO 상수의 변화에 따른 성능 변화, 목적함수 조합에 따른 최적화 차이에 대한 추가 연구를 진행할 것이며, 장기유출시 저유량 부근에서의 오차를 줄이기 위해 Boyle et al. (2000)에서처럼 수문곡선을 2~3 부분으로 나누거나 가뭄년도를 구분지어 자동보정(Kim and Kim, 2017)을 실시할 예정이다.

#### 감사의 글

본 연구는 국토교통부 물관리연구사업의 연구비지원(18AWMP-B079625-05)에 의해 수행되었습니다.

#### References

- Arnold, J. G., Williams, J. R., Srinivasan, R., and King, K. W. (1996). *SWAT manual*. USDA. Agricultural Research Service and Blackland Research Center, Texas.
- Boyle, D. P., Gupta, H. V., and Sorooshian, S. (2000). "Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods." *Water Resources Research*, Vol. 36, No. 12, pp. 3663-3674.
- Choi, H. J., Lee, S. Y., and Chae, H. S. (2013). "A testing technique for enhanced simulated annealing by branch distance neighborhood selection." *Journal of KIISE*, Vol. 40, No. 6, pp. 312-321.
- Clerc, M., and Kennedy, J. (2002). "The particle swarm explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 1, pp. 58-73.

- Duan, Q. (2003). "Global optimization for watershed model calibration." *Calibration of Watershed Models*, pp. 89-104.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., and Yapo, P. O. (1998). "Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information." *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 4, pp. 751-763.
- Jin, K. G., and Ha, J. S. (1997). "Genetic algorithms as optimisation tools and their applications." *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, Vol. 21, No. 2, pp. 108-116.
- Kamali, B., Mousavi, S. J., and Abbaspour, K. C. (2013). "Automatic calibration of HEC-HMS using single-objective and multi-objective PSO algorithms." *Hydrological Processes*, Vol. 27, No. 26, pp. 4028-4042.
- Kennedy, J., and Eberhart, R. (1995). "PSO optimization." *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 1941-1948.
- Kim, D. R., and Kim, S. J. (2017). "A study on parameter estimation for SWAT calibration considering streamflow of long-term drought periods." *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol. 59, No. 2, pp. 19-27.
- Kim, H. J., Chun, H. H., and An, N. H. (2008). "Hull form optimization using parametric modification functions and global optimization." *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, Vol. 45, No. 6, pp. 590-600.
- Kim, T. S., Jeong, I. W., Koo, B. Y., and Bae, D. H. (2007). "Optimization of tank model parameters using multi-objective genetic algorithm (I): Methodology and model formulation." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 42, No. 9, pp. 677-685.
- Kwon, Y. S., Bae, M. J., Hwang, S. J., and Park, Y. S. (2008). "Application of particle swarm optimization (PSO) for prediction of water quality in agricultural reservoirs of Korea." *Korean Journal of Limnology*, Vol. 41, pp. 11-20.
- Madsen, H. (2000). "Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives." *Journal of Hydrology*, Vol. 235, No. 3-4, pp. 276-288.
- Mkwanazi, M., Chávez, J. L., and Rambikur, E. H. (2012). "Comparison of large aperture scintillometer and satellite-based energy balance models in sensible heat flux and crop evapotranspiration determination." *International Journal of Remote Sensing Applications*, Vol. 2, No. 1, pp. 24-30.
- Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R., and Williams, J. R. (2001). *Soil and water assessment tool: theoretical documentation*. Texas Water Resources Institute.
- Nelder, J. A., and Mead, R. A. (1965). "Simplex method for function minimization." *Computer Journal*, Vol. 7, No. 4, pp. 308-313.
- Park, B. J., Oh, S. K., Kim, Y. S., and An, T. C. (2006). "Comparative study on dimensionality and characteristic of PSO." *International Journal of Control, Automation, and Systems*, Vol. 12, No. 4, pp. 328-338.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., and Andréassian, V. (2012). "A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations." *Journal of Hydrology*, Vol. 420-421, pp. 171-182.
- Tolson, B. A., and Shoemaker, C. A. (2007). "Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration." *Water Resources Research*, Vol. 43, No. 1.
- Yapo, P. O., Gupta, H. V., and Sorooshian, S. (1998). "Multi-objective global optimization for hydrologic models." *Journal of Hydrology*, Vol. 204, No. 1-4, pp. 83-97.