

## 다중최적화기법을 이용한 강우-유사-유출 예측 불확실성 평가

### Assessment of Rainfall-Sediment Yield-Runoff Prediction Uncertainty Using a Multi-objective Optimization Method

이 기 하\* / 유 완 식\*\* / 정 관 수\*\*\* / 조 복 환\*\*\*\*

Lee, Gi Ha / Yu, Wan Sik / Jung, Kwan Sue / Cho, Bok Hwan

#### Abstract

In hydrologic modeling, prediction uncertainty generally stems from various uncertainty sources associated with model structure, data, and parameters, etc. This study aims to assess the parameter uncertainty effect on hydrologic prediction results. For this objective, a distributed rainfall-sediment yield-runoff model, which consists of rainfall-runoff module for simulation of surface and subsurface flows and sediment yield module based on unit stream power theory, was applied to the mesoscale mountainous area (Cheoncheon catchment; 289.9 km<sup>2</sup>). For parameter uncertainty evaluation, the model was calibrated by a multi-objective optimization algorithm (MOSCEM) with two different objective functions (RMSE and HMLE) and Pareto optimal solutions of each case were then estimated. In Case I, the rainfall-runoff module was calibrated to investigate the effect of parameter uncertainty on hydrograph reproduction whereas in Case II, sediment yield module was calibrated to show the propagation of parameter uncertainty into sedigraph estimation. Additionally, in Case III, all parameters of both modules were simultaneously calibrated in order to take account of prediction uncertainty in rainfall-sediment yield-runoff modeling. The results showed that hydrograph prediction uncertainty of Case I was observed over the low-flow periods while the sedigraph of high-flow periods was sensitive to uncertainty of the sediment yield module parameters in Case II. In Case III, prediction uncertainty ranges of both hydrograph and sedigraph were larger than the other cases. Furthermore, prediction uncertainty in terms of spatial distribution of erosion and deposition drastically varied with the applied model parameters for all cases.

**Keywords** : distributed rainfall-sediment yield-runoff model, parameter uncertainty, prediction uncertainty, multi-objective optimization, MOSCEM, pareto optimal solution

#### 요 지

모형의 구조, 모델링에 사용되는 자료, 매개변수 등에 포함된 다양한 불확실성 원인들은 수문모의 및 예측결과에 있어 불확실성을 야기한다. 본 연구에서는 강우-유출 및 강우-유사유출 모의가 가능한 분포형 강우-유사-유출 모형을 용담댐 상류유역인 천천유역에 적용하여 수문곡선 및 유사량곡선의 재현성을 평가하고, 다중최적화기법인 MOSCEM을 이용하

\* 교신저자, 충남대학교 건설방재연구소 post-doc 연구원 (e-mail: leegiha@gmail.com)

*Corresponding Author*, Research Associate., Construction and Disaster Research Center, Chungnam National Univ., Daejeon 305-764, Korea

\*\* 충남대학교 공과대학 토목공학과 석사 (e-mail: yuwansik@gmail.com)

Graduate student. Dept. of Civil Eng., Chungnam National Univ., Daejeon 305-764, Korea

\*\*\* 충남대학교 공과대학 토목공학과 교수 (e-mail: ksjung@cnu.ac.kr)

Professor, Dept. of Civil Eng., Chungnam National Univ., Daejeon 305-764, Korea

\*\*\*\* 한국종합기술 수자원부 대리 (e-mail: james7799@rocketmail.com)

Engineer, Div. of Water Resources, Korean Engineering Consultants Corp., Seoul 143-715, Korea

여 강우-유출 모듈, 강우-유사유출 모듈의 매개변수를 독립적으로 보정한 경우 (Case I과 II), 그리고 두 모듈이 결합된 강우-유사-유출 모형의 매개변수를 동시에 보정한 경우 (Case III)에 대하여 Pareto 최적해를 추정하고, 이에 따른 수문 예측결과의 불확실성을 평가한다. 매개변수 불확실성의 전이에 따른 수문곡선의 불확실성 평가 결과 (Case I), 모의기간 동안 고유량보다는 저유량 부분에서 불확실성 범위가 두드러졌으며, 이에 반해, 유사량곡선의 경우 (Case II) 저농도보다는 고농도 부분에서 불확실성 범위가 넓게 분포하였다. 강우-유사-유출 모형의 매개변수의 불확실성을 동시에 추정된 경우 수문곡선 및 유사량곡선 모두 Case I과 II에 비해 모의기간 전반에 걸쳐 불확실성 범위가 넓게 분포되었으며, 매개변수의 불확실성으로 인해 대상유역내 격자별 침식 및 퇴적 공간분포 양상이 상이하게 나타났다.

**핵심용어 :** 분포형 강우-유사-유출 모형, 매개변수 불확실성, 예측불확실성, 다중최적화기법, MOSCEM, Pareto 최적해

## 1. 서 론

수문학적 모의를 위해 수치모형을 이용할 경우 보다 정확한 (또는 물리적으로 타당한) 모의결과를 획득하기 위해서는 수문관측자료를 이용한 모형의 매개변수 보정이 필요하다. 집중형 개념적 모형 (lumped conceptual model)의 매개변수의 경우 일반적으로 개발자의 수문시스템에 대한 이해와 경험을 바탕으로 유역의 물리적인 특성을 시·공간적으로 집중화 (integrated)된 형태로 묘사하게 되며, 이러한 매개변수는 실제측정에 의해 직접적으로 보정되기 보다는 수동 또는 자동최적화기법에 의해 추정된다 (Sorooshian and Gupta, 1995). 물리기반의 분포형 모형 (physics-based distributed model)의 경우 연속, 운동량, 에너지 방정식을 이용하여 수문현상을 해석하고, 공간적인 이질성을 고려하기 위해 대상유역은 소유역 또는 격자 기반으로 구성된다. Todini (1988), Wheater et al. (1993), Vieux (2004)는 물리기반의 분포형 모형은 다양한 기상학적, 지형학적, 지질학적 데이터를 활용함으로써 매개변수의 보정을 생략할 수 있음을 강조하였지만, Beven (1989, 2003)과 Madsen (2003)은 관측 스케일 (measurement scale)과 격자 스케일 (model grid scale)의 차이 (incommensurability)로 인해 실제적으로 분포형 모형 역시 관측자료와의 비교·분석을 통해 매개변수의 보정이 필요하다고 지적한 바 있다.

모형의 매개변수 보정을 위해 현재까지 다양한 수학적 기법들이 개발되어 왔으며, 가능 매개변수 범위 (feasible parameter range) 내에서 국부최적해로의 수렴을 방지하고 전역최적해를 산정하기 위해 GA (genetic algorithm; Wang, 1991)와 SCE (shuffled complex evolution; Duan et al., 1992) 등과 같은 전역최적화기법들은 현재까지도 많은 수문모형에 적용되어 그 실효성을 인정받고 있다 (강민구 등, 2002; 성운경 등, 2004). 그러나 이러한 단일목적 최적화기법 (single-objective optimization method)은 사용자에 의해 선택된 목적함수에 따라 각기 다른 수문응답

결과를 제공할 수 있으며, Beven and Binley (1992)와 Gupta et al. (1998, 2003)은 이러한 현상은 수문모델링에 포함되어 있는 다양한 불확실성 인자들로부터 기인한 것이며, 근본적으로 단일목적함수를 이용하여 산정된 최적매개변수로 수문시스템의 응답을 완벽하게 재현하는 것은 불가능하다고 주장하였다.

따라서 Yapo et al. (1998)과 Vrugt et al. (2003a, 2003b)은 전역최적해를 산정하는 대신 다양한 목적함수에 대한 매개변수의 민감도를 고려한 Pareto 최적해를 산정하기 위해 다중최적화기법인 MOCOM (multi-objective complex evolution)과 MOSCEM (multi-objective shuffled complex evolution metropolis)을 개발하고 강우-유출모형 SAC-SMA과 지표수문해석모형 BATS의 매개변수를 추정하여 이에 따른 예측불확실성을 평가하였다. 마찬가지로, Boyle et al. (2000)은 장기유출수문곡선을 강우시 상승부와 하강부, 그리고 비강우시, 세 권역으로 구분하여 각 권역의 오차를 최소화 하는 세 개의 목적함수를 설정하고 이에 따른 매개변수의 상호관련성 및 예측불확실성을 분석하였으며, 김태순 등 (2007)과 구보영 등 (2007)은 다목적 유전자 알고리즘 기법인 NSGA-II를 이용하여 Tank 모형의 매개변수를 추정하고 이에 따른 수문곡선의 예측 불확실성을 평가하였다. 또한 Tang et al. (2005)은 세 개의 다중최적화기법 (NSGA-II, MOSCEM, SPEA2)의 상호비교를 통해 Pareto 최적해의 수렴성 및 계산효율성을 분석함으로써 SPEA2의 우수성을 검증한 바 있다.

상술한 연구들은 다중최적화기법을 이용하여 목적함수의 선택에 따른 모형의 단일수문변수에 대한 예측불확실성만을 고려한 반면, Madsen (2003)은 관측지하수위와 관측유량, 두 가지 수문변수의 오차를 최소화 하는 목적함수를 적용하여 MIKE SHE모형의 매개변수를 추정하였고, 매개변수로 인한 예측불확실성을 최소화하고 보다 타당한 매개변수를 산정하기 위해서는 수문곡선과 같은 단일 수문변수를 이용하는 것보다 특성이 다른 또다른 수문변수를 이용하는 것이 효과적일 수 있음을 제안하였다.

즉, 다양한 형태의 수문자료가 가용하고, 이를 동시 모의할 수 있는 모형이 존재할 경우 다중최적화기법은 이러한 모형의 매개변수를 보정하고 모의결과를 평가하는 유용한 도구로 활용될 수 있다(Ambroise et al., 1995; Mroczkowski et al., 1997; Franks et al., 2006). 예를 들어, 강우-유출 또는 강우-유사유출 모의를 독립적으로 수행할 경우, 각각의 경우에 대하여 관측치와의 오차를 최소화 하는 매개변수 값들은 SCE 등과 같은 전역최적화기법을 통해 비교적 정확히 산정될 수 있으나 이를 동시에 모의하는 경우, 유출량과 유사유출량을 동시에 만족하는 최적의 매개변수를 추정하여야 하므로 단일목적함수만을 사용하기에는 한계가 있다. 따라서 다중목적함수에 근거한 최적화기법을 이용하여 목적함수에 따른 매개변수간의 상호작용에 대한 분석이 필요하며, 이와 같은 매개변수의 불확실성 전이(uncertainty propagation)에 의한 수문모의결과의 불확실성에 대한 정량적인 평가가 필요하다.

본 연구에서는 강우-유출 및 강우-유사유출 모의가 가능한 분포형 강우-유사-유출 모형을 선택하고 다중최적화기법인 MOSCEM을 이용하여 강우-유출 모듈, 강우-유사유출 모듈의 매개변수를 독립적으로 보정한 경우, 그리고 두 모듈이 결합된 강우-유사-유출 모형의 매개변수를 동시에 보정한 경우에 대하여 Pareto 최적해를 추정하고, 이에 따른 예측결과의 불확실성을 평가한다.

## 2. 분포형 강우-유사-유출모형

본 연구에서 사용된 모형은 사면의 지표 및 지표하 흐름을 고려한 유출모의 모듈(Tachikawa et al., 2004)과 단위수류력(unit stream power; Yang, 1972)이론을 기반으로 한 유사유출 모듈(Sayama, 2003)을 결합하여 확장개발된 raster기반의 분포형 강우-유사-유출 모형이며 유출량과 유사유출량을 동시모의하게 된다.

강우-유출은 수치지도를 통해 생성된 DEM으로부터 계산된 경사도, 흐름도, 흐름누적도 등의 유역내 흐름계산을 위한 지형정보와 토지피복에 따른 조도계수 분포 및 격자기반의 공간분포형 강우 등을 고려하여 대상유역내 각 격자에서의 강우에 따른 유출을 계산하며, 흐름해석을 위한 지배방정식은 지표흐름과 지표하흐름을 고려한 개념적 수위-유량 관계식을 기반으로 한 운동파(kinematic wave)방정식을 사용한다. 강우초기 토양의 미소공극(micropore,  $\theta_m$ )이 강우로 인하여 채워지면서 토양내 흐름은 비포화흐름이 되고, 지속된 강우에 의해 수위가 상승함에 따라 토양의 미소공극과 대공극(macropore,  $\theta_a$ )이 채워지면서 토양이 포화되어 포화흐름이 발생되며, 지표하흐름의 수심이 토양층의 두께를 초과할 경우 지표류

가 발생한다. 이상의 메카니즘에 의해 강우시 각 격자에서 수심증가에 따른 단위폭당 유량  $q$ 는 토양내 흐름구간별로 Eq. (1)과 같이 나타낼 수 있으며, 연속방정식은 Eq. (2)와 같다.

$$q = \begin{cases} v_m d_m (h/d_m)^\beta & : 0 < h \leq d_m \\ v_m d_m + v_a (h - d_m) & : d_m < h \leq d_a \\ v_m d_m + v_a (h - d_m) + \alpha (h - d_a)^m & : d_a < h \end{cases} \quad (1)$$

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = r(x, t) \quad (2)$$

여기서,  $v_m = k_m i$ ,  $v_a = k_a i$ ,  $k_m = k_d/\beta$ ,  $\alpha = \sqrt{i}/n$ ,  $q$ 는 단위 폭당 유량( $m^3/s$ ),  $h$ 는 수심(m),  $i$ 는 경사,  $k_m$ 는 비포화대층의 투수계수( $m/s$ ),  $k_a$ 는 포화대층의 투수계수( $m/s$ ),  $d_m (=D\theta_m)$ 는 비포화대층의 두께(m),  $d_a (=D\theta_a)$ 는 비포화대층과 포화대층의 두께(m),  $n$ 은 조도계수( $m^{-1/3}$ ),  $\beta$ 는 투수율( $k_a/k_m$ ),  $m$ 은 5/3이다.

강우-유사유출 모의의 경우, 침식의 주요원인인 강우와 지표류를 고려하여 빗방울에 의한 토양분리(DR)와 지표류에 의한 토양분리(DF)에 의해서 강우시 발생하는 침식량이 결정되며, 각 격자별 유사이송능력(TC)과 상류격자에서 유입되는 유사량과의 비교를 통해 침식과 퇴적현상을 모의하게 된다. 이때 사용되는 유사이송능력은 Yang (1972)이 제안한 단위수류력 이론을 기반으로 산정되며, 토양이 포화되어 지표류가 발생할 때 유사는 지표류에 의해 상류격자에서 하류격자로 이송된다. Eq. (3)은 유사연속방정식, Eq. (4)는 순 침식(net erosion) 계산식을 나타낸다. 또한 Fig. 1은 본 연구에서 사용된 분포형 수문모형의 강우에 따른 유량과 유사량의 계산과정을 모식도로 나타낸 것이다.

$$\frac{\partial (h_s C)}{\partial t} + \frac{\partial (q_s C)}{\partial x} = e(x, t) \quad (3)$$

$$e(x, t) = DR + DF \quad (4)$$

여기서,  $C$ 는 지표류의 유사농도( $kg/m^3$ ),  $h_s$ 는 지표류의 수심(m),  $q_s$ 는 지표류의 유량( $m^3/s$ ),  $e$ 는 순 침식( $kg/m^2/hr$ ),  $DR$ 은 빗방울에 의한 토양분리량,  $DF$ 는 지표류에 의한 토양분리량이며,  $i$ 번째 격자에서 각 토양분리량은 Eqs. (5) and (6)과 같이 정의된다(Morgan et al, 1998).

$$DR_i = k_s KE r_i e^{-bh_{s_i}} \quad (5)$$

$$DF_i = \alpha \left( \frac{TC_i}{1000} - C_i \right) h_{s_i} \quad (6)$$

여기서,  $k$ 는 토양 분리력( $kg/J$ ),  $KE$ 는 순 강우의 총 운

동에너지 ( $J/m^2$ ),  $b$ 는 토성에 의해 결정되는 상수 ( $\approx 2$ ),  $\alpha$ 는 분리/퇴적 효율계수이다.

격자별 토양침식과 퇴적과정의 모의를 위한 이송능력 ( $TC$ )을 산정하기 위해 Yang (1972)의 단위수류력 이론을 사용하였으며, 이는 유속과 경사의 곱 ( $VS$ )으로써 개수로에서 토사와 유수의 운송에 사용되는 단위중량당 유수 에너지 ( $Y$ )의 변화로 나타낼 수 있으며 Eq. (7)과 같이 표현된다.

$$\frac{dY}{dt} = \frac{dx}{dt} \frac{dY}{dx} = VS \quad (7)$$

Yang (1973)에 의한  $TC$ 의 계산식은 다음과 같다.

$$TC = 10^{\log C_t} = 5.435 - 0.286 \log \frac{\omega d_{50}}{\nu} - 0.457 \log \frac{U_*}{\omega} + \left( 1.799 - 0.409 \log \frac{\omega d_{50}}{\nu} - 0.314 \log \frac{U_*}{\omega} \right) \log \left( \frac{VS}{\omega} - \frac{V_{cr} S}{\omega} \right) \quad (8)$$

여기서,  $C_t$ 는 총 유사 농도 (ppm),  $VS$ 는 단위수류력 (unit stream power),  $V_{cr} S$ 는 한계단위수류력,  $\omega$ 는 침강속도 (m/s),  $U_*$ 는 마찰속도 ( $\sqrt{gih_s}$ , m/s),  $\nu$ 는 동점성계수 ( $m^2/s^2$ ),  $d_{50}$ 은 중앙입경 (mm)이다.

본 연구에서는 ArcGIS tool을 이용하여 지표면 유동경로 길이, 하천길이, 유역경사 및 수로경사 등 공간적으로 변화하는 지형학적 인자들은  $250 \times 250$  m 격자크기의

DEM으로부터 자동추출하고, 지표흐름에 지배적인 조도계수는 Vieux (2004)가 제안한 지표면 조도계수를 바탕으로 국가수자원관리종합정보시스템 (WAMIS)에서 제공하는 Landsat 위성영상을 통해 피복분류된 자료로부터 산정하였다. 이외의 직접산정이 불가능하거나 불확실성을 포함한 유출관련 매개변수 4개 ( $k_a, d_s, d_m, \beta$ ), 유사유출 관련 매개변수 5개 ( $d_{50}, k_s, \alpha, KE, V_{cr} S$ ) 총 9개의 매개변수를 선택하여 (Table 1) 다중최적화기법을 이용하여 Pareto 최적해를 산정하고 매개변수로 인한 수문곡선, 유사량곡선, 침식 및 퇴적 공간분포의 불확실성을 평가하였다.

### 3. 다중최적화기법 MOSCEM

#### 3.1 다중최적화기법 및 Pareto 최적해의 개념

본 연구에서 사용된 모형과 같이 단일모형에서 유량과 유사량을 복합모의 하는 경우에는 두 수문변수의 오차를 최소로 하는 단일목적함수를 구성하여 매개변수를 보정하게 되므로 매개변수가 왜곡되게 산정될 가능성이 있다. 따라서 이러한 모형의 매개변수의 보정을 위해서는 최적의 매개변수 개념보다는 둘 이상의 목적함수를 정의하고 매개변수간의 상호작용을 분석하고 이에 따른 모의결과의 불확실성을 평가할 필요가 있다.

다중최적화기법은 Eq. (9)와 같이 간략하게 정의할 수 있다.

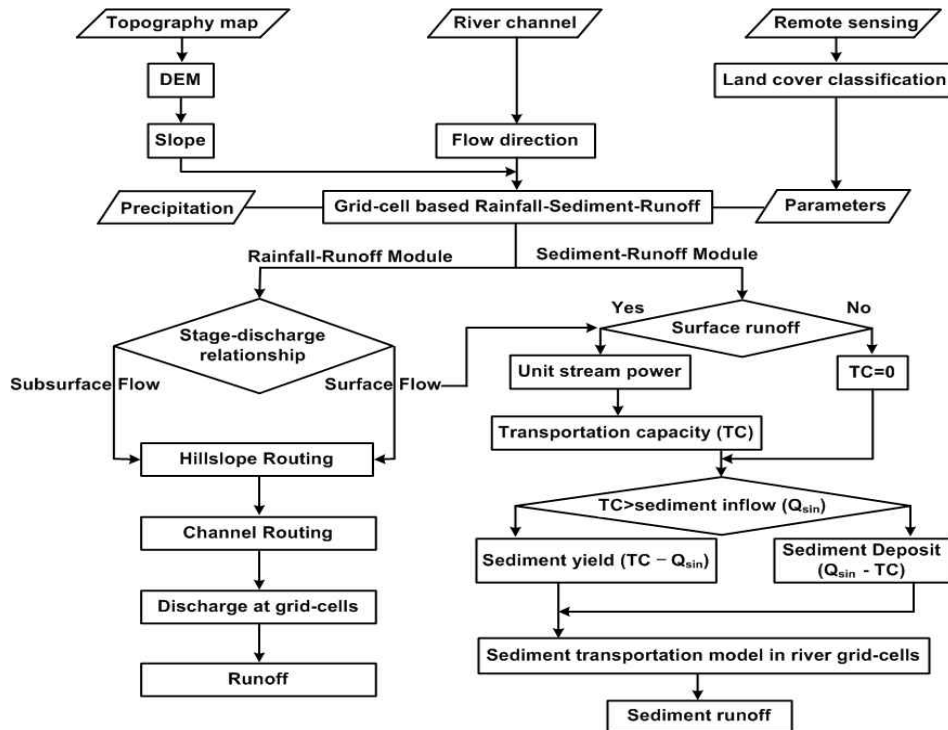


Fig. 1 Flowchart of the Distributed Rainfall-runoff-sediment Yield Model

Table 1. Model Parameters and Feasible Parameter Ranges for Uncertainty Assessment

Parameter	Description	Range of value
$d_m$	The depth of the unsaturated soil layer (mm)	50~300
$d_s$	The depth of the saturated soil layer (mm)	1~700
$k_a$	The hydraulic conductivity of the saturated soil layer (m/s)	0.001~0.1
$\beta$	The non-linear exponent constant for the unsaturated soil layer	2~10
$d_{50}$	The median grain size (mm)	1~10
$k_s$	The soil detachability (kg/J)	0.0008~0.006
$\alpha$	The detachment or deposition efficiency	0.335~1.0
KE	The total kinetic energy of the net rainfall (J/m <sup>2</sup> )	1~30
$V_{cr}S$	The critical unit stream power (m/s)	0.002~0.100

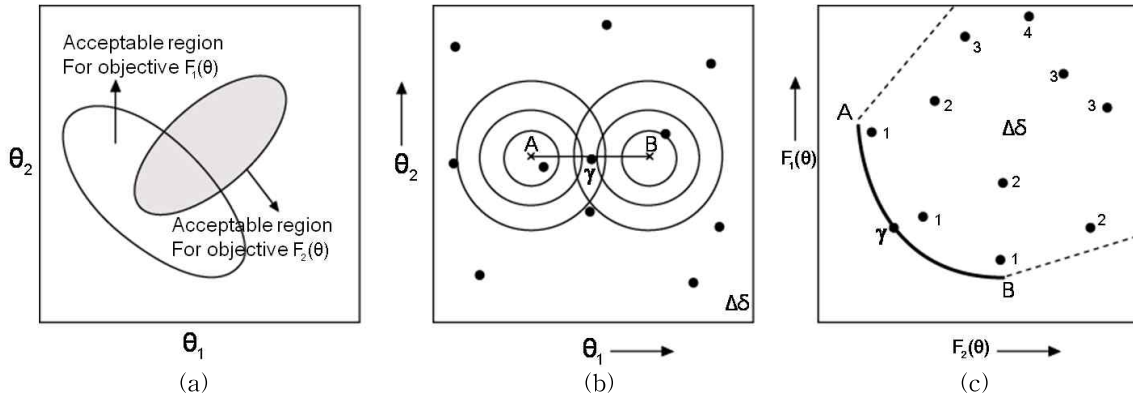


Fig. 2 Schematic Diagrams of the MOSCEM Algorithm (Vrugt et al., 2003b)

$$\min\{F_1(\theta), F_2(\theta), \dots, F_n(\theta)\}, \theta \in \Theta \quad (9)$$

여기서,  $F_i(\theta)$ ,  $i = 1, \dots, n$ 은 각기 다른 목적함수,  $\theta$ 는 보정이 필요한 매개변수,  $\Theta$ 는 가능매개변수범위를 의미한다. 즉, 다중최적화기법은 가능매개변수범위  $\Theta$ 에서  $n$ 개의 목적함수를 최소화 하는 매개변수  $\theta$ 를 찾는 것을 목적으로 한다. 그러나 전술한 바와 같이 다양한 불확실성으로 인해 모든 목적함수를 최소화 하는 최적의 매개변수  $\theta$ 를 찾는 것은 불가능하며, 일반적으로 다중최적화기법은 사용된 목적함수를 동시에 만족하는 매개변수군을 제공한다. Fig. 2(a)와 같이 목적함수  $F_1(\theta)$ 과  $F_2(\theta)$ 를 최소화 하는 매개변수군이  $\Theta$ 안에서 서로 다르게 위치할 경우, 두 매개변수군의 교집합에 해당하는 매개변수군을 Pareto 최적해라 정의한다 (Gupta et al., 1998).

Figs. 2(b) and (c)는 MOSCEM기법을 이용하여 두 매개변수  $\theta_1$ 과  $\theta_2$ 에 대한 두 목적함수  $F_1(\theta)$ ,  $F_2(\theta)$ 를 동시에 최소화하기 위한 Pareto 최적해에 대한 개념도이다. Fig. 2(b)에서의 A와 B는 각각의 목적함수  $F_1(\theta)$ 과

$F_2(\theta)$ 를 최소화하는 최적매개변수를 나타내며, Fig. 2(c)에서의 A와 B를 연결하는 곡선은 이론적인 Pareto 최적해에 해당한다. Figs. 2(b) and (c)의 각각의 점들은 매개변수 보정전의 초기값들을 나타내며, Fig. 2(c)의 점들에 기입된 숫자는 그 점들에 상응하는 Pareto rank를 의미한다. 즉, MOSCEM기법은 가능매개변수범위 안에서 초기 선택되어진 매개변수들에 의한 목적함수값의 비교우위를 반복적으로 계산함으로써 최종적으로 두 목적함수를 만족시키는 매개변수군, Pareto 최적해로 수렴하게 된다. 또한 Fig. 2(c)의 A와 B의 연결곡선에서 A를 따라 B로 이동하면  $F_1(\theta)$ 은 개선(최소화)되는 반면  $F_2(\theta)$ 는 저하(최대화)되며, 반대의 경우  $F_2(\theta)$ 는 개선되고  $F_1(\theta)$ 은 저하된다. 이상의 결과에서 Pareto 최적해에 해당하는 매개변수 값들은 두 목적함수를 만족시키는 군(group)을 형성하게 되고  $\gamma$ 에 해당하는 매개변수는 두 목적함수를 적절하게 모의하는 균형최적해(compromise solution or balanced optimum)라 한다.

### 3.2 MOSCEM 알고리즘

MOSCEM 알고리즘은 Pareto 최적해를 효율적이고 균일하게 추정하기 위해 SCE 기법에서 사용된 콤플렉스 혼합과정, SCEM (shuffled complex evolution metropolis; Vrugt et al. 2003a) 기법에서의 확률론적 공분산 탐색 방법, Zitzler and Thiele (1999)가 제시한 적합도 개념을 혼합하여 개발되었으며, 매개변수 초기모집단을 안정된 최적해로 분포시키기 위한 진화과정과 SCEM 기법의 확률 개념이 다중목적 적합배치 개념으로 대체된 것을 제외하고는 SCEM 기법과 동일하다 (Vrugt et al., 2003b). Fig. 3은 MOSCEM 알고리즘의 계산 순서도를 보여주고 있으며, 계산과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

1. 모집단 크기  $s$ 와 콤플렉스 개수  $q$ 를 결정하고, 각 콤플렉스에 해당하는 점의 개수 ( $m = s/q$ )를 계산한다.
2. 분포된 점들로부터 매개변수 ( $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_s$ )를 생성한 후 각각의  $\theta_i$ 에서 다중목적 벡터  $F(\theta_i)$ 를 계산한다.
3. 각 매개변수에 대한 적합도  $f_i$ 를 계산하고, 내림차순으로 분류하여 배열  $D$ 의 첫 번째 행에 최고의 적합도를 갖는 점이 나타나도록 배열  $D$ 에 저장한다.
4. 각 콤플렉스의 시작점을  $S^1, S^2, \dots, S^q$ 와 같이 초기화한다.
5. 배열  $D$ 를  $C^1, C^2, \dots, C^q$ 와 같이  $m$ 개의 점을 갖는

콤플렉스  $q$ 로 분할한다. 즉, 첫 번째 콤플렉스는 배열  $D$ 로부터  $q(j-1)+1$  순위의 점을 포함하고, 두 번째 콤플렉스는  $q(j-1)+2$  순위의 점을 포함한다.

6. 다음으로, SEM (sequence evolution metropolis) 알고리즘을 이용해 생성된 새로운 매개변수의 적합도와 최초 생성된 각 콤플렉스에 포함된 매개변수에 대한 적합도를 비교한다. 기생성된 매개변수의 적합도가 낮을 경우 SEM에 의해 생성된 매개변수를 채택하고, 높을 경우 최초 매개변수를 그대로 사용하여 새로운 콤플렉스  $C^k, k=1, \dots, q$ 를 생성한다.
7. 기존의 콤플렉스를 새로운 콤플렉스로 대체하여 배열  $D$ 를 재분석하고 적합도에 따라 매개변수를 오름차순으로 정리한다.
8. 수렴한계에 만족하면 최적화 매개변수 추정이 완료되고 그렇지 않은 경우 5단계로 돌아가 매개변수의 보정을 반복한다.

C와 MATLAB version의 MOSCEM은 <http://www.sahra.arizona.edu>에서 다운로드가 가능하며 알고리즘에 대한 보다 상세한 내용은 Vrugt et al. (2003b), Bos and Vreng (2006)에 기술되어 있다. MOSCEM 알고리즘은 선택된 목적함수의 특성 및 상호작용을 반영하여 단일최적해가 아닌 Pareto 최적해의 매개변수군을 제공해주며, 이를 이용하여 매개변수의 불확실성 전이에 의한 수문모의 및 예

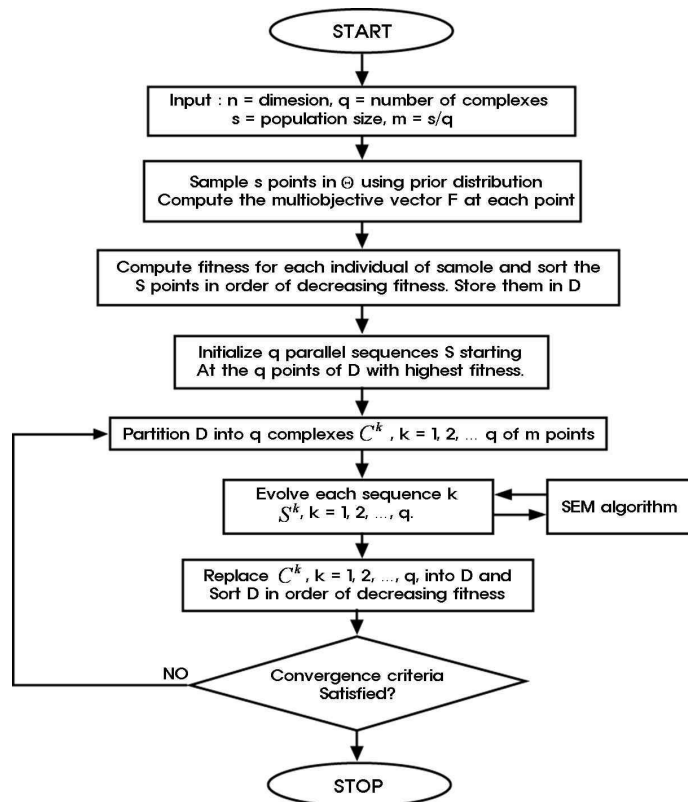


Fig. 3. Flowchart of the MOSCEM Algorithm (Vrugt et al., 2003b)

측 불확실성을 평가할 수 있다.

## 4. 모형의 적용

### 4.1 대상유역 현황 및 수문자료 구축

본 연구에서 매개변수의 불확실성을 고려한 강우-유사-유출 모의에 대한 대상유역으로 용담댐 상류유역인 천천유역을 선정하였다. 대상유역의 유역면적은 289.8 km<sup>2</sup>, 유역평균고도는 EL. 549.13 m이며 유로연장은 25.5 km이다. 천천 유역은 한국수자원공사의 시험유역으로 지정되어 다양한 수리·수문자료의 수집 및 모형 검증을 위한 대표유역으로 활용되고 있으며, 모형의 보정과 검증에 필요한 수위-유량 관계곡선식, 유량-유사량 관계곡선식 등의 자료획득이 용이하다. 매개변수 보정 및 검증을 위하여 용담댐 일원 하천유량측정 등 수문조사보고서 (2002, 2003, 2007)의 수위-유량 관계곡선식과 유량-유사량 관계곡선식을 사용하여 각 년도별로 유량과 유사량의 실측값을 산정하였다. 또한, 대상유역 내에 위치한 천천, 장계 및 유역 외에 위치한 상전, 계북2 우량관측소로부터 시간별 점 강우량 자료를 Thiessen기법을 이용하여 공간분포형 강우량 자료로 변환하여 모형의 입력자료로 사용하였다. Fig. 4(a)는 용담댐 유역 내에서의 대상유역의 위치 및 우량관측소 현황을 보여주고 있으며, Fig. 4(b)는 대상유역의 Thiessen망 및 지형도를 나타내고 있다.

### 4.2 MOSCEM을 이용한 Pareto 생성 및 매개변수 불확실성 평가

매개변수의 불확실성에 의한 수문모의 결과의 불확실

성의 평가를 위해서 매개변수 보정시 다양한 목적함수를 고려할 수 있는 다중최적화기법 MOSCEM를 이용하여 강우-유출 모듈 (Case I), 강우-유사유출 모듈 (Case II)의 매개변수를 독립적으로 보정한 경우, 그리고 두 모듈이 결합된 강우-유사-유출 모형 (Case III)의 매개변수를 동시에 보정한 경우에 대하여 2002년 태풍 '루사' 강우사상에 적용하여 Pareto 최적해를 추정하였다.

Case I의 경우 강우-유출 모의시 수문곡선의 고유량 및 저유량에 대한 오차를 최소로 하는 특정화된 두 개의 목적함수 RMSE (Root Mean Square Error)와 HMLE (Heteroscedastic Maximum Likelihood Estimator; Sorooshian and Dracup, 1980)를 사용하여 강우-유출 모듈의 매개변수 ( $k_n, d_s, d_m, \beta$ )에 대하여 Pareto 최적해를 산정하고 이에 따른 불확실성을 검토하였다. Case II의 경우는 강우-유출 매개변수를 Case I에서 산정된 균형최적해로 고정한 후 강우-유사유출 모듈 매개변수 ( $d_{50}, k_s, \alpha, KE, V_{\sigma}, S$ )를 유사유출량에 대한 RMSE와 HMLE를 이용하여 Pareto 최적해를 추정하였다. 마지막으로 Case III, 강우-유사-유출을 동시에 모의할 경우, 모든 매개변수의 가능매개변수범위를 설정하고 유량에 대한 오차를 최소로 하는 RMSE와 유사량에 대한 오차를 최소로 하는 RMSE, 두 개의 목적함수를 이용하여 Pareto 최적해의 산정 및 매개변수의 불확실성을 평가하였다. 본 연구에서 사용된 목적함수 RMSE와 HMLE는 Eqs. (10) and (11)과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (O_t - P_t)^2} \quad (10)$$

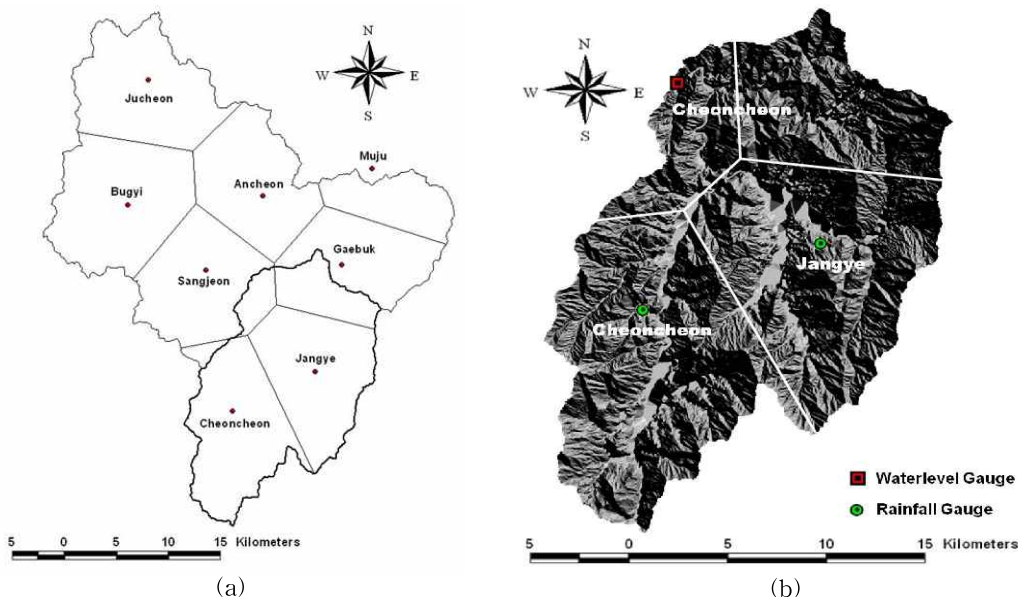


Fig. 4. (a) Thiessen Polygons of the Yongdam Dam Basin and (b) Hill-shade Topography of the Study Site: Cheoncheon Catchment Marked by a Bold Solid Line in Fig. 4(a).



여기서,  $N$ 은 자료의 개수,  $O_t$ 는 시간  $t$ 의 실측유량 또는 실측유사량,  $P_t$ 는 계산유량 또는 계산유사량을 나타낸다.

HMLE은 수치안정화를 위해 최초의 HMLE을 개선한 Duan (1991)이 제시한 수정된 HMLE를 사용하였다.

$$HMLE = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N w_t (O_t - P_t)^2}{\exp[2(\lambda - 1)a_d]} \quad (11)$$

여기서,  $w_t = O_t^{2(\lambda-1)}$ ,  $a_d = \frac{1}{N} \ln(O_t)$ ,  $\lambda=0.3$ 이다.

MOSCEM의 알고리즘 매개변수 (algorithmic parameters)의 경우, 매개변수의 분할과 생성을 위한 콤플렉스는 5개, 무작위 샘플 (random sample)은 Yapo et al. (1998)이 민감도 분석을 통하여 가장 적절하다고 제시한 500개를 이용하였고 Case I과 Case II는 총 3000번의 반복 계산 (iteration)을 실시하였으며, Case III의 경우 매개변수의 증가에 따른 Pareto 최적해의 수렴도 (convergency) 감소를 고려하여 7000번의 반복계산을 통해 Pareto를 생성하였고 이에 따른 매개변수에 대한 불확실성을 검토하였다.

#### 4.2.1 Case I: 강우-유출 매개변수 보정

Fig. 5는 강우-유출 모의시 RMSE와 HMLE를 최소화 하는 Pareto 최적해 및 Pareto내 각 목적함수에 해당하는  $k_a$ ,  $d_s$ ,  $d_m$ ,  $\beta$ 의 정규화된 매개변수 값 (normalized parameter value)을 나타내고 있다. Fig. 5(a)와 같이 두 목적함수를 최소화 하는 매개변수의 경우 Fig. 5(b)의 가능매개변수 범위 안에서 추정이 가능하였으나 목적함수에 따른 최적 매개변수는 상당히 상이하게 분석되었으며, Pareto 최적해에 해당하는 매개변수의 불확실성 범위 (Fig. 5(b)의 굵은 회색선) 역시 상당히 넓게 분포되어 있음을 확인할 수 있다. Pareto 결과를 살펴보면 RMSE 목적함수는 37.21~47.35, HMLE 목적함수는 275.37~398.20의 범위를 보였다. 두 목적함수를 동시에 만족시키는 균형최적해의 RMSE와 HMLE 목적함수는 각각 40.61과 323.71로 산정되었다. Pareto 내 목적함수에 해당하는 매개변수의 불확실성 범위 및 RMSE와 HMLE 목적함수를 최소화 하는 매개변수와 균형최적해에 해당하는 매개변수는 Table 2와 같다.

Table 2. Parameter Uncertainty Range and the Compromise Solution in Case I

Parameter	Uncertainty Range	Optimal Parameter		Compromise Solution
		RMSE	HMLE	
$d_m$	54.4 ~ 286.7 (mm)	54.4	253.9	154.3
$d_s$	1 ~ 74.3 (mm)	56.2	4.2	2.2
$k_a$	0.004 ~ 0.050 (m/s)	0.0065	0.047	0.025
$\beta$	2.016 ~ 9.970	2.050	9.936	4.394

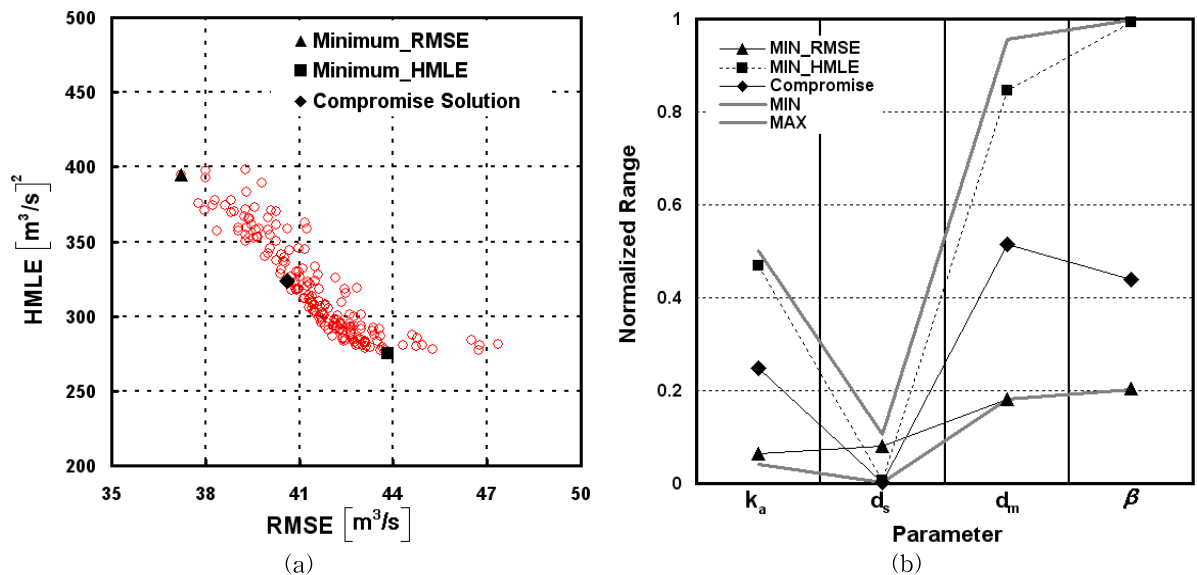


Fig. 5. Parameter Uncertainty Assessment: (a) Pareto Solution and (b) Normalized Optimal Parameter Sets of Case I



#### 4.2.2 Case II: 강우-유사유출 매개변수 보정

강우-유사유출 모의결과에 영향을 미치는 매개변수의 불확실성을 검토하기 위해 Case I에서의 균형최적해를 이용하여 모형의 강우-유출 관련 매개변수를 고정한 후 유사유출량의 오차를 최소로 하는 목적함수 RMSE와 HMLE를 적용하여 유사유출 관련 매개변수,  $d_{50}$ ,  $k_s$ ,  $\alpha$ ,  $KE$ ,  $V_{cr}S$ 에 대한 Pareto 최적해 및 Pareto내 각 목적함수에 해당하는 정규화된 매개변수 값을 산정하였으며, 그 결과는 Fig. 6과 같다.

Pareto 결과에서 RMSE 목적함수는 334.4~367.96, HMLE 목적함수는 52,417.7~69,113.6의 범위를 보였으며, 균형최적해의 경우 RMSE와 HMLE 목적함수는 각각 337.9와 59,187.3으로 강우-유출 모의보다 큰 오차범위를 보였다. 이는 Fig. 6(b)에서  $d_{50}$ 과  $V_{cr}S$ 와 같은 매개변수들이 주어진 가능매개변수범위의 양끝 경계 부분으로 집중적으로 수렴됨에 따른 오차로 판단되며, Franchini (1996)는 매개변수 보정 시 특정한 값으로 수렴하는 이와

같은 오류는 모형구조의 불완전성 또는 데이터 오류 등에 의해 발생할 수 있다고 언급하였다. 따라서 이와 같은 오류를 제거하기 위해서는 실측자료를 최대한 이용하여 매개변수의 물리적 범위를 정확히 결정하고 보정 매개변수의 개수를 감소시킬 필요가 있다. Pareto 최적해의 형태를 살펴보면, 강우-유출 모의시 Pareto 최적해 보다 날카로운 곡선형태를 보이고 있으며, 이는 유사관련 매개변수가 유출관련 매개변수 보다 목적함수에 상당히 민감하게 반응하고 있음을 나타낸다. Pareto 최적해에 해당하는 매개변수의 불확실성 범위 및 RMSE와 HMLE 목적함수를 최소로 하는 매개변수와 균형최적해에 해당하는 매개변수는 Table 3에 정리되어 있다.

#### 4.2.3 Case III: 강우-유사-유출 매개변수 동시 보정

강우-유출과 강우-유사유출을 동시에 모의하는 경우, Case I과 Case II의 매개변수를 모두 고려하여 Pareto 최적해를 산정하고 이에 따른 매개변수의 불확실성을 분석

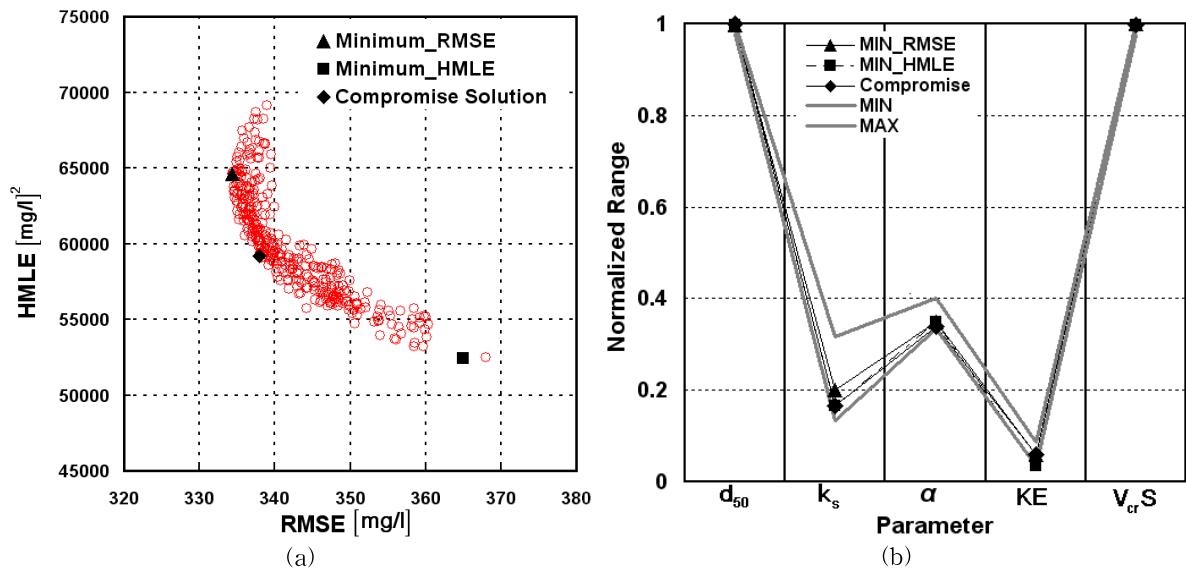


Fig. 6. Parameter Uncertainty Assessment: (a) Pareto Solution and (b) Normalized Optimal Parameter Sets of Case II

Table 3. Parameter Uncertainty Range and the Compromise Solution in Case II

Parameter	Uncertainty Range	Optimal Parameter		Compromise Solution
		RMSE	HMLE	
$d_{50}$	9.78~9.99 (mm)	9.980	9.987	9.989
$k_s$	0.0008~0.002 (kg/J)	0.0012	0.001	0.001
$\alpha$	0.335~0.401	0.350	0.348	0.339
$KE$	1.004~2.598 (J/m <sup>2</sup> )	1.775	1.016	1.817
$V_{cr}S$	0.0976~0.1 (m/s)	0.1	0.0998	0.0998

하였다. Case III의 경우 목적함수는 강우-유출과 강우-유사유출 모두 RMSE 목적함수를 사용하였으며, Fig. 7에서 알 수 있듯이 7000번의 반복계산에도 불구하고, Pareto 최적해의 경우 Case I과 II보다 산포된 경향을 보이며 매개변수의 불확실성 범위 역시 유출 및 유사관련 매개변수 모두 상당히 넓게 추정되었다. 이러한 결과의 원인은 매개변수의 증가 (Case I: 4개, Case II: 5개, Case III: 9개)로 인해 매개변수간의 상호간섭이 증가됨에 따라 Pareto 최적해로의 수렴도가 감소하고, Case III에서 사용된 두 목적함수간의 특성이 Case I과 II의 RMSE와 HMLE과 같이 명확히 구분되지 않고, 유사하기 때문으로 판단된다. 또한 유사관련 매개변수  $d_{50}$ 과  $V_{cr}S$ 의 경우 그 정도가 약해지기는 했으나 Case II와 마찬가지로 매개변수의 초

기범위 양끝 경계부분으로 수렴하고 있음을 확인할 수 있다.

### 4.3 매개변수 불확실성에 따른 수문응답 분석

본 절에서는 앞 절에서 산정된 매개변수 불확실성의 전이에 따른 수문모의 결과의 불확실성에 대한 평가를 위해 각 Case의 Pareto 최적해에 해당하는 모든 매개변수를 이용하여 수문곡선 및 유사유출량 곡선의 앙상블 모의 및 예측 (ensemble simulation and prediction)을 수행하였다. Case I의 경우 '루사' 강우사상 (매개변수 보정 강우사상)에 적용한 결과 Fig. 5(b)와 같이 매개변수의 불확실성 범위가 상당히 넓게 분포함에도 수문곡선의 불확실성 범위의 변화는 크지 않게 나타났다 (Fig. 8(a)). 이는 매개

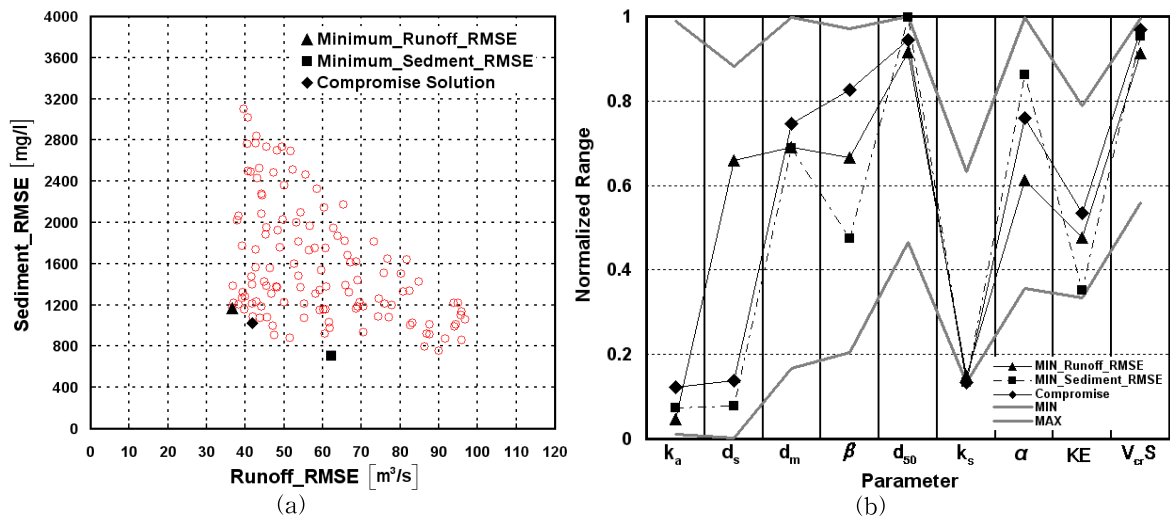


Fig. 7. Parameter Uncertainty Assessment: (a) Pareto Solution and (b) Normalized Optimal Parameter Sets of Case III

Table 4. Parameter Uncertainty Range and the Compromise Solution in Case III

Parameter	Uncertainty Range	Optimal Parameter		Compromise Solution
		RMSE	HMLE	
$d_m$	15.48~350.6 (mm)	39.70	158.30	133.09
$d_s$	1.58~120.99 (mm)	88.64	42.15	57.32
$k_a$	0.0011~0.0988 (m/s)	0.0046	0.0073	0.0123
$\beta$	2.045~9.703	6.653	4.749	8.264
$d_{50}$	4.659~9.998 (mm)	9.15	9.97	9.43
$k_s$	0.0008~0.0038 (kg/J)	0.0009	0.0008	0.0008
$\alpha$	0.3564~0.9972	0.6127	0.8622	0.7588
$KE$	10.015~23.626 (J/m <sup>2</sup> )	14.282	10.573	16.037
$V_{cr}S$	0.056~0.0995 (m/s)	0.0914	0.0954	0.0969

변수간의 상호간섭에 의해 다양한 매개변수 조합이 수치적으로 유사한 목적함수를 가질 수 있음을 의미하며 (equifinality; Beven and Binley, 1992; Savenije, 2001; Beven, 2006), 수문곡선의 불확실성 모의결과 역시 상당히 좁은 범위를 보여준다. 또한 점선으로 표시된 균형최적해에 의한 계산수문곡선의 경우, 실측수문곡선을 우수하게 모의함을 확인할 수 있다.

‘루사’ 강우사상을 통해 추정된 매개변수 불확실성 범위에 해당하는 매개변수 값들을 2003년 태풍 ‘매미’와 2007년 태풍 ‘나리’ 강우사상에 적용한 수문곡선의 불확실성 범위는 Figs. 8(b) and 8(c)와 같다. 균형최적해를 포함한 Pareto 최적해의 매개변수를 적용한 결과, 두 사상 모두 계산 침

두유량이 관측치에 비해 과소 산정되었으나 전체적인 수문곡선의 경향성은 잘 모의하는 것으로 나타났으며, 불확실성 범위는 수문곡선의 고유량에 비해 저유량 부분에서 넓게 분포되었다.

Case II의 경우 ‘루사’ 강우사상에 적용한 결과 매개변수 불확실성 범위 (Fig. 6(b))가 특정매개변수를 제외하고 상당히 작음에도 불구하고 Case I과는 달리 수문모의결과와 변동성이 상당히 큼을 알 수 있으며, Fig. 8(d)와 같이 앙상블 모의결과, 저농도에 비해 고농도 부분에서 좀 더 넓은 유사량곡선의 불확실성 범위가 관측되었다. 또한, Table 3의 매개변수 불확실성 범위를 이용하여 ‘매미’와 ‘나리’ 강우사상에 적용한 결과, ‘루사’ 결과와 마찬가지로

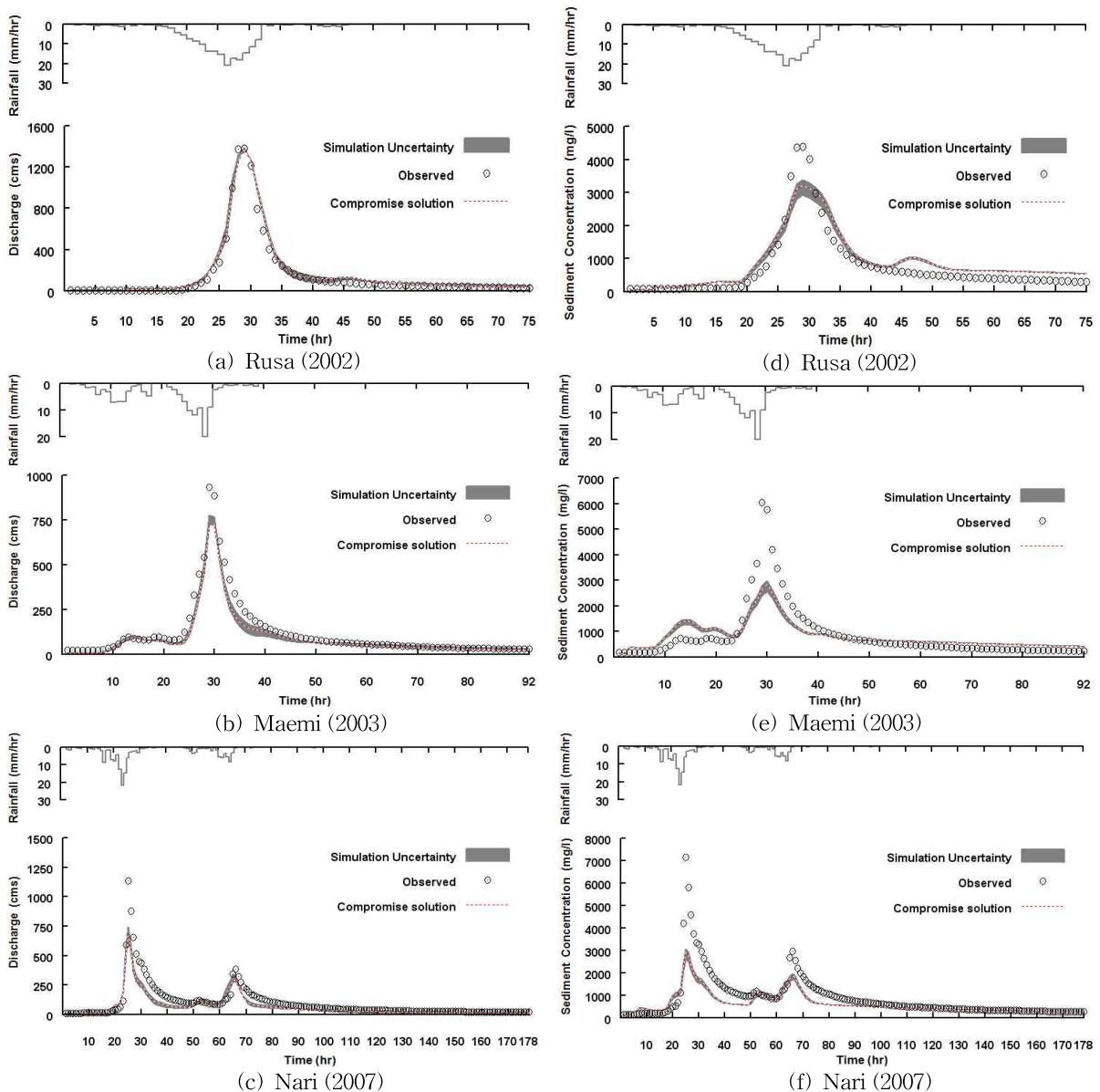


Fig. 8. Hydrological Uncertainty Ranges Associated with the Pareto Solution Sets: (a)~(c) Ensemble Hydrographs of Case I and (d)~(f) Ensemble Sedigraphs of Case II

Figs. 8(e) and 8(f)와 같이 계산 침투유사량은 관측치보다 상당히 작게 모의되었다. 이는 유량-유사량 관계곡선식 작성을 위해 실측된 자료의 수가 현저하게 부족하고 고유량-고농도 유사량에 대한 관측자료가 없이 회귀분석을 통해 외삽된 결과를 사용함에 따라 발생하는 자료의 불확실성에서 기인한 것으로 판단되며, 그 결과 관측유량의 미세한 변화에도 유량-유사량 관계곡선식에 의해 고농도의 실측유사량이 발생할 수 있음을 의미한다.

Case III의 경우 매개변수의 불확실성 전이에 의한 수문곡선의 불확실성에 대한 평가 결과, Figs. 9(a)~9(c)와 같이 3개 사상 모두 Case I보다는 넓은 불확실성 범위를 보이고 있으며, 비교적 저유량에서 넓은 분포를 보였던

Case I의 경우와 달리 모의시간 전반에 걸쳐 넓게 분포되는 양상을 보여주고 있다. 또한 '루사' 강우사상을 이용하여 보정된 균형최적해의 경우 '매미', '나리' 2개 강우사상에 적용한 결과 Case I보다 향상된 재현성을 나타내고 있음을 확인할 수 있다. 유사량 곡선의 불확실성 전이에 대한 평가 결과, Figs. 9(d)~9(f)와 같이 균형최적해를 비롯한 유사량 곡선의 불확실성 범위는 관측유사량보다 과다산정된 결과를 나타냈으며, 그 범위 역시 Case II와 달리 모의시간에 걸쳐 전체적으로 넓게 분포되어 있다. 또한 보정된 매개변수의 균형최적해는 모형 검증에 위한 2개의 사상에서 침투유사량을 적절하게 모의하고 있으며, 특히 '나리'의 경우 관측유사량은 유사량곡선의 불확실성 범위

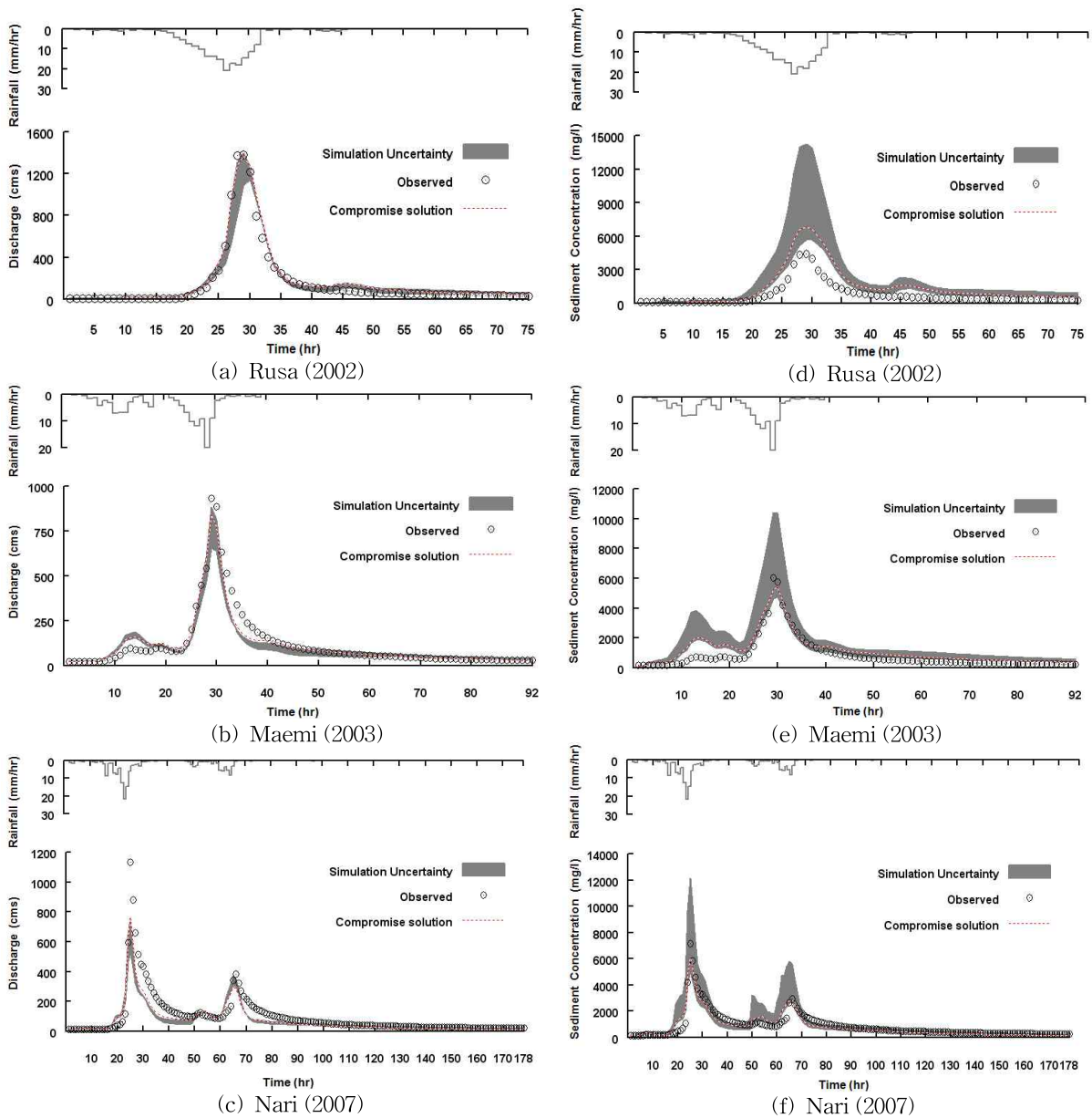


Fig. 9. Hydrological Uncertainty Ranges Associated with the Pareto Solution Sets: (a)~(c) Ensemble Hydrographs of Case III and (d)~(f) Ensemble Sedigraphs of Case III

안에 포함되어 있음을 확인할 수 있다 (Fig. 9(f) 참조).

이상의 분석결과, 수문모의 결과의 정확도 향상을 위해 서 매개변수의 보정은 필수적이지만 단일목적함수에 의해 선정된 매개변수를 이용할 시 모의결과에 대한 불확실성에 대한 평가 및 모형구조의 한계성 평가에 제약적임을 알 수 있었으며, 이에 반해 다중목적함수를 활용한 최적화기법을 이용할 경우 선택가능한 다양한 목적함수에 의한 매개변수의 변동성 및 이에 따른 모의 결과의 불확실성을 평가할 수 있는 장점을 가지고 있다.

#### 4.4 매개변수 불확실성에 따른 침식 및 퇴적 공간분포 분석

본 절에서는 Case II와 III의 매개변수 불확실성에 의한 대상유역 내 침식 및 퇴적의 공간분포에 대한 변동성을 분석하였다. 각 격자별 침식 및 퇴적 공간분포의 불확실성은 모의된 유사량곡선의 불확실성 범위의 최대와 최소에 해당하는 매개변수를 적용하여 산정하였으며, 격자별 침식 및 퇴적량에서 (+)는 침식량을 (-)는 퇴적량을 나타낸다. 세 개의 강우사상에 해당하는 침식 및 퇴적의 공간분포 불확실성 결과는 Figs. 10~12와 같으며, 각 사상의 Case II와 III에 대한 침식량과 퇴적량의 변동성은 Table 5와 같이 정량적으로 평가하였다.

‘루사’의 경우 Case II에서 유사량곡선의 불확실성범위의 최소값에 해당하는 매개변수를 사용하여 산정된 침식 및 퇴적은 공간적으로  $-1.42 \sim +5.34$  cm 범위를 보였으며, 전유역에 대해 평균적으로 0.055 cm의 침식이 발생하였

다. 최대값에 해당하는 매개변수를 이용한 경우는  $-2.19 \sim +5.57$  cm 범위로 분포되었으며, 전 유역에 대해 평균적으로 0.11 cm의 침식이 발생하였다. 또한, 침식 및 퇴적에 해당하는 격자를 구분하고 각 격자간의 오차를 도시함으로써 매개변수 불확실성으로 인한 각 격자별 침식 및 퇴적 공간분포의 불확실성을 분석하였다. Fig. 10의 우측 두 개의 그림은 각각 침식 및 퇴적 공간분포의 불확실성을 나타내고 있으며, 매개변수의 불확실성에 따른 침식 공간분포의 불확실성은 최대 0.23 cm로 산정되었고, 퇴적 공간분포의 불확실성은 최대 0.96 cm로 산정되었다. ‘매미’와 ‘나리’ 강우사상의 Case II에 대한 침식 및 퇴적 공간분포 불확실성은 Figs. 11 and 12의 상단 그림과 같다. Figs. 10~12에서 알 수 있듯이 모의시간 동안 하천 상류로부터 침식된 유사량은 하천주변 격자에 퇴적됨을 알 수 있으며, Thiessen망 별로 강우강도 차이가 유사한 ‘매미’를 제외하고 강우강도의 차이에 의해 격자별 침식량 및 퇴적량의 분포가 Thiessen망 유역별로 상이함을 확인할 수 있다.

Case III에서 ‘루사’의 경우 유사량곡선의 불확실성 범위의 최소값에 해당하는 매개변수를 이용한 침식 및 퇴적 공간분포는  $-8.24 \sim +12.75$  cm 범위를 보였으며 평균 침식량은 Case II의 약 4배에 해당하는 0.24 cm로 산정되었다. 최대값에 해당하는 매개변수를 이용한 경우의 침식 및 퇴적 공간분포는  $-59.11 \sim +98.87$  cm로 상당히 넓은 범위로 분포되었으며, 유역의 평균 침식량은 1.65 cm로 산정되었다. 유사량곡선의 불확실성 변동폭이 Case III의 경우 상당히 넓게 분포함에 따라 매개변수의 불확실성에 따른 격

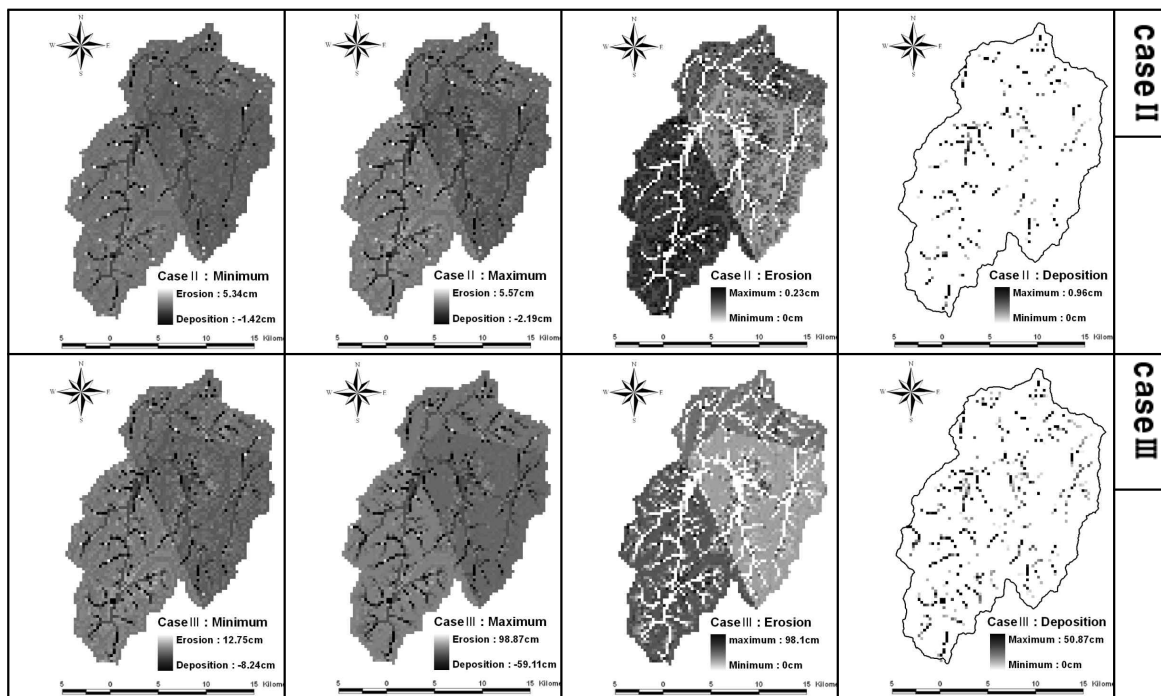


Fig. 10. Spatial Uncertainty of Erosion and Deposition During the Rusa Event



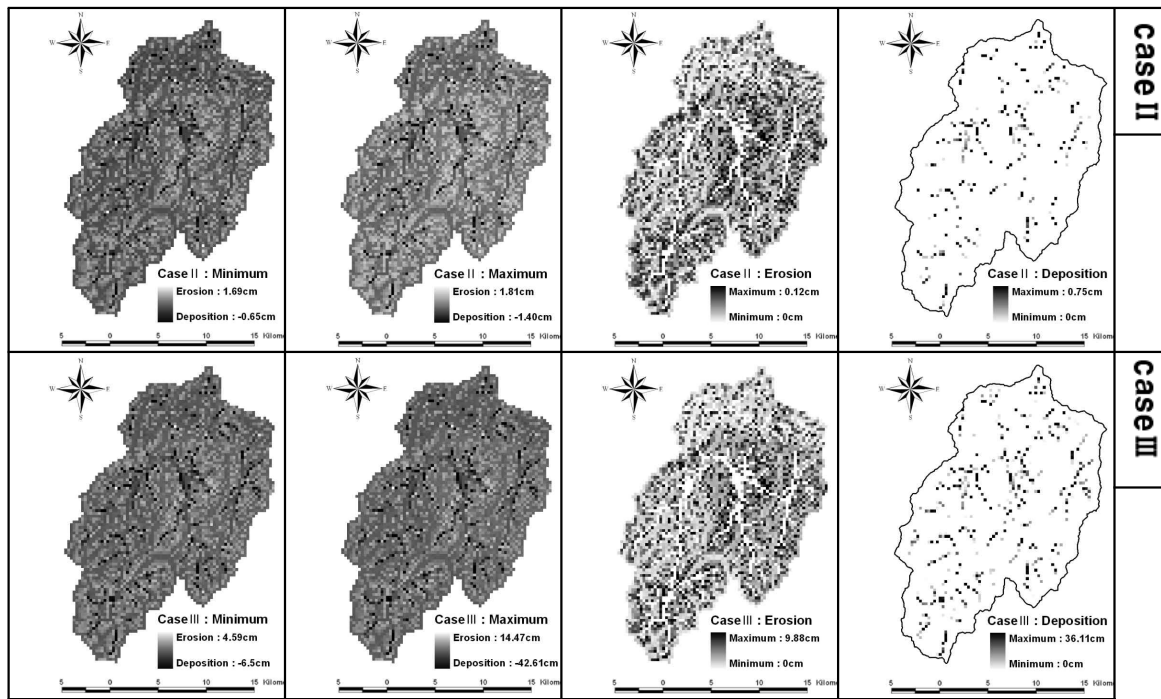


Fig. 11. Spatial Uncertainty of Erosion and Deposition During the Maemi Event

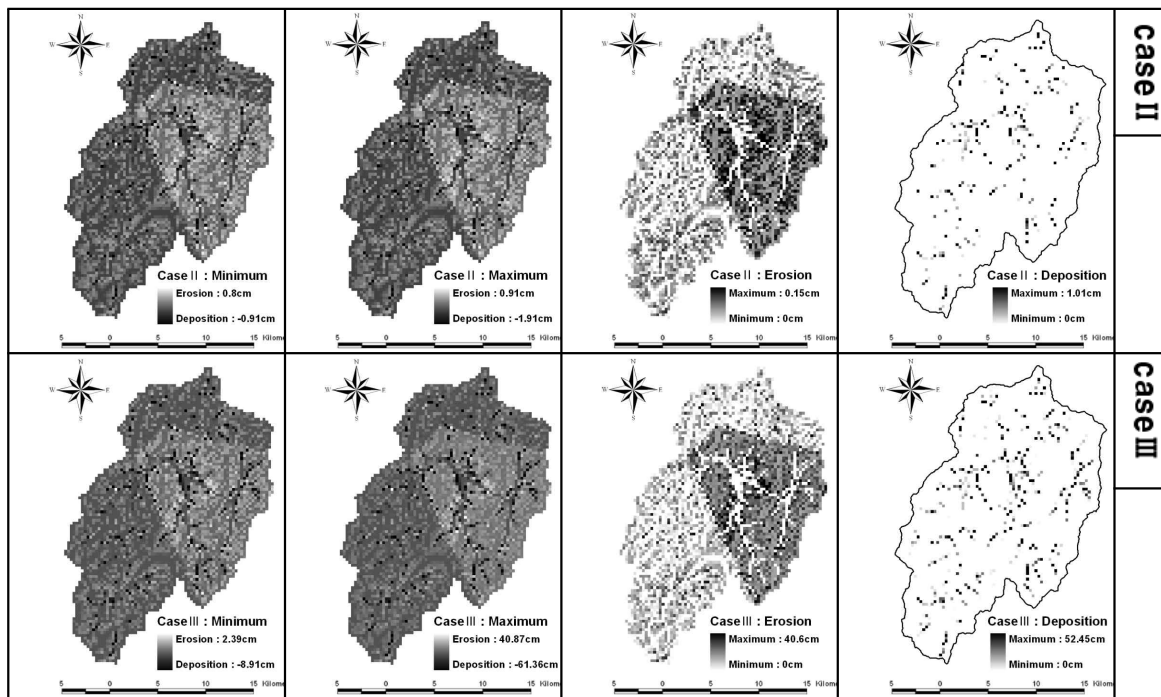


Fig. 12. Spatial Uncertainty of Erosion and Deposition During the Nari Event

자별 침식 공간분포의 불확실성은 최대 98.1 cm, 퇴적 공간분포의 불확실성은 최대 50.87 cm로 산정되었다. ‘매미’와 ‘나리’ 강우사상의 Case III에 대한 침식 및 퇴적 공간분포 불확실성은 Figs. 11 and 12의 하단 그림과 같다. Case III의 경우 유사량곡선의 불확실성 범위차로 인해 Case II에 비해 보다 넓은 지역에서 매개변수로 인한 퇴적

량의 오차가 발생하였으며, Case II와 마찬가지로 침식된 유사량은 하천주변 격자에 퇴적되었고 강우강도의 차이에 의해 침식 및 퇴적 공간분포가 대상유역 내 Thiessen망 권역별로 상이하였다.

본 연구에서는 수문곡선 및 유사량곡선 등과 같이 집수 유역(drainage area)을 통과해서 발생하는 집중화된 형태

**Table 5. Summary of Spatial Uncertainty Statistics**

Event		Maximum Values of Erosion and Deposition						Uncertainty	
		Min. parameter set			Max. parameter set				
		Erosion (cm)	Deposition (cm)	Average (cm)	Erosion (cm)	Deposition (cm)	Average (cm)	Erosion (cm)	Deposition (cm)
Rusa	Case II	5.34	-1.42	0.055	5.57	-2.19	0.110	0.23	0.96
	Case III	12.75	-8.24	0.239	98.87	-59.11	1.649	98.1	50.87
Maemi	Case II	1.69	-0.65	0.055	1.81	-1.40	0.063	0.12	0.75
	Case III	4.59	-6.50	0.138	14.47	-42.61	0.846	9.88	36.11
Nari	Case II	0.80	-0.91	0.060	0.91	-1.91	0.123	0.15	1.01
	Case III	2.39	-8.91	0.151	40.87	-61.36	0.978	40.6	52.45

의 유역응답 (integrated catchment response)과의 비교·분석을 통해 모형의 매개변수를 보정하였다. 따라서 격자별 침식과 퇴적 공간분포 형태의 모의결과 신뢰성은 실측 데이터의 부재로 인한 검증이 어렵고 불확실성이 내포되어 있지만, 이러한 공간분포형 정보는 침식으로 인한 토양유실 취약지역 분석 및 유역대응 유사관리방안 수립 등을 위한 기초자료로써 활용될 수 있으리라 판단된다.

### 5. 결론

본 연구에서는 다중최적화기법인 MOSCEM 알고리즘을 이용하여 분포형 강우-유사-유출 모형의 강우-유출 모듈과 강우-유사유출 모듈의 매개변수를 독립적으로 보정한 경우, 두 모듈이 결합된 강우-유사-유출 모형의 매개변수를 동시에 보정한 경우에 대하여 Pareto 최적해를 추정하고 매개변수의 불확실성을 비교·분석하였다. 또한 매개변수 불확실성의 전이에 따른 수문모의결과의 불확실성을 평가하기 위해 Pareto 최적해에 해당하는 매개변수군을 이용하여 수문곡선 및 유사량곡선의 앙상블 모의를 수행하였으며, 대상유역내 침식 및 퇴적의 공간분포의 변동성에 대하여 분석하였다. 본 연구를 통해 도출한 주요 결론은 다음과 같다.

1) MOSCEM을 이용한 Pareto 생성 및 매개변수의 불확실성 분석 결과, Case I의 경우 두 목적함수를 최소화 하는 매개변수의 경우 가능매개변수 범위에서 추정이 가능하였으나 Pareto 최적해에 해당하는 매개변수의 불확실성 범위는 넓게 분포되었다. Case II의 경우 Case I보다 목적함수의 오차범위가 상당히 크게 산정되었으며, 유사유출 매개변수가 유출관련 매개변수보다 목적함수에 상당히 민감하게 반응함에 따라 Pareto 곡선은 Case I보다 날카로운 형태를 나타냈다. Case III의 경우 매개변수의 증가로

인한 매개변수간 상호간섭이 증가됨에 따라 Pareto 최적해로의 수렴도가 감소하여 Case I과 II에 비해 불확실성 범위가 넓게 추정되었다.

2) Case I의 매개변수 불확실성의 전이에 따른 앙상블 수문곡선 모의결과, 매개변수 보정에 사용된 ‘루사’ 강우사상에 경우 균형최적해는 비교적 정확하게 실측수문곡선을 모의하였으며, 수문곡선의 불확실성 범위의 변화는 크지 않았다. 보정된 매개변수군을 검증 강우사상 ‘매미’, ‘나리’에 적용한 결과 계산침투유량이 관측치에 비해 다소 과소산정되었으나 수문곡선의 경향성은 정확하게 모의하였으며 수문곡선의 불확실성 범위는 저유량 부분에서 넓게 분포되었다. Case II의 앙상블 유사량곡선 모의 결과, Case I에 비해 매개변수의 불확실성 범위가 작게 산정되었으나 수문모의 변동성은 상당히 크게 분석되었으며, 고농도의 유사량모의에서 불확실성 범위가 넓게 관측되었다. 또한, 검증 강우사상에서 계산침투유량은 관측치에 비해 과소산정되었고 불확실성 범위는 ‘루사’와 마찬가지로 고농도의 유사량모의에서 불확실성 범위가 넓게 관측되었다. Case III의 경우 수문곡선 및 유사량곡선의 앙상블 모의결과 모두 Case I과 II에 비해 모의기간 전반에 걸쳐 넓은 불확실성 범위를 보였으며, 균형최적해에 의한 모의결과는 Case I과 II보다 향상된 재현성을 나타냈다.

3) 유사량 곡선의 불확실성 범위의 최소값과 최대값에 해당하는 매개변수를 이용하여 매개변수의 불확실성에 따른 격자별 침식 및 퇴적의 공간분포를 분석하였으며, Case II와 III 모두 적용된 매개변수에 따라 침식 및 퇴적이 공간적으로 상이하게 발생되었다. 또한, 상류격자로부터 침식된 유사량은 하천 주변 격자에 퇴적되었으며, 강우강도의 차이에 의해 침식 및 퇴적의 공간분포 형태가 Thiessen망 권역



별로 상이하였다.

매개변수의 불확실성을 제거하고, 수문모의 및 예측의 정확도를 높이기 위해서는 본 연구에 사용된 강우-유사-유출 모형의 토양속성과 관련된 물리적인 매개변수의 산정에 대한 지속적인 연구가 필요하며, 매개변수 이외의 모의결과의 불확실성 원인이 되는 여러 가지 요소에 대한 평가방법에 대한 후속연구 역시 필요하다고 판단된다.

## 감사의 글

본 연구는 국토해양부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁시행한 건설기술혁신사업 (08기술혁신F01)에 의한 차세대홍수방어기술개발연구단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

## 참고문헌

- 강민구, 박승우, 임상준, 김현준 (2002). “전역최적화 기법을 이용한 강우-유출모형의 매개변수 자동보정.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제35권, 제5호, pp. 541-552.
- 구보영, 김태순, 정일원, 배덕효 (2007). “다목적 유전자알고리즘을 이용한 Tank 모형 매개변수 최적화 (II): 선택적 순서화의 적용.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제40권, 제9호, pp. 687-696.
- 김태순, 정일원, 구보영, 배덕효 (2007). “다목적 유전자알고리즘을 이용한 Tank 모형 매개변수 최적화 (I): 방법론과 모형구축.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제40권, 제9호, pp. 677-685.
- 성윤경, 김상현, 김현준, 김남원 (2004). “다양한 목적함수와 최적화 방법을 달리한 SIMHYD와 TANK모형의 적용성 연구.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권, 제2호, pp. 121-131.
- 한국수자원공사 (2002). 용담댐 일원 하천유량측정 등 수문조사 보고서.
- 한국수자원공사 (2003). 용담댐 일원 하천유량측정 등 수문조사 보고서.
- 한국수자원공사 (2007). 용담댐 일원 수자원·환경기초조사 보고서.
- Ambrose, B., Perrin, J.L., and Reutenauer, D. (1995). “Multicriterion validation of semi-distributed conceptual model of the water cycle in Fecht catchment (Vosgesmassif, France).” *Water Resources Research*, Vol. 31, No. 6, pp. 1467-1481.
- Beven, K. (1989). “Changing ideas in hydrology-The case of physically-based models.” *Journal of Hydrology*, Vol. 105, pp. 157-172.
- Beven, K., and Binley, A.M. (1992). “The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction.” *Hydrological Processes*, Vol. 6, No. 3, pp. 279-298.
- Beven, K. (2003). “On environmental models of everywhere on the GRID.” *Hydrological Processes*, Vol. 17, No. 1, pp. 171-174.
- Beven, K. (2006). “A manifesto for the equifinality thesis.” *Journal of Hydrology*, Vol. 320, No. 1-2, pp. 18-36.
- Bos, A., and Vreng, A.D. (2006). *Parameter optimization of the HYMOD model using SCEM-UA and MOSCEM-UA*, Modelling Geo-Ecological Systems Computational Bio- and Physical Geography Faculty of Science, University of Amsterdam.
- 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.
- Duan, Q. (1991). *A global optimization strategy for efficient and effective calibration of hydrologic models*, Ph.D. dissertation, University of Arizona, Tucson.
- Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V.K. (1992). “Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models.” *Water Resources Research*, Vol. 284, pp. 1015-1031.
- Franchini, M. (1996). “Use of a genetic algorithm combined with a local search method for automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models.” *Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques*, Vol. 41, No. 1, pp. 21-39.
- Franks, S.W., Uhlenbrook, S., and Etchevers, P. (2006). *Hydrological simulation*, in Hydrology 2020: An integrating Science to Meet World Water Challenges, edited by Oki, T., Valeo, C., and Heal, K., pp. 105-122, IAHS Press, Wallingford.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S., Hogue, T.S., and Boyle, D.P. (2003). “Advances in automatic calibration of watershed models.” in *Advances in calibration of watershed models*, edited by Duan, Q., Sorooshian, S., Gupta, H.V., Rosseau, A. and Turcotte, R., pp. 29-47, AGU, Washington, D.C.

- 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. 134, No. 4, pp. 751-763.
- Madsen, H. (2003). "Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives." *Advances in Water Resources*, Vol. 26, pp. 205-216.
- Morgan, R.P.C., Quinton, J.N., Smith, R.E., Govers, G., Poesen, J.W.A., Chisci, G., and Torri, D. (1998). "The European soil erosion model (EUROSEM): a dynamic approach for predicting sediment transport from fields and small catchments." *Earth Surface Processes and Landforms*, Vol. 23, pp. 527-544.
- Mroczkowski, M., Raper, G.P., and Kuczera, G. (1997). "The quest for more powerful validation of conceptual catchment models." *Water Resources Research*, Vol. 33, No. 10, pp. 2325-2336.
- Savenije H.H.G. (2001), "Equifinality, a blessing in disguise?" *Hydrological Processes*, Vol. 15, pp. 2835-2838.
- Sayama. (2003). Evaluation of reliability and complexity of rainfall-sediment-runoff models. *Master's Thesis, Kyoto University*, pp. 5-10.
- Sorooshian, S., and Dracup, J.A. (1980), "Stochastic parameter estimation procedures for hydrologic rainfall-runoff models: Correlated and heteroscedastic error cases." *Water Resources Research*, Vol. 16, No. 2, pp. 430-442.
- Sorooshian, S., and Gupta, V.K. (1995). "Model calibration, in computer models of watershed hydrology." edited by Singh, V.P., pp. 23-68, Water Resources Publications, Highland Ranch.
- Todini, E. (1988). "Rainfall-runoff modeling-past, present and future." *Journal of Hydrology*, Vol. 100, pp. 341-352.
- Tachikawa, Y., Nagatani, G., and Takara, K. (2004). "Development of stage-discharge relationship equation incorporating saturated-unsaturated flow mechanism." *Annual Journal of Hydraulic Engineering*, JSCE, Vol. 48, pp. 7-12. (Japanese with English abstract)
- Tang, Y., Reed, P., and Wagener, T. (2005). "How effective and efficient are multiobjective evolutionary algorithms at hydrologic model calibration." *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, Vol. 2, pp. 2465-2520.
- Vieux, B.E. (2004). Distributed hydrologic modeling using GIS, Kluwer Academic Publishers.
- 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, No. 8, 1201, doi:10.1029/2002WR001642.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bastidas, L.A., 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.
- Wheater H.S., Jakeman, A.J., and Beven, K. (1993). "Progress and directions in rainfall-runoff modeling." in Modeling change in environmental systems, edited by Jakeman, A.J., Bech, M.B., and McAleer, M.J., pp. 101-132, John Wiley and Sons, Chichester.
- Wang, Q.J. (1991). "The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models." *Water Resources Research*, Vol. 27, No. 9, pp. 2467-2471.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., and Sorooshian, S. (1998). "Multi-objective global optimization for hydrologic models." *Journal of Hydrology*, Vol. 204, pp. 83-97.
- Yang, C.T. (1972). "Unit stream power and sediment transport." *Journal of the Hydraulics Division*, ASCE, Vol. 98, No. HY10, pp. 1805-1826.
- Yang, C.T. (1973). "Incipient motion and sediment transport." *Journal of the Hydraulics Division*, ASCE, Vol. 99, No. HY10, pp. 1679-1704.
- Zitzler, E., and Thiele, L. (1999). "Multi-objective evolutionary algorithm: A comparative case study and the strength pareto approach." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257-271.

논문번호: 10-084	접수: 2010.10.04
수정일자: 2010.11.11	심사완료: 2010.11.11