

전역최적화 기법을 이용한 강우-유출모형의 매개변수 자동보정 Parameter Calibrations of a Daily Rainfall-Runoff Model Using Global Optimization Methods

강민구* / 박승우** / 임상준*** / 김현준****

Kang, Min Goo / Park, Seung Woo / Im, Sang Jun / Kim, Hyun Jun

Abstract

Two global optimization methods, the SCE-UA method and the Annealing-Simplex(A-S) method for calibrating a daily rainfall-runoff model, a Tank model, was compared with that of the Downhill Simplex method. In synthetic data study, 100% success rates for all objective functions were obtained from the A-S method, and the SCE-UA method was also consistently able to obtain good estimates. The Downhill Simplex method was converged to the true values only when the initial guess was close to the true values. In the historical data study, the A-S method and the SCE-UA method showed consistently good results regardless of objective function. An objective function was developed, which puts more weight on the low flows.

keywords :

요 지

본 연구에서는 전체탐색기법 중 Simplex법의 원리를 이용한 SCE-UA법과 Annealing-Simplex (A-S)법을 일유출량 추정 수문모형인 탱크모형의 매개변수 보정에 적용하여 국부탐색기법인 Downhill Simplex법의 결과와 비교하여 탐색능력을 평가하였다. 오차가 없는 합성자료를 사용한 보정에서 A-S법이 목적함수에 관계없이 전역최적해를 탐색하는 결과를 나타냈으며, SCE-UA법은 ABSERR를 목적함수로 사용할 경우에 전역최적해를 탐색하는 결과를 나타냈으며, 다른 목적함수를 사용하는 경우에는 최적해에 가까운 탐색결과를 나타냈다. Downhill Simplex법은 초기값에 따라 다른 탐색결과를 나타냈으며, 최적해에 가까운 초기값을 사용할 경우 전역 최적해를 탐색하는 결과를 나타냈다. 실측자료를 사용한 보정에서는 A-S법과 SCE-UA법이 목적함수에 관계없이 양호한 결과를 나타냈다. 두 개의 서로 다른 단일 목적함수를 조합하여 만든 목적함수 중 DRMS와 NS의 조합에 의해 만들어진 목적함수인 DN이 다른 목적함수보다 저유량에 비중을 더 둔 예측결과를 나타냈으며, 전체 자료기간에 대해서 양호한 예측결과를 나타냈다.

핵심용어 : 전역최적화기법, SCE-UA법, Annealing-Simplex법, 강우-유출모형, 자동보정, 목적함수

* 서울대학교 농공학과 박사수료

Ph.D. Student, Dept. of Agricultural Engineering, Seoul National University, Suwon, Korea, 441-744
(E-mail : kmg90@skypond.snu.ac.kr)

** 서울대학교 농공학과 교수

Professor, Dept. of Agricultural Engineering, Seoul National University, Suwon, Korea, 441-744

*** Visiting Scholar, Dept. of Biological Systems Engineering, Virginia Polytechnic Institute & State Univ., Blacksburg, VA 24061-0303

**** 한국건설기술연구원 수자원환경부 선임연구원

I. 서론

최근의 강우-유출모형은 더욱 세련되고 복잡해지고 있으며, 수문사상을 보다 사실에 가깝게 모의하기 위하여 비선형성이 강한 식을 사용하여 유역의 수문학적 기작을 수식화하는 경향을 보이고 있다. 또한, 수문모형들은 유역의 유출량만을 모의하는 것이 아니라 수질모형과 결합하여 유역에서 발생하는 유사량, 화학적 성분, 미생물, 열량 및 토양수분 등과 같은 다양한 항목들을 모의할 수 있게 구성이 되고 있다. 이러한 모형들은 직접 측정이 가능한 매개변수와 모형보정을 통해서 추정되는 매개변수들로 구성된다.

모형의 매개변수를 보정하는 방법에는 시행착오에 의한 수동보정(manual calibration)과 최적화 기법을 사용하는 자동보정(automatic calibration)으로 구분되며, 대부분의 수문모형의 보정에서는 이들 두 방법을 병용하여 실시한다. 일반적으로 매개변수 보정의 복잡성은 매개변수의 수에 좌우되며, 작은 수의 매개변수 보정은 실측치와 모의치의 수문곡선을 비교하거나 오차를 최소화하는 시행착오법과 같은 수동보정의 적용이 가능하나, 많은 수의 매개변수의 보정은 매개변수 상호 간섭 때문에 수동보정으로는 기대하는 결과를 얻지 못할 수 있으므로 자동보정이 필요하다(Duan 등, 1994; Liang 등, 2001).

매개변수 자동보정은 모형의 구조, 보정 및 검증시 사용되는 자료의 수와 질, 목적함수, 최적화 기법에 좌우된다(Gan과 Biftu, 1996; Gupta 등, 1999). 자동보정된 모형의 예측결과는 사용된 목적함수에 따라 다른 특성을 나타내며, 모형을 보정하는 목적에 따라 적절한 목적함수를 선정해야 한다(Yapo 등, 1996; Gan 등, 1997; Freedman 등, 1997; Gupta 등, 1999). 최적화 기법에는 지역해(local optimum)를 찾는 지역 탐색법(local search method)과 여러 개의 지역해 중에서 한 개의 전역해(global optimum)를 찾는 전역 탐색법(global search method)으로 구별할 수 있다. 지역 탐색법은 비선형성을 포함하고 있는 강우-유출 모형에 적용할 경우에는 지역해의 영향 때문에 만족할 만한 결과를 얻지 못하는 경우가 있으므로, 최근에는 전역탐색 기법을 이용한 매개변수 추정에 대한 연구가 진행되고 있다(Duan 등, 1992; Gan과 Biftu, 1996; Cooper 등, 1997; Freedman 등, 1998; Thyer 등, 1999; Gupta 등, 1999; Pan과 Wu, 1998). 강우-유출모형의 매개변수 자동보정에 대한 국내 연구 중 홍수추적모

형의 매개변수 자동보정에 대한 연구로는 신 등(1992)이 Pattern-Search법을 사용하여 홍수추적 모형인 저류함수모형의 자동보정을 할 수 있는 방안을 제시한 바 있으며, 박 등(1997)은 유전자 알고리즘을 저류함수모형의 매개변수 추정에 유전자 알고리즘의 적용성을 평가한 바 있으며, 일유출량 모형의 매개변수 자동보정에 관한 연구로는 김과 이(2001)가 유전자 알고리즘을 사용하여 SSARR 모형의 매개변수를 자동보정하여 수동보정에 의한 모의결과와 비교한 바 있으며, 신(2001) 등은 Tank 모형의 매개변수 자동보정에 Powell법과 유전자 알고리즘을 적용하여 예측결과를 비교한 바 있다.

본 연구에서는 전역 탐색법 중 Simplex법의 원리를 이용한 SCE-UA법과 Annealing-Simplex (A-S)법을 탱크모형의 매개변수 보정에 적용하여 지역 탐색법인 Downhill Simplex법과 목적함수에 따른 적용결과를 비교하여 탐색능력을 평가하였다. 이를 위하여 오차가 없는 합성자료를 사용하여 최적화 기법별 보정결과를 비교하였으며, 실제 수문사상에 대한 적용성을 평가하기 위하여 실측자료를 사용하여 매개변수를 보정하여 결과를 비교하였다. 또한, 사용된 단일 목적함수의 조합으로 구성된 목적함수를 사용하여 저유량 보정에 적합한 목적함수를 구성하고 다른 목적함수들과 비교하였다.

II. 최적화 기법 및 목적함수

매개변수 최적화 기법 중 지역 탐색법은 시작점에서 목적함수 값이 최소가 되는 방향으로 연속적으로 진행하여 최적해에 도달하는 방법으로 유일해를 갖는 함수에 적용되며, 전역 탐색법은 시작점에 관계없이 효율적으로 전역해를 탐색하는 방법으로 목적함수가 불룩하지 않거나 미분이 불가능한 함수에 적용이 가능하다.

지역 탐색법 중 수문모형의 보정에 적용되어 온 방법으로는 Simplex법, Pattern Search법, Rosenbrock법 등이 있으며, 이 중 Simplex법이 비선형 수문모형의 자동보정에 효과적인 결과를 나타냈으며 일부 전체 탐색기법에서 이 방법의 원리를 수용하고 있다. 전역 탐색법은 확정론적 방법, 추계학적 방법, 두 방법을 조합한 방법으로 분류가 된다. 확정론적 방법은 목적함수가 연속적이고 미분식이 필요하므로 비선형 수문모형의 보정에 적합하지 않으며, 추계학적 방법과 조합법은 가능해 공간에서 무작위로 추출한 점들의 목적함수를 평가하여 최적해를 탐색한다. 전체탐색기법으로는 Uniform Random Search(URS), Adaptive Random

Search(ARS), Multiple Start Simplex(MSX), Genetic Algorithm(GA), Simulated Annealing법, A-S법, SCE-UA법 등이 있으며, 본 연구에서는 전역 탐색법과 국부 탐색법의 능력을 비교하기 위해서 A-S법, SCE-UA법, Downhill Simplex법을 선정하였다.

2.1 Downhill Simplex법

Nelder와 Mead(1965)에 의해 개발된 Downhill Simplex법은 강우-유출모형의 보정에 널리 이용되어 온 지역탐색기법이다. 이 기법은 n차원의 공간에서 n+1개의 절점과 면으로 상호 연결된 심플렉스를 사용하며, 최적해를 탐색하기 위하여 반사, 팽창, 축소 과정을 통해서 최적해에 수렴하게 된다. 대부분 과정은 심플렉스의 절점 중 가장 큰 목적함수를 갖는 절점에서 가장 작은 목적함수 값을 갖는 절점으로 이동하는 반사과정이며, 반사과정 후에는 같은 방향으로 팽창하여 새로운 절점으로 심플렉스를 형성하면서 최적해를 탐색한다.

2.2 A-S법

A-S법은 전체탐색기법 중 효과적이고 효율적인 방법 중의 하나이며 Simulated Annealing법의 강력함과 Downhill Simplex법의 효율성을 결합한 방법으로 다양한 형태로 개발되어 적용이 되고 있으나 수문모형의 매개변수보정에 적용된 경우는 드물다. Simulated Annealing법은 도약을 통해서 지역최적해로부터 벗어나려는 과정을 거치며, 실행이 쉽고 강력하나 효율성이 떨어지는 단점이 있다. Downhill Simplex법은 지역 최적해 근처로 빠르게 수렴하는 장점이 있으나, 지역 최적해로부터 벗어나지 못하는 단점이 있다. A-S법은 이러한 두 가지 방법의 장단점을 상호 보완하는 방법이며, 두가지 방법을 결합하여 새로운 전역 탐색법을 개발하는 연구가 진행되어 왔다(Press 등, 1992; Cardoso 등, 1996; Kvaniscka와 Pospichal, 1997; Pan과 Wu, 1998).

본 연구에서는 Pan과 Wu(1998)가 제안한 A-S법을 강우-유출 모형의 매개변수 최적화에 적용하였다. 강우-유출모형의 매개변수 변화에 따른 목적함수값의 형상은 매우 복잡하므로 지역해로부터 벗어나기 위해서는 몇 번의 가열냉각과정(annealing)이 필요하다. 본 연구에서는 연속적인 가열냉각과정이 동일한 값을 찾거나 두 점간의 거리가 10^{-5} 보다 작은 경우에 전역 최적해를 탐색한 것으로 하여 탐색을 중단하도록 하였다.

2.3 SCE-UA 법

SCE-UA(Shuffled Complex Evolution method developed at The University of Arizona)법은 Simplex법(Nelder and Mead, 1965), 무작위 탐색법(Price, 1987), 경쟁적 진화(Holland, 1975), 집합체의 혼합 등과 같은 개념을 조합한 탐색기법으로 정보의 공유와 생물학적인 진화개념에 바탕을 두고 있다(Duan 등, 1992). SCE-UA법은 가능해 공간에서 무작위 추출을 통해서 모집단을 형성하고, $2n+1$ (n: 최적화할 매개변수 개수)개의 점으로 구성된 집합체로 분할한다. 각각의 집합체는 Simplex법과 경쟁적 진화를 통해서 목적함수를 최소화하는 방향으로 진화하며, 진화과정 중 얻은 정보를 공유하기 위하여 주기적으로 혼합되어 새로운 집합체를 형성하며, 이러한 과정은 수렴한계를 만족할 때까지 진행된다. SCE-UA법은 많은 연구자들에 의해 다양한 강우-유출모형의 매개변수 최적화에 적용되어 왔으며, 다른 방법들 보다 효율적이고 지속적인 결과를 나타냈다(Duan 등, 1992; Gan과 Biftu, 1996; Cooper 등, 1997; Freedman 등, 1998; Thyer 등, 1999; Gupta 등, 1999).

2.4 목적함수

목적함수는 모형거동의 측정치 역할을 하며, 그 값은 참 값에 대한 추정값의 근접정도를 나타낸다. 그러나, 특정한 목적함수가 다른 목적함수 보다 모형보정에 더 적절하다고 명확하게 주장할 수 없으며, 목적함수에 따라서는 대상구역의 최상의 매개변수를 찾을 수 없는 경우도 있다. 따라서, 매개변수 자동보정은 모형의 매개변수에 따라서 적절한 목적함수의 선정이 필요하며, 본 연구에서는 DRMS(daily root mean square), HMLE(heteroscedastic maximum likelihood estimator), ABSERR(mean absolute error), NS(Nash-Sutcliffe measure) 등 4개의 목적함수를 선정하였다.

강우-유출모형의 보정에 일반적으로 사용되는 목적함수인 DRMS는 식 (1)과 같다.

$$\text{Minimize}_{\theta} \text{DRMS}(\theta) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \{q_i^{\text{sim}}(\theta) - q_i^{\text{obs}}\}^2}{n}} \quad (1)$$

여기서, n은 자료의 개수, θ 는 매개변수, q_i^{obs} , q_i^{sim} 은 각각 시간 i의 실측치와 모의치를 나타낸다. DRMS는 평균이 0인 Gaussian 분포를 나타내며, 독립적이며 균일한 오차분산을 가정한다. HMLE는 실

측치와 모의치간의 오차가 상관성이 없고 비균일한 경우에 적용이 되며, 하천유출량 자료에 나타나는 것처럼 오차분산이 유량크기에 따라 변한다고 가정한다. HMLE는 잔차분산의 안정화를 위하여 식 (2)와 같은 자료변환을 적용한다.

$$Q_i = \begin{cases} \frac{q_i^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log(q_i), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서, λ 는 자료로부터 추정되는 자료변환 매개변수를 나타낸다. HMLE의 단순화된 형태는 식 (3)과 같다.

$$\underset{\theta, \lambda}{\text{Minimize}} \quad \text{HMLE}(\theta, \lambda) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i(\lambda) (q_i^{\text{sim}}(\theta) - q_i^{\text{obs}})^2}{\left(\prod_{i=1}^n w_i(\lambda) \right)^{1/n}} \quad (3)$$

여기서, $w_i = f_i^{2(\lambda-1)}$ 는 시간 i 의 가중치, $f_i = q_i^{\text{true}}$ 는 시간 i 의 참값으로 실측값 q_i^{obs} 을 근사값으로 사용한다.

ABSERR과 NS는 실측치와 모의치간의 잔차가 0 부근에서 분산된 정도를 나타내며, 이 중 ABSERR은 잔차분산의 상대적인 크기를 나타내며 식 (4)와 같다.

$$\underset{\theta}{\text{Minimize}} \quad \text{ABSERR}(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |q_i^{\text{sim}}(\theta) - q_i^{\text{obs}}| \quad (4)$$

NS는 실측자료의 분산에 대한 잔차분산의 상대적인 크기를 나타내며 최적값은 1.0인 Nash-Sutcliffe의 모형효율의 변형된 형태로서 식 (5)와 같으며, 최적값은 0.0이다.

$$\underset{\theta}{\text{Minimize}} \quad \text{NS}(\theta) = \frac{\left| \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{\text{obs}} - \bar{q}^{\text{obs}})^2 - \sum_{i=1}^n (q_i^{\text{sim}}(\theta) - \bar{q}^{\text{obs}})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{\text{obs}} - \bar{q}^{\text{obs}})^2} - 1 \right|}{\sum_{i=1}^n (q_i^{\text{obs}} - \bar{q}^{\text{obs}})^2} \quad (5)$$

III. 적용모형 및 반응표면 검사

3.1 Tank 모형

Tank 모형은 널리 쓰이는 강우-유출모형들과 비교를 통해서 다양한 특성을 갖는 유역들의 유량을 예측할 수 있는 능력을 갖고 있다고 알려져 있으며, 홍수예보, 유역관리, 저수지 운영 등에 적용되고 있다(WMO, 1975; Franchini와 Pacciani, 1991; Lee와 Singh,

1999). Tank 모형은 유역을 유출구가 있는 일련의 탱크로 연결된 것으로 묘사하며, 단순한 방정식을 사용하고, 물리적으로 적절한 구조로 되어있다. 그러나, 모형에서 사용된 방정식의 단순함에도 불구하고 탱크들의 조합은 고도의 비선형성을 나타내며, 많은 지역해를 갖는다. 이러한 모형의 구조와 적용성 때문에 본 연구에서는 Tank 모형을 매개변수 최적화를 위한 대상모형으로 선정하였다.

본 연구에서 선정된 Tank 모형은 그림 1과 같이 4개의 유출구가 있는 3개의 탱크로 구성이 되어있으며, 각 탱크의 유출계수를 나타내는 a_{11}, a_{12}, a_2, a_3 와 각 탱크의 유출공의 높이를 나타내는 h_{11}, h_{12}, h_2 , 각 탱크의 침투계수인 b_1, b_2 등 총 9개의 매개변수로 구성되어 있다. 각 탱크로부터 유출량은 식 (6)과 같이 탱크의 저류심에 선형비례한다.

$$q_{11} = a_{11} \cdot (ST_1 - h_{11}); \quad q_{12} = a_{12} \cdot (ST_1 - h_{12});$$

$$q_2 = a_2 \cdot (ST_2 - h_2); \quad q_3 = a_3 \cdot ST_3 \quad (6)$$

여기서, ST_1, ST_2, ST_3 는 각 탱크의 저류심을 나타내며, 상위 탱크에서 하위탱크로 침투되는 양은 식 (7)과 같이 각 탱크의 저류심에 선형비례한다.

$$f_1 = b_1 \cdot ST_1; \quad f_2 = b_2 \cdot ST_2 \quad (7)$$

식 (6)과 식 (7)에 의해 총유출량은 식 (8)과 같다.

$$Q = q_{11} + q_{12} + q_2 + q_3 \quad (8)$$

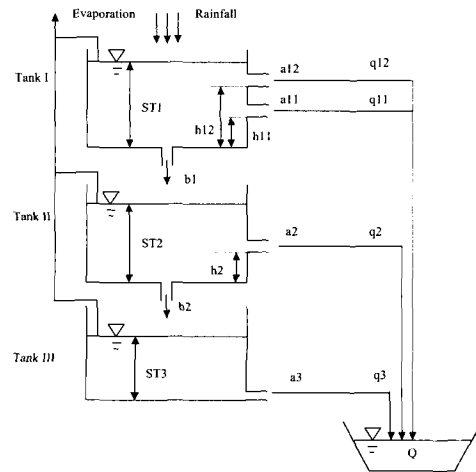


그림 1. Tank 모형의 구조

3.2 반응표면 검사

매개변수 공간에서 목적함수의 특성을 조사하기 위하여 반응표면 검사를 실시하였으며 이를 통하여 탐색이 진행되는 반응표면의 개선여부나 특정한 매개변수에 대한 불량한 검색결과와 원인을 파악할 수 있다 (Sorooshian과 Gupta, 1983; Freedman 등, 1998). 본 연구에서는 모형결과에 민감한 영향을 미치는 a_{11} , a_{12} , h_{12} 의 값을 참값 부근에서 변화를 주면서 4개의 목적함수에 대한 반응표면을 검사하였다.

그림 2는 a_{11} 과 a_{12} 의 변화에 따른 목적함수의 변화를 나타내는 반응표면이며, 목적함수별 반응표면의 형태는 유사한 결과를 나타내고 있으나, ABSERR과 DRMS는 다른 목적함수 보다 a_{11} 과 a_{12} 의 참값에 더 민감한 결과를 나타낸다. 그림 3은 a_{12} 와 h_{12} 의 변화에 따른 목적함수의 변화를 나타내는 반응표면이며, 4개의 목적함수의 반응표면은 모두 동일한 방향으로 길게 늘려진 계곡형태를 나타내고 있다. 수직방향으로 길게 늘어진 형태 때문에 하나의 a_{12} 에 대해서 h_{12} 는 수많은 값

을 가질 수 있다. 일반적으로 목적함수의 반응표면에 길고 평평한 계곡이 있으면 유일한 매개변수 값을 찾을 수 없으며, 이러한 특징은 a_{12} 와 h_{12} 간의 상호작용에 의해 매개변수 자동보정에 심각한 문제를 야기할 수 있다.

IV. 매개변수 최적화

4.1 합성자료를 이용한 비교

본 연구에서 선정된 Downhill Simplex법, A-S법, SCE-UA법의 최적해 탐색능력을 비교하기 위하여 자료에 오차가 없는 합성자료를 생성하여 사용하였다. 합성자료에는 오차가 없으므로 최적화기법의 전역 최적해 탐색여부를 증명할 수 있다. 합성자료는 참값으로 가정 한 매개변수와 기상관측소에서 측정된 실제 강우자료와 증발자료를 사용하여 생성하였으며, 매개변수 최적화 과정에서 관측자료로 처리하였다. 각 방법에 의한 결과를 비교하기 위하여 식 (9)와 같이 매개변수 참값에 대한 추정 매개변수의 상대적인 편이의 평균을 나타내는 ARB(Average Relative Bias)를 사용하였다.

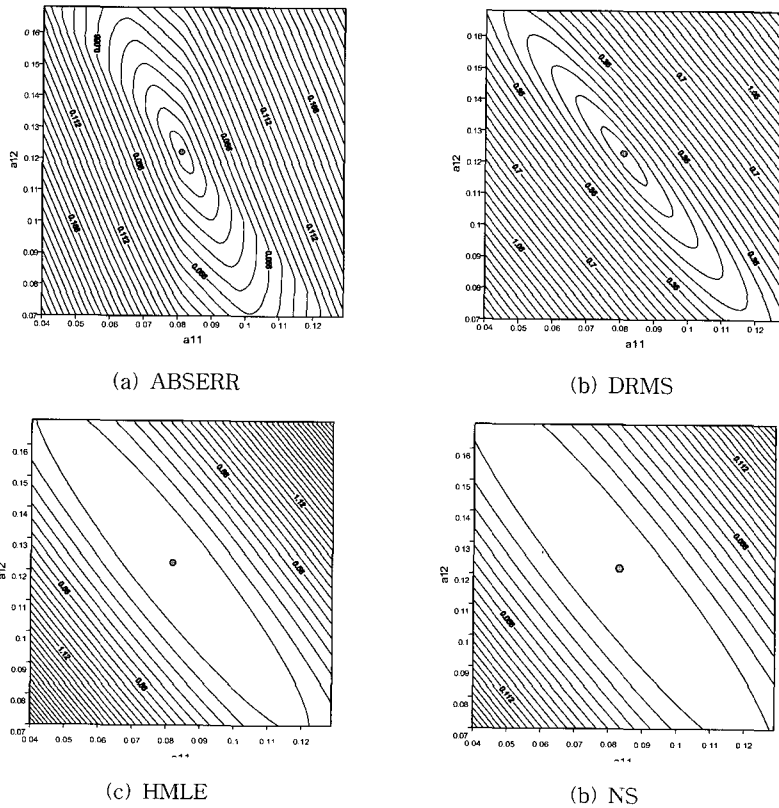
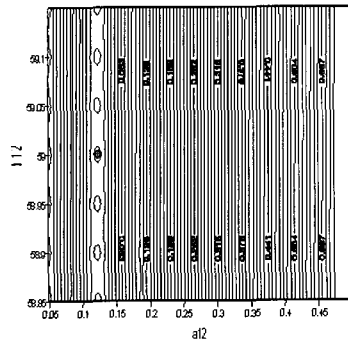
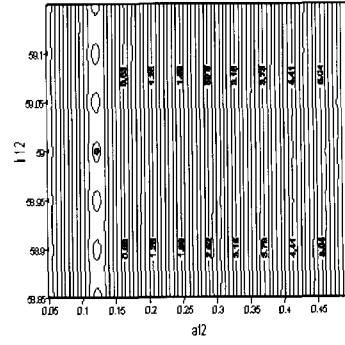


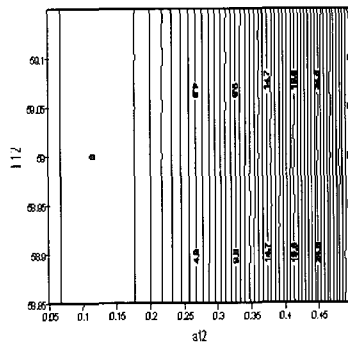
그림 2. a_{11} 과 a_{12} 의 변화에 따른 목적함수별 반응표면 (○ : true value)



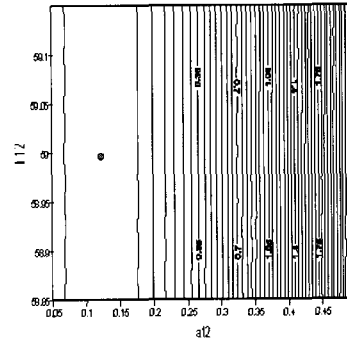
(a) ABSERR criterion



(b) DRMS criterion



(c) HMLE criterion



(d) NS criterion

그림 3. a_{12} 과 h_{12} 의 변화에 따른 목적함수별 반응표면 (○ : true value)

$$ARB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\theta_i - \theta_i^*|}{\theta_i^*} \quad (9)$$

여기서, n 은 매개변수 개수, θ_i 와 θ_i^* 은 각각 추정 매개변수와 매개변수 참값을 나타낸다(Isabel와 Villeeneuve, 1986).

표 1은 목적함수에 따른 A-S법의 탐색결과를 나타낸 것이며, 표 2는 각 목적함수별로 최적화 기법의 매개변수의 추정결과를 나타낸 것이다. 각 목적수별 최적화 기법의 탐색결과를 비교해 보면 목적함수에 관계없이 A-S법이 100%의 성공률을 나타내고 있으며, SCE-UA법은 ABSERR를 목적함수로 사용할 경우 100%의 성공률을 나타냈으며 다른 목적함수를 사용하는 경우에는 최적해에 근접한 결과를 나타냈다. Downhill Simplex법은 표 2에서와 같이 초기값에 따라 탐색결과가 다른 결과를 나타냈으며, 최적해에 가까운 초기값을 사용할 경우 HMLE, DRMS, NS에서 100% 성공

률을 나타냈다. 이는 지역 탐색법이 초기값에 따라 다른 탐색결과를 보이는 특성을 나타낸 것이다.

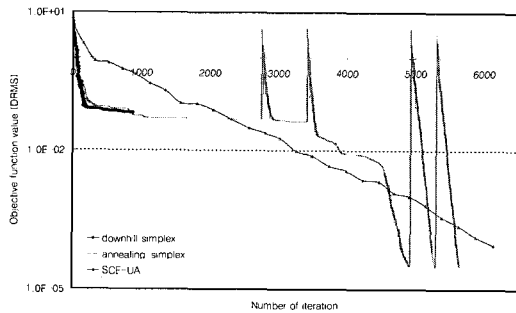
그림 4는 각 목적함수별로 최적화 기법에 따라 계산회수에 따른 목적함수 값의 변화를 나타낸 것이며, A-S법과 SCE-UA법이 비슷한 최소값에 수렴한 결과를 나타냈다. 최소값에 수렴하는 계산회수를 비교해 보면 A-S법이 NS를 목적함수로 사용하는 경우를 제외하고 SCE-UA법 보다 작은 계산회수로 더 작은 목적함수 값에 도달함을 알 수 있다. Downhill Simplex법과 A-S법을 비교해보면, Downhill Simplex법은 목적함수값이 작아지는 방향으로 계속 진행을 하면서 수렴을 하지만 A-S법은 때때로 목적함수 값이 큰 방향으로 도약하여 지역 최적해에서 벗어나려는 과정을 거쳐 전역 최적해에 수렴하고 있다. A-S법은 지역 최적해에서 탈피할 수 있는 기회를 증가시키기 위하여 심플렉스의 크기와 온도를 증가시켜 다시 가열냉각과정(annealing)을 실행하며, 그림 4와 같이 연속적인 두

표 1. 합성보정시 A-S법의 탐색결과

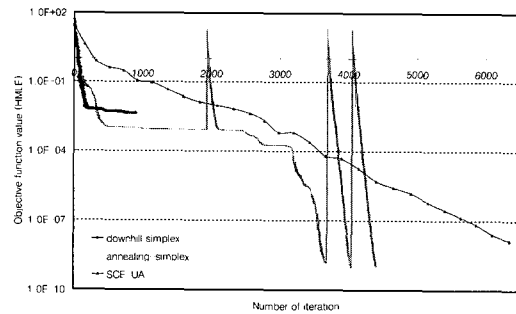
매개변수	최적해	초기값	탐색범위		탐색결과			
			하한	상한	HMLE	DRMS	ABSERR	NS
a11	0.0810	0.1000	0.0500	0.5000	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810
a12	0.1220	0.3000	0.0500	0.5000	0.1220	0.1220	0.1220	0.1220
a2	0.0085	0.0500	0.0010	0.1000	0.0085	0.0085	0.0085	0.0085
a3	0.0026	0.0050	0.0010	0.1000	0.0026	0.0026	0.0026	0.0026
b1	0.4520	0.5000	0.1000	0.5000	0.4520	0.4520	0.4520	0.4520
b2	0.0800	0.0500	0.0100	0.1000	0.0800	0.0800	0.0800	0.0800
h11	8.6000	5.0000	0.0000	10.0000	8.6000	8.6000	8.6000	8.6000
h12	59.0000	10.0000	0.0000	150.0000	59.0000	59.0000	59.0000	59.0000
h2	37.3000	5.0000	0.0000	50.0000	37.3000	37.3000	37.3000	37.3000
ARB	0.0000	1.1234	0.7913	6.5775	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

표 2. 합성보정시 최적해에 대한 상대편이(ARB)를 이용한 최적화기법별 탐색결과 비교

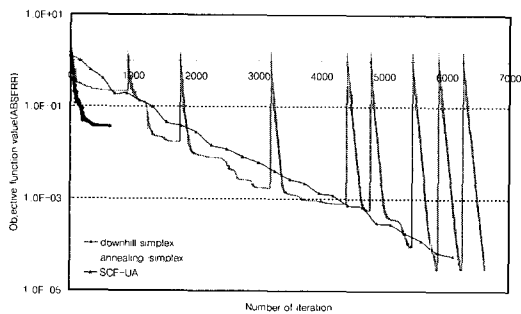
탐색기법	초기값	목적함수별 탐색결과			
		HMLE	DRMS	ABSERR	NS
Downhill Simplex	1.1234	0.1559	0.1559	0.1514	0.1559
Downhill Simplex	0.1158	0.0000	0.0000	0.0146	0.0000
A-S	1.1234	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
SCE-UA	1.1234	0.0001	0.0002	0.0000	0.0001



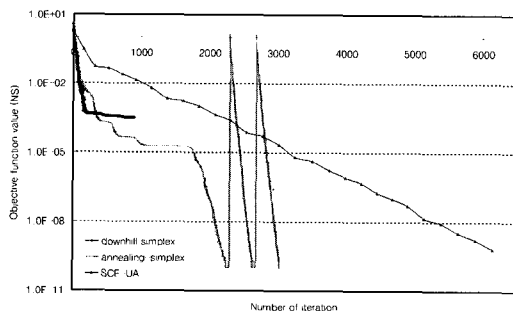
(a) DRMS



(b) HMLE



(c) ABSERR



(d) NS

그림 4. 최적화 기법별 목적함수에 대한 탐색결과 비교(합성보정)

번의 가열냉각과정을 거쳐서 얻은 값이 동일한 값을 나타낼 때 실행을 중단한다.

4.2 실측자료를 이용한 비교

실측자료를 이용하여 최적화 기법의 능력을 평가하기 위하여 서울대학교 농공학과에서 하천유출량을 조사하고 있는 경기도 화성시 봉담면에 위치한 발안유역내 소유역 HP#6의 유출량 자료를 이용하였다. 대상유역의 기상자료는 인접한 수원기상대의 강우량과 증발량 자료를 사용하였으며, 하천유량자료는 1996년 4월 1일부터 1997년 12월 31일까지의 측정자료를 사용하였다. 최적화 기법의 탐색결과를 비교하기 위하여 1996년 자료를 이용하여 모형을 보정하고 1997년 자료를 사용하여 검증하였다. 각 최적화 기법별 매개변수 추정결과를 비교하기 위하여 CC(Correlation Coefficient), SE(Standard Error), NSE(Nash-Sutcliffe Efficiency), PBIAS(Percent BIAS), PME(Persistence Model Efficiency), RE(Relative Error) 등 6개의 통계값을 사용하였다.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - \bar{q}^{sim})(q_i^{obs} - \bar{q}^{obs})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - \bar{q}^{sim})^2][\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - \bar{q}^{obs})^2]}}; \quad SE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - q_i^{obs})^2}{n}} \quad (11)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - q_i^{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - \bar{q}^{obs})^2}; \quad PME = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - q_i^{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - q_{i-1}^{obs})^2} \quad (12)$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - q_i^{sim})}{\sum_{i=1}^n q_i^{obs}} \times 100\%; \quad RE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|q_i^{sim} - q_i^{obs}|}{q_i^{obs}} \quad (13)$$

CC는 실측치와 모의치의 상관정도를 나타내는 통계값이며, 최적값은 1.0이며, 이 값이 1.0 주위에 있으면 상관성이 높다고 할 수 있다. SE는 모형예측오차의 표준편차를 나타내며, 0에 가까울수록 모형의 거동이 양호한 결과를 나타낸다. NSE는 관측치의 분산에 대한 잔차분산의 상대적인 크기를 나타내며, 최적값은 1.0이다. 또한, NSE가 0.0 보다 커야 모형이 평균관측유량보다 좋은 예측결과를 나타낸다. PBIAS는 모의치의

관측치에 대한 과다추정여부를 나타내며, 0 보다 큰 값은 과소추정하는 경향을 나타내며, 0 보다 작은 값은 과다추정하는 경향을 나타낸다. PME는 현재시간의 관측치가 다음단계 예측치의 최적치가 되는 단순 지속모형을 사용하여 얻은 오차분산에 대한 잔차분산의 상대적인 크기를 나타내며 최적값은 1.0이며, 0.0 이상이면 최소한 수용이 가능한 결과라고 판단할 수 있다(Gupta 등, 1999). RE는 관측유량에 대한 잔차분산의 절대치를 나타내며, 실측치와 관측치간의 차가 클수록 RE는 커지며 양호하지 못한 결과를 나타낸다.

표 3은 실측자료를 사용하여 모형의 매개변수를 보정하고 검증한 결과를 나타낸다. 보정단계에서 Downhill Simplex법, A-S법, SCE-UA법은 각각의 목적함수에 대하여 비슷한 결과를 나타냈으며, SCE-UA법이 전체적으로 다른 방법들보다 다소 양호한 결과를 나타냈다. 보정시 각 방법들의 CC는 0.98~0.99를 나타냈으며, 이는 실측치와 모의치의 상관성이 매우 높음을 나타낸다. 각 방법들의 SE는 0.01~0.02 m/s로 잔차분산이 작음을 알 수 있으며, NSE는 모든 방법이 0.95 이상으로 모형의 효율이 높음을 나타내며, PME가 0.96 이상으로 단순 지속모형보다 보정된 모형이 우월한 결과를 나타냈다. 각 방법별 PBIAS는 0보다 큰 값으로 실측치보다 모의치가 작은 경향을 나타냈으며, RE는 0.25~0.31를 나타냈으며 A-S법과 SCE-UA법이 Downhill Simplex법 보다 작은 결과를 나타냈다. A-S법과 SCE-UA법의 통계치는 모든 목적함수에서 비슷한 경향을 나타내고 있으며, 두 방법은 ABSERR를 제외하고 Downhill Simplex법의 탐색결과보다 양호한 결과를 나타냈다.

보정된 매개변수를 사용하여 모형을 검증한 결과를 비교해 보면, 각 최적화 기법별 모의결과의 통계값 중 CC, NSE, PBIAS를 제외한 나머지 통계값은 비슷한 값을 보였으며, A-S법과 SCE-UA법이 Downhill Simplex법 보다 지속적으로 효율적인 결과를 나타냈다. 보정단계와 검증단계의 결과를 비교해 보면, 보정결과가 검증결과보다 우수한 예측을 보이고 있다. 특히, 예측치의 과소 여부를 판단할 수 있는 PBIAS를 비교해 보면, 검증단계의 예측치가 보정단계의 예측치보다 과소추정되었음을 알 수 있다. 이는 강우-유출모형의 전역 최적해가 모형의 구조, 자료측정오차, 물리적 과정에 대한 모형의 불완전한 묘사 등과 같은 복합적인 요인에 영향을 받기 때문이다. 그림 5는 HMLE를 목적함수로 사용한 최적화 방법들의 모의결과와 실측치를

비교한 것으로 A-S법과 SCE-UA법은 비슷한 결과를 나타내며, Downhill Simplex법은 다른 두 방법 보다 과소 추정된 결과를 나타내고 있다.

각 방법의 통계치와 수문곡선을 비교해 보면 각 방법별 예측결과는 큰 차이를 나타내지 않는다. 따라서, 4개 목적함수와 다른 예측결과를 나타내는 매개변수를 추정할 수 있는 목적함수를 구성하기 위하여 식 (14)와 같이 2개의 목적함수를 조합하여 하나의 목적함수로 구성하였다.

$$\text{Minimize}_{\theta} F(\theta) = \sqrt{f_1(\theta)^2 + f_2(\theta)^2} \quad (14)$$

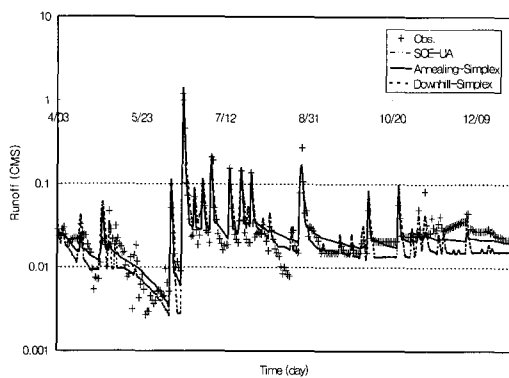
여기서, $F(\theta)$ 는 새로 구성된 목적함수, $f_1(\theta)$ 과 $f_2(\theta)$ 는 각각 DRMS, HMLE, NS, ABSERR 중 서로 다른 1개의 단일 목적함수를 나타낸다. 식 (14)와 같이 목적함수를 단일 목적함수의 조합으로 구성하여 Downhill Simplex법, A-S법, SCE-UA법을 이용하여 최적 매개변수를 탐색한 결과, 식 (15)와 식 (16)과 같은 NA(NS와 ABSERR의 조합)와 DN(DRMS와 NS의 조합)이 다른 조합보다 양호한 결과를 나타냈다.

$$\text{Minimize}_{\theta} NA(\theta) = \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim}(\theta) - q_i^{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - q_i^{obs})^2} \right)^2 + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{q_i^{sim}(\theta) - q_i^{obs}}{q_i^{obs}} \right| \right)^2 \right]^{1/2} \quad (15)$$

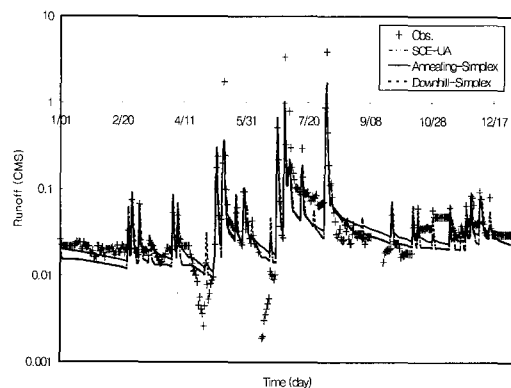
$$\text{Minimize}_{\theta} DN(\theta) = \left[\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{q_i^{sim}(\theta) - q_i^{obs}}{q_i^{obs}} \right)^2 \right)^2 + \left(\frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim}(\theta) - q_i^{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - q_i^{obs})^2} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (16)$$

식 (15)에서 NS와 ABSERR의 단위를 식 (16)에서 DRMS와 NS의 단위가 서로 다르기 때문에 식 (14)에 대입하기전에 ABSERR과 DRMS를 q_i^{obs} 로 나눠서 두 목적함수 값의 단위를 일치시켜서 사용하였다.

표 4는 NA와 DN의 보정단계와 검증단계의 결과를 통계값으로 나타낸 것이다. 최적화 기법별 NA와 DN의 결과는 단일 목적함수를 사용하여 예측한 결과와 통계값이 비슷하나, 모의치의 실측에 대한 대소 여부를 평가하는 PBIAS는 단일 목적함수를 사용하여 예측한 결과보다 큰 결과를 나타냈다. 이는 NA와 DA가 다른 목적함수들보다 저유량에 비중을 두고 매개변수를 추정하고 있음을 나타내는 것이다. 그림 6은 DN을 사용하여 보정한 매개변수를 이용하여 예측한 결과와 실측치를 비교한 것으로 단일 목적함수를 사용하는 것 보다 전체영역에서 실측지와 모의결과가 일치하고 있으며, 저유량에 모의치가 실측치에 더 가깝게 예측되고 있다. 그림 7은 ABSERR, NS, DN 목적함수를 사용하여 A-S법으로 매개변수를 보정한 결과를 일대일 그래프로 비교한 것으로서 ABSERR 보다 NS와 DN이 저유량에서 작은 예측값을 나타내고 있다.



(a) 보정



(b) 검증

그림 5. 최적화 기법에 따른 실측치와 모의치비교(HMLE)

표 3. 목적함수와 최적화 기법에 따른 모형의 보정 및 검정결과

탐색기법	목적함수	보정						검정					
		CC	SE	NSE	PBIAS	PME	RE	CC	SE	NSE	PBIAS	PME	RE
Downhill-Simplex	DRMS	0.98	0.02	0.95	4.0	0.96	0.30	0.89	0.21	0.49	38.7	0.67	0.43
	HMLE	0.98	0.02	0.95	4.0	0.96	0.30	0.89	0.21	0.49	38.7	0.67	0.43
	ABSERR	0.98	0.02	0.96	0.9	0.97	0.31	0.94	0.20	0.53	35.0	0.70	0.51
	NS	0.98	0.02	0.95	4.0	0.96	0.30	0.89	0.21	0.49	38.7	0.67	0.43
A-S	DRMS	0.99	0.01	0.98	1.4	0.97	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44
	HMLE	0.99	0.01	0.98	1.4	0.97	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44
	ABSERR	0.98	0.02	0.97	1.3	0.97	0.28	0.91	0.21	0.50	36.0	0.68	0.48
	NS	0.99	0.01	0.98	1.4	0.97	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44
SCE-UA	DRMS	0.99	0.01	0.97	1.4	0.98	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44
	HMLE	0.99	0.01	0.97	1.4	0.98	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44
	ABSERR	0.99	0.01	0.97	2.1	0.98	0.27	0.92	0.20	0.52	35.2	0.69	0.47
	NS	0.99	0.01	0.97	1.5	0.98	0.25	0.92	0.20	0.52	35.9	0.69	0.44

표 4. 목적함수 NA와 DN을 사용한 모형의 보정 및 검정 결과

탐색기법	목적함수	보정						검정					
		CC	SE	NSE	PBIAS	PME	RE	CC	SE	NSE	PBIAS	PME	RE
Downhill-Simplex	NA	0.98	0.02	0.95	15.2	0.96	0.26	0.90	0.20	0.53	38.9	0.53	0.45
	DN	0.98	0.02	0.96	18.4	0.97	0.24	0.91	0.21	0.49	42.6	0.67	0.44
A-S	NA	0.98	0.02	0.96	14.9	0.97	0.22	0.92	0.21	0.51	40.9	0.68	0.41
	DN	0.99	0.01	0.97	16.8	0.97	0.22	0.91	0.21	0.50	42.9	0.68	0.41
SCE-UA	NA	0.97	0.02	0.94	16.0	0.96	0.22	0.94	0.21	0.49	43.7	0.67	0.42
	DN	0.98	0.02	0.96	16.4	0.97	0.22	0.91	0.21	0.50	42.7	0.68	0.41

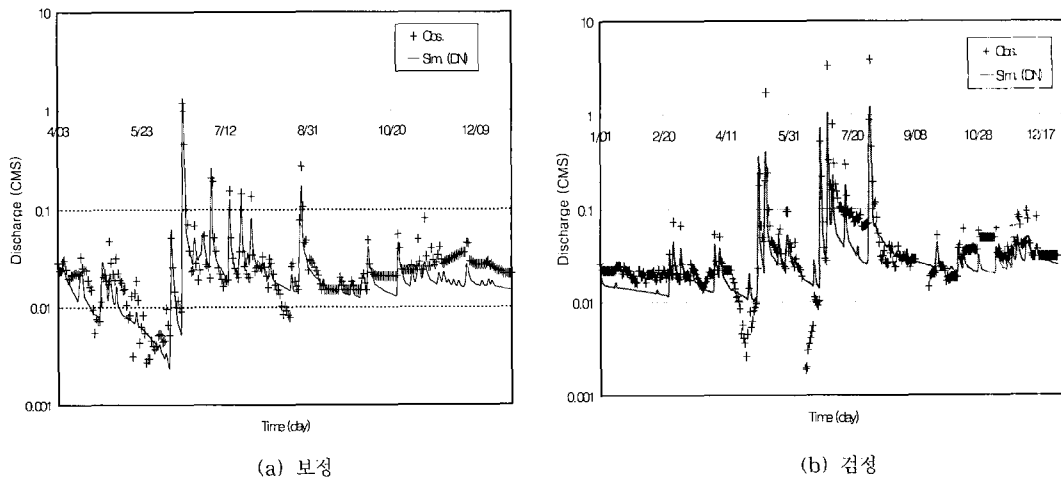
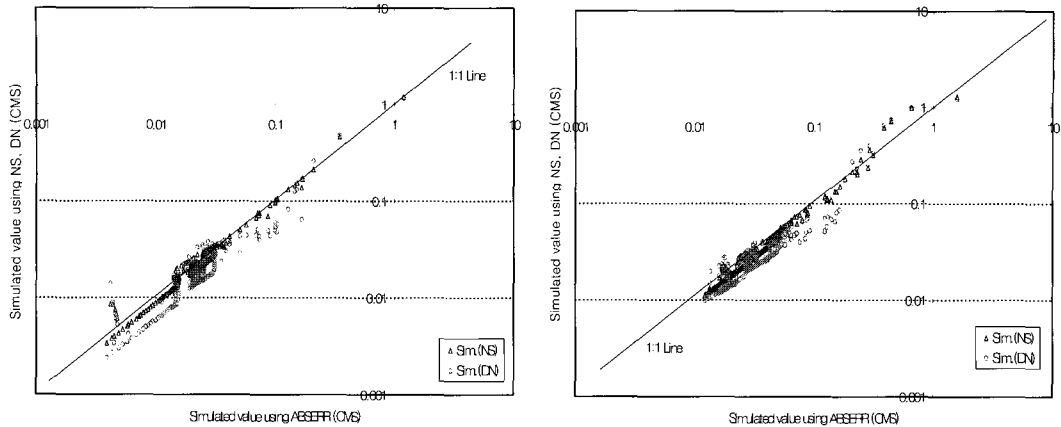


그림 6. 목적함수 DN을 사용한 모형의 보정 및 검정결과 (A-S법)



(a) 보정 (b) 검증
 그림 7. 목적함수 ABSERR, NS, DN을 사용한 모형 모의결과의 비교(A-S법)

V. 요약 및 결론

본 연구에서는 전역탐색기법 중 Simplex법의 원리를 이용한 SCE-UA법과 A-S법을 탱크모형의 매개변수 보정에 적용하여 지역탐색기법인 Downhill Simplex법의 적용결과와 비교하여 탐색능력을 평가하였다. 목적함수에 대한 매개변수의 반응특성을 분석하기 위해서 모형의 매개변수 중, a_{11} , a_{12} , h_{12} 의 값을 참값 부근에서 변화를 주어 반응표면을 분석한 결과 DRMS와 ABSERR이 매개변수의 변화에 민감한 결과를 나타냈다. 최적화 기법별 탐색능력을 비교하기 위해 오차가 없는 합성자료와 실측자료를 사용하였다. 합성자료를 사용한 보정에서는 A-S법이 목적함수에 관계없이 최적해를 탐색한 결과를 나타냈으며, SCE-UA법은 ABSERR를 사용할 경우에 최적해를 탐색한 결과를 나타냈으며 다른 목적함수를 사용하는 경우에는 최적해에 가까운 결과를 나타냈다. Downhill Simplex법은 초기값에 따라 다른 결과를 나타냈으며, 최적해에 가까운 초기값을 사용할 경우 전역 최적해에 수렴하는 결과를 나타냈다. 실측자료를 사용한 보정에서는 A-S법과 SCE-UA법이 목적함수에 관계없이 양호한 예측결과를 나타냈다. 사용된 두 개의 서로 다른 단일 목적함수를 조합하여 만든 목적함수 중 DRMS와 NS의 조합에 의해 만들어진 목적함수인 DN은 다른 목적함수보다 저유량에 비중을 더 둔 예측결과를 나타냈으며 전체 자료기간에 대해서 양호한 예측결과를 나타냈다.

참고 문헌

박봉진, 차형선, 김주환(1997). "유전자 알고리즘을 이용한 저유량수모형의 매개변수 추정에 관한 연구", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 347-355.

신성철, 강경석, 서병하(2001). "Tank Model의 매개변수 최적화에 관한 연구.", **한국수자원학회 학술 발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 158-163.

심순보, 김선구, 고석구, (1992). "최적화 기법에 의한 저유량수 유출모형의 자동보정.", **대한토목학회지**, 대한토목학회, Vol. 12 No. 3, pp. 127-137.

이길성, 김상욱(2001). "유전자 알고리즘을 사용한 SSARR 모형의 자동보정.", **대한토목학회지**, 대한토목학회, Vol. 21 No. 3-B, pp. 171-183.

Cardso, M. F., Salcedo R. L., and Azevedo S. F. (1996). "The simplex-simulated annealing approach to continuous nonlinear optimization." *Computers and Chemical Engineering*, 20(9), 1065-1080.

Cooper V. A., Nguyen V. T. V., and Nicell J. A. (1997). "Evaluation of global optimization methods for conceptual rainfall-runoff model calibration", *Water Science and Technology*, 36(5), 53-60.

Duan Q., Soroooshian S., and Gupta V. K. (1994). "Optimal use of the SCE-UA global

- optimization method for calibrating watershed models.”, *Journal of Hydrology*, 158, 265-284.
- Duan Q., Sorooshian S., and Gupta V. K. (1992). “Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models.” *Water Resources Research*, 28(4), 1015-1031.
- Freedman V. L., Lopes, V. L., and Hernandez. M. (1998). “Parameter identifiability for catchment-scale erosion modelling: a comparison of optimization algorithms,” *Journal of Hydrology*, 207, 83-97.
- 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*, 32(12), 3513-3524.
- Gan T. Y. Dlamini E. M., and Biftu G. F. (1997). “Effects of model complexity and structure, data quality, and objective functions on hydrologic modeling.” *Journal of Hydrology*, 192, 81-103.
- Gupta H. V., Sorooshian S. , and Yapo P. O. (1999). “Status of automatic calibration for hydrologic model : Comparison with multi-level expert calibration.” *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(2), 135-143
- Isabel D. and Villeeneuve J. P. (1986). “Importance of the convergence criterion in the automatic calibration of hydrologic models.” *Water Resources Research*, 22(10), 1367-1370.
- Kvasnicka V. and Pospichal J.(1997). “A hybrid of simplex method simulated annealing.” *Chemometrics and Intelligent Laboratory System*, 39, 161-173.
- Lee Y. H. and Singh V. P. (1999). “Tank model using Kalman filter.” *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(4), 344-349.
- Liong S. Y., Khu S. T., and Chan W. T. (2001). “Derivation of Pareto front with genetic algorithm and neural network.” *Journal of Hydrologic Engineering*, 6(1), 52-61.
- Nelder J. A and Mead R.(1965). “A simplex method for function minimization.” *Computer Journal*, 7(4), 308-313.
- Pan L. and Wu L. (1998). “A hybrid global optimization method for inverse estimation of hydraulic parameters : Annealing-simplex method.” *Water Resources Research*, 34(9), 2261-2269.
- Press, W. H., Teukolsky S. A., Vetterling W. T., and Flannery B. P.(1992). *Numerical Recipes in C*, 2nd edition, Cambridge University Press, Cambridge, U. K.
- Sorooshian, S., and Gupta V. K. (1983). “Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models : the question of parameter observability and uniqueness.” *Water Resources Research*, 19(1), 260-268.
- Thyer M., Kuczera G., and Bates B. C. (1999). “Probabilistic optimization for conceptual rainfall-runoff models: A comparison of the shuffled complex evolution and simulation annealing algorithms.” *Water Resources Research*, 35(3), 767-773.
- World Meteorological Organization (1975). *Inter-comparison of conceptual models used in operational hydrological forecasting*. Operational Hydrology Report No.7, Geneva, Switzerland.
- Yapo P. O., Gupta H. V., and Sorooshian S. (1996). “Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models : sensitivity to calibration data.” *Journal of Hydrology*, 181, 23-48.

(논문번호:02-34:접수:2002.5.23/심사완료:2002.08.30)