

다중목적함수를 이용한 강우-유출 모형의 자동보정

Automatic Calibration of Rainfall-runoff Model Using Multi-objective Function

이길성* / 김상욱** / 홍일표***

Lee, Kil Seong / Kim, Sang Ug / Hong, Il Pyo

Abstract

A rainfall-runoff model should be calibrated so that the model simulates the hydrological behavior of the basin as accurately as possible. In this study, to calibrate the five parameters of the SSARR model, a multi-objective function and the genetic algorithm were used. The solution of the multi-objective function will not, in general, be a single unique set of parameters but will consist of the so-called Pareto solution according to various trade-offs between the different objectives. The calibration strategy using multi-objective function could decrease calibrating time and effort. From the Pareto solution, a single solution could be selected to simulate a specific flow condition.

keywords : Multi-objective function, Pareto solution, Automatic calibration, Genetic algorithm

요 지

강우-유출모형은 적용대상 유역이 가지고 있는 수문학적 성질을 최대한 반영할 수 있도록 보정되어야 한다. 본 연구에서는 SSARR모형의 5개의 매개변수를 안동댐 상류유역에 보정하기 위하여 다중목적함수와 유전자알고리즘을 이용하였다. 다중목적함수의 최적화는 단일한 매개변수로 이루어지는 것이 아니라 다양한 목적함수들에 따라서 결정되는 파레토 최적해로 구성된다. 다중목적함수를 이용한 모형의 보정방법은 보정시간 및 작업 반복에 따른 노력을 감소시킬 수 있었으며, 파레토 최적해를 사용함으로써 적용 목적에 따라 최대유량을 잘 모의할 필요가 있다거나 전체 체적을 잘 모의할 필요가 있는 경우에 적합한 매개변수를 사용자가 선택하여 사용할 수 있는 장점이 있다.

핵심용어 : 다중목적함수, 파레토 최적해, 자동보정, 유전자알고리즘

1. 서 론

강우-유출모형(Rainfall-runoff Model)은 일정 유역에서 강우가 존재하는 경우 이에 따라 반응하는 유역의 유출현상을 물리적으로 개념화하여 구축되어진다. 이러

한 강우-유출모형은 모형에 따라 물리적 현상을 모의하는 과정에서 몇 개의 매개변수가 필수적으로 사용되어 지는데 모형에 포함되는 대부분의 매개변수는 유역의 특징으로부터 직접 구해 낼 수 없는 경우가 많으므로 모형의 구축 후 일정지점의 관측유량을 이용하여 모형

* 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 교수

Professor, Dept. of Civil, Urban and Geosystem Engineering, Seoul National Univ., Seoul, 151-742, Korea

** 한국건설기술연구원 수자원연구부 연구원

Researcher, Korea Institute of Construction Technology, Gyeonggi-Do, 411-712, Korea
(e-mail: sukim@kict.re.kr)

*** 한국건설기술연구원 수자원연구부 수석연구원

Research Fellow, Korea Institute of Construction Technology, Gyeonggi-Do, 411-712, Korea

의 매개변수를 추정하는 보정(Calibration)을 수행하게 된다. 최근 컴퓨터의 발달에 힘입어 수학적 이론을 기반으로 하는 여러 가지 자동보정(Automatic Calibration)방법을 이용하여 강우-유출모형의 매개변수를 보정하는 연구가 진행되었으며 그 결과로 적용구역에서 모형 매개변수의 전역 최적해(Global Optimum)를 구하는 노력이 계속되고 있는 실정이다.

강우-유출모형의 매개변수에 대하여 자동보정을 이용한 전역 최적해를 구하기 위하여 사용되는 목적함수는 단일목적함수(Single-objective Function) 또는 다중목적함수(Multi-objective Function)를 사용할 수 있다. 이 과정에서 단일목적함수를 사용하는 경우에는 목적함수가 가지는 성질에 따라 유량의 최대치(Peak)만을 잘 모의하거나 또는 유량의 전체체적(Volume)만을 잘 모의하게 되는 단점이 있다. 이와는 달리 다중목적함수를 사용하는 경우에는 모의되는 유량의 최대치나 전체체적 뿐만 아니라 구성되는 목적함수의 성질에 따라 매개변수가 최적화되는 장점이 있다. 또한 다중목적함수를 사용하는 경우에는 단일한 전역 최적해가 구해지지 않는 것이 아니라 여러 가지의 목적을 만족시키는 전역 최적화된 매개변수 집합이 구해지므로 모형의 사용자는 모형의 적용 목적에 따라 매개변수를 채택하여 사용할 수 있다는 특징이 있다. 즉, 하천제방의 폭이나 높이를 설계하는 경우에는 해당지점에서 유량의 최대치가 설계의 가장 큰 관건이므로, 유량의 최대치를 잘 모의하는 매개변수를 선택하여 사용해야 하며, 반대로 저류지(Detention or Retention Pond)의 개수와 크기를 설계하는 경우에는 유량의 최대치보다는 유량의 전체체적이 설계의 주안점이 되므로 유량의 전체체적을 잘 모의하도록 하는 매개변수를 선택하여 사용할 수 있는 특징이 있다.

Klepper 등(1991)은 강우-유출모형을 보정하는 과정에서 여러 개의 단일목적함수를 사용하여 각각 최적화된 여러 개의 매개변수 집합을 구성하였으며, 이를 “사용할 만한 매개변수 집합(Acceptable Parameter Set)”이라 명명하고, 필요에 따라 가장 알맞은 매개변수를 “사용할 만한 매개변수 집합”에서 선택하여 사용하는 것이 한 개의 단일목적함수에 의해 최적화된 매개변수를 사용하는 것보다 합리적임을 주장하였다. Gupta 등(1998)은 다중목적함수를 사용한 강우-유출모형의 매개변수 보정의 필요성을 서술하면서 단일목적함수에 의해 최적화된 1개의 매개변수 집합이 시·공간적으로 제한되어 있으므로 이를 지양하고 다중목적함수에 의해 최적화된 다수의 매개변수 집합을 시·공간적으로 사용자가 선택하여 사용할 수 있도록 해야 함을 제안하였으

며, 6개의 목적함수를 이용하여 SAC-SMA (Sacramento Soil Moisture Accounting)모형의 매개변수를 보정하여 그 결과로 매개변수 집합에 대한 파레토 최적해(Pareto Solution)*를 구하였다. Madsen(2000)은 4개의 목적함수로 구성된 다중목적함수를 사용하여 MIKE11모형의 매개변수를 SCE(Schuffled Complex Evolutionary) 알고리즘으로 보정하였으며 마찬가지로 파레토 최적해를 구하였다. Liong 등(2001)은 HydroWorks모형의 매개변수를 보정하는 과정에서 최대유량 상대오차와 체적유량 상대오차로 구성된 다중목적함수를 구성한 후, 파레토 최적해를 도출하였다. 특히 다중목적함수의 보정방법으로 ACGA(Accelerated Convergence Genetic Algorithm)를 개발하였으며, 개발된 ACGA를 인공신경망(Artificial Neural Network)이론과 결합하여 파레토 최적해의 정확도를 높이는 방법을 제안하였다. 국내에서는 강민구 등(2002)이 탱크모형의 매개변수를 자동보정하면서, 두 개의 서로 다른 단일 목적함수를 조합하여 만든 목적함수 중 DRMS (Daily Root Mean Square)와 NS(Nash-Sutcliffe measure)의 조합에 의해 만들어진 다중목적함수가 다른 목적함수보다 저유량에 비중을 더 둔 예측결과를 나타내는 것을 확인하였다. 또한, 성윤경 등(2004)은 일 단위 강우-유출 모형인 SIMHYD와 탱크모형을 소양강댐과 영천댐 유역에 적용하면서 두 모형에 세 가지 목적함수와 세 가지의 최적화 방법을 적용하였는데, 목적함수를 달리할 경우는 무차원 함수인 Nash-sutcliffe 계수를 비교하는 것이 모형의 적용성을 평가하는데 적합한 것으로 평가하였다.

본 연구에서는 4개의 단일목적함수를 다중목적함수로 구성하고 자동보정 알고리즘인 유전자 알고리즘을 이용하여 안동댐 상류유역에 대한 SSARR(Streamflow Synthesis And Reservoir Regulation)모형의 5개의 매개변수를 보정하였다. 그 결과로 여러 개의 매개변수 집합(파레토 최적해)을 구성하였으며, 모형을 검증하기 위하여 이 중에서 유량의 최대치 및 전체체적이 각각 잘 모의되는 매개변수 집합을 사용하여 모의유량과 관측유량을 비교하였다.

2. 파레토 최적해

2.1 다중목적함수의 구성

강우-유출모형은 유역의 특성을 최대한 실제 유역과

* 파레토 최적해는 Non-dominated Solution이라는 용어로 사용되기도 하는데 본 연구에서는 파레토최적해라는 용어를 사용하기로 한다.

가깝게 나타내도록 하기 위하여 모형에 포함되어 있는 매개변수를 보정해야하고 이 과정에서 모형의 모의 유량과 유역의 관측유량에 대하여 여러 가지 지표에 따른 비교 및 평가를 수행하게 된다. Madsen(2000)은 모형이 얼마나 유역의 실제적인 유출사상을 올바르게 모의했는지를 평가하는 일반적인 항목을 다음과 같이 정리하였다.

- 1) 유출체적에 있어서의 모의유량과 관측유량의 일치성
- 2) 수문곡선의 증감 양상의 일치성
- 3) 모의된 최대유량과 관측된 최대유량의 일치성
- 4) 저수(低水)부분에서의 모의값과 관측값의 일치성

일반적인 예로서 최대값의 일치성만을 고려하는 목적함수에 의한 보정 결과는 유출체적이거나 저수부분에서는 일치성이 부족한 결과를 모의하고 그 반대의 경우도 마찬가지라 할 수 있으므로 위에서 제시된 평가항목들을 모두 만족시키는 단일한 목적함수를 구성하는 것은 불가능하다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 단일목적함수를 사용하여 매개변수를 시기별로 각각 보정하거나, 유량의 변화에 따라 매개변수를 보정하는 노력이 이루어지고 있으나 계절별 또는 월별마다 각각의 소유역에 대하여 매개변수를 보정하여 사용한다는 것은 보정과정에서 굉장히 많은 노력과 시간을 소모해야한다는 단점이 있다. 본 연구에서 SSARR모형의 매개변수를 보정하기 위하여 사용된 목적함수는 4가지이며 이를 식으로 나타내면 Eqs. (1) ~ (4)와 같고, Eq. (1) and Eq. (2)는 전체체적 및 최대유량의 오차를 최소화하기 위한 목적함수이며, Eq. (3) and Eq. (4)는 관측수문곡선과 모의수문곡선의 전체적인 형태를 일치되도록 하는 목적함수로 사용되었다.

- 1) 체적유량 상대오차(Relative Volume Error):

$$F_1(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^N |Q_{\sim,i}(\theta) - Q_{obs,i}|}{\sum_{i=1}^N Q_{obs,i}} \times 100(\%) \quad (1)$$

- 2) 최대유량 상대오차(Relative Peak Error):

$$F_2(\theta) = \frac{\left| \max_{1 \leq i \leq N} Q_{\sim,i}(\theta) - \max_{1 \leq i \leq N} Q_{obs,i} \right|}{\max_{1 \leq i \leq N} Q_{obs,i}} \times 100(\%) \quad (2)$$

- 3) RMSE(Root Mean Square Error):

$$F_3(\theta) = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Q_{obs,i} - Q_{\sim,i}(\theta)]^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

- 4) NS 계수(Nash-sutcliffe Measure):

$$F_4(\theta) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [Q_{obs,i} - Q_{\sim,i}(\theta)]^2}{\sum_{i=1}^N [Q_{obs,i} - \text{mean}(Q_{obs})]^2} \quad (4)$$

상기식에서,

$Q_{obs,i}$: 시간(일) i 에서의 관측유량

$Q_{\sim,i}$: 시간(일) i 에서의 모의유량

N : 보정기간내의 시간(일)의 총 수

θ : 모형의 입력 매개변수

$\text{mean}(Q_{obs})$: 보정기간내의 관측유량 평균값

선택된 4가지의 목적함수를 다중목적함수로 구성하고 이를 θ 에 대하여 최적화하는 식을 수학적으로 나타내면 Eq. (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \min F(\theta) &= [F_1(\theta), F_2(\theta), F_3(\theta), F_4(\theta)] \\ \text{s.t. } \theta &\in \Theta, \quad \Theta: \text{적합 매개변수 공간} \end{aligned} \quad (5)$$

Eq. (5)와 같은 다중목적함수를 최적화하기 위한 방법으로는 Weighting Method, ϵ -constraint Method, Philip's Linear Multi-objective Method, Zeleny's Multi-objective Method 등과 같은 방법을 사용할 수 있는데, 본 연구에서는 위의 방법 중 다음 Eq. (6)과 같이 Weighting Method와 ϵ -constraint Method를 혼용하여 사용하였다.

$$\min F(\theta) = w_1 F_1(\theta) + w_2 F_2(\theta) \quad (6)$$

$$\text{s.t. } \theta \in \Theta$$

$$F_3(\theta) \leq 60$$

$$F_4(\theta) \geq 0.7$$

$$w_1 \geq 0$$

$$w_2 \geq 0$$

$$w_1 + w_2 = 1$$

여기서, Θ 는 적합 매개변수 공간(Feasible Parameter Space), w_1 과 w_2 는 가중치를 나타내며, F_3 , F_4 의 상한치 및 하한치는 이길성과 김상욱(2001)의 연구결과를 참조하여 선정하였으나 사용자가 필요에 따라 다른 값으로 바꿀 수 있도록 코딩하였다. 본 연구에서는 식 (6)

에서의 각각의 가중치들을 각각 0 ~ 1 사이를 0.01간격으로 변화시키면서 사용하였으며, 총 101가지의 경우의 수에 대한 최적화를 수행하였다. 또한, 목적함수를 최적화하기 위하여 1세대를 10개의 모집단(Population)으로 구성된 유전자 알고리즘을 100세대(Generation)까지 수행하였으며, 최종적으로 선정된 최적화된 매개변수 집합은 가중치의 각 경우에 대하여 100세대까지의 10개의 모집단 개수와 같으므로 1,010개의 원소로 구성되도록 하였다.

2.2. 파레토 최적해의 선정

다중목적 문제에서의 최적해는 각 목적함수를 동시에 최적화시키는 해를 의미한다. 그러나 다중목적 문제는 흔히 상충이 되는 목적들을 가지고 있기 때문에 최적해가 거의 존재하지 않는다. 따라서 다목적 문제에서는 파레토 최적해의 개념을 도입하여 사용하고 있다. 파레토 최적해는 모든 목적에 대해 더 좋은 다른 해가 존재하지 않는 최적해의 집합으로서 비지배해(Non-dominated Solution)라고도 한다. 본 연구에서는 파레토 최적해를 결정하기 위해 비지배순위를 사용하였는데, 비지배 순위의 결정은 다음과 같다. 현재 최적해 집합에서 비지배되는 해들을 찾아 순위 1로 두고 이들을 제외한다. 다시 이웃해 집합에서 비지배되는 해들을 찾아 순위 2로 두고 이들을 제외한 후, 다시 비지배되는 해를 찾아 순위 3으로 둔다. 이와 같은 과정을 반복하면 이웃해 집합의 모든 해들이 순위가 부여된다. 그림 1에서 A, B, C가 순위 1이 되고, D, E가 순위 2, F가 순위 3이 된다. 최종적으로 Fig. 1에서 두 가지의 목적함수 f_1 , f_2 를 모두 최소화 시키는 최적화 문제에서 A, B, C를 파레토 최적해의 원소로 결정할 수 있다.

Goicoechea et al. (1982)은 파레토 최적해를 구성하는 과정을 다음과 같이 설명하면서 수학적으로 나타내었다. 최적화된 전체 매개변수의 집합 θ 에서 파레토 최적해 집합의 원소를 θ_i 라하고 그 외의 원소를 θ_j 라 할 때, θ_i 는 다음과 같은 식에 의해 결정될 수 있다.

- 1) 파레토최적해를 제외한 모든 원소 θ_j 에 대하여 $F_k(\theta_i) < F_k(\theta_j)$ 를 만족시키는 파레토최적해의 원소 θ_i 가 최소한 1개 이상 존재한다. (여기서, $k = 1, 2, \dots, p$)
- 2) 파레토최적해에 포함되는 원소 중에서 $F_k(\theta_j) < F_k(\theta_i)$ 가 만족되는 θ_j 는 존재하지 않는다. (여기서, $k = 1, 2, \dots, p$)

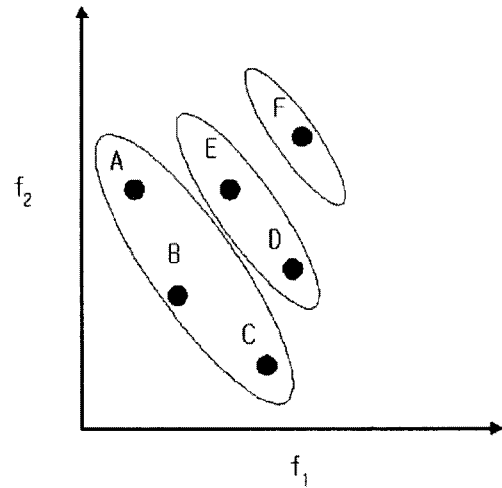


Fig. 1. Determination of Pareto Optimum

본 연구에서는 유전자알고리즘을 사용하여 최적화된 전체 매개변수 집합을 구성하고 전체 매개변수 집합으로부터 파레토 최적해의 정의를 사용하여 최종적으로 18개의 매개변수로 구성된 파레토 최적해를 선정하였다.

3. 모형의 구축 및 매개변수 선정 결과

3.1 SSARR 모형의 구축

SSARR모형은 1956년 미 공병단(US Corps of Engineers)에서 개발되어 지속적인 보정이 이루어지고 있는 모형으로 저수지조작, 대유역의 실시간 일유출예 보등의 목적으로 널리 사용되고 있는 모형이다. 본 연구에서 적용된 SSARR모형은 IS (Integrated Snow-band) 유역모형이 추가되어진 버전으로 IS유역모형은 산악지형에서의 강설에 대한 유출해석을 대폭 강화시킨 것으로 강우만을 해석하는 경우 저수유출관리와 같은 장기적인 유출관리 모의와 증발산 기능이 보완되어진 모형이다.

3.1.1 보정 대상 유역 및 기간의 선정

본 연구에서는 수위관측소의 자료에 비하여 댐 유입량 자료를 사용하는 것이 모형의 매개변수를 보정하는 과정에서 결측 등으로 인한 자료의 불확실성을 감소시킬 수 있을 것이라 생각되어 낙동강 유역 중 안동댐 상류유역(Fig. 2)을 선정하여 모형을 구축하였다. 황지천부터 안동댐 조정지까지로 분할된 안동댐 상류유역은 유역면적이 1,628 km²이며, 수자원 단위지도상에서는 12개의 표준유역으로 분할되어 있으나 모형의 구축 시에는 1개의 소유역으로 취급하여 사용하였다. Gupta와 Sorooshian(1985)은 수문모형을 보정할 때 사용되는 자

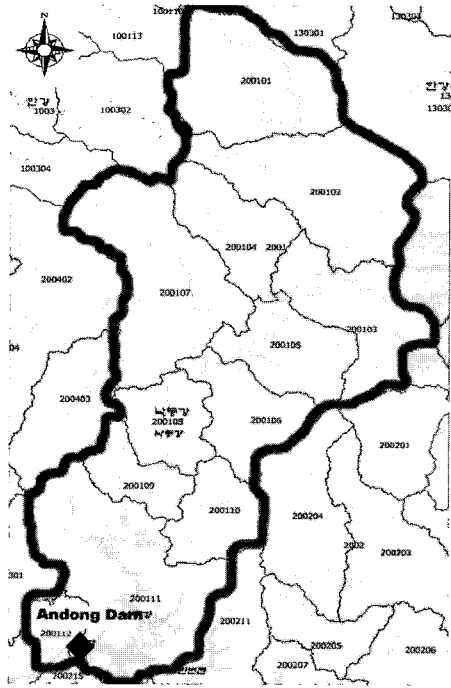


Fig. 2. Andong Dam Basin(1:250,000)

료는 기간이 길수록 좋은 것은 아니며, 350 ~ 500개 정도의 자료를 사용하는 것이 가장 효율적임을 입증하였다. 본 연구에서는 모형의 매개변수를 보정하기 위하여 2001년과 2002년의 강우자료 및 안동댐 유입량의 자료를 사용하였으며, 2003년에 대하여 모형을 검증하였다.

3.1.2 보정 대상 매개변수의 선정

Fleming(1977)은 강우-유출모형에 입력되는 매개변수를 크게 물리적 매개변수, 수문기상 매개변수, 내부처리 매개변수로 나누었는데 이러한 분류에 따라 SSARR

모형의 매개변수를 분류하면 Table 1과 같다. 본 연구에서는 Table 1의 매개변수 중에서 물리적 매개변수와 수문기상 매개변수는 낙동강 유역으로부터 측정된 값을 사용하였으며, 측정이 불가능한 내부처리 매개변수 중에서 이길성과 김상욱(2001)이 수행한 민감도분석 결과를 참조하여 Table 2와 같이 보정대상 매개변수 및 매개변수의 범위를 선정하였다.

3.2 유전자 알고리즘의 적용 및 최적해 선정 방법

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)은 자연선택(Natural Selection)의 과정에 기초한 탐색법으로 1975년 미시건 대학의 Holland(1975)에 의해서 최초로 개발되어지고 Goldberg(1989)에 의해 체계적인 방법으로 구체화되기 시작하여 최적화문제에 적용되었고 근래에 들어서는 함수최적화(Function Optimization)문제에 적용시키고자 하는 노력들이 계속되고 있는 전역최적화 알고리즘이다. GA는 생물학적 진화의 추상적 개념을 이용하여 연산자들이 선택(Selection), 교배(Crossover), 변종(Mutation)의 과정을 통하여 목적함수를 구성하는 변수들을 최적화하는데, 본 연구에서는 이길성과 김상욱(2001)이 개발한 코드를 사용하였다.

Fig. 3에는 SSARR모형, 유전자알고리즘, 파레토 최적해 선정의 연결 과정을 나타내었다. 모형을 보정하기 위하여 먼저 목적함수의 가중치인 w_1 과 w_2 를 결정한 후, 매개변수를 이진화하여 1세대에서의 개체집단을 구성하고 이를 이용하여 모형을 수행한다. 결과로 얻어진 모의유량과 관측유량은 4개의 목적함수에 따라 오차를 계산하고 이후 교배, 변종의 과정을 거쳐 새로운 개체집단을 구성한다. 이러한 과정을 각각의 가중치에 대

Table 1. Parameters in SSARR Model

Type of Parameters	Parameters
Physical Parameters	- Basin division, Thiessen coefficient - Elevation area percent ratio, Reservoir characteristics
Hydrological Parameters	- ELPP - EKE - ETP - DKE - ETEL - ETM - TINTMX - Temperature - Snow condition
Watershed Parameters	- SMI-ROP - BII-BFP - S-SS - BIIMX - BRLIM - PBLZ - DGWLIM - TSS - TS

Table 2. Selection of Parameters and Parameter Range

Selected Parameters	Range of Parameters
SMI (Soil Moisture Index)	$0 < \text{SMI (cm)} < 40$
BII (Baseflow Infiltration Index)	$30 < \text{BII (cm/day)} < 60$
S-SS (Surface-subsurface)	$0 < \text{SSS (cm/day)} < 0.5$
TS (Time of Surface flow Storage)	$5 < \text{TS (hr)} < 15$
TSS (Time of Sub-Surface flow Storage)	$5 < \text{TSS (hr)} < 15$

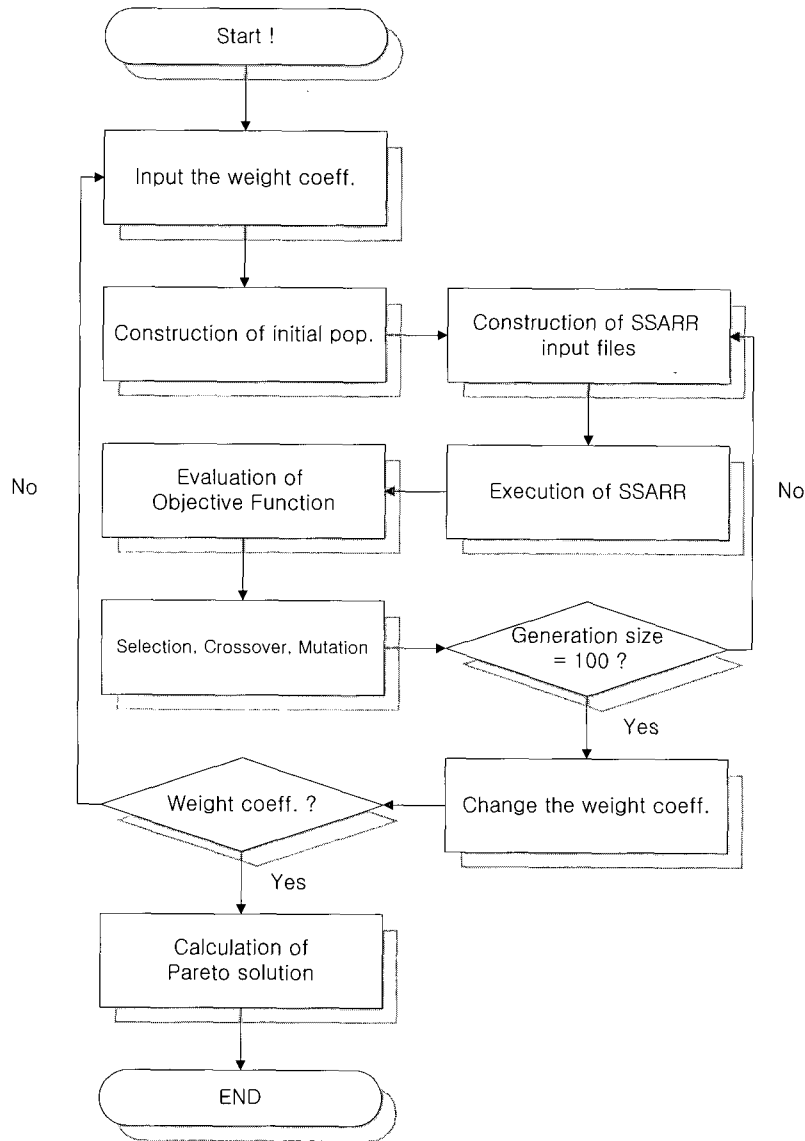


Fig. 3. Calculating Process of Pareto Solution

하여 100세대까지 진행하면 각 가중치 당 10개의 최적화된 매개변수를 얻을 수 있으므로, 최종적으로는 1,010개의 최적화된 매개변수 집합을 구성할 수 있다. 1,010개의 원소로 구성된 최적화된 매개변수 집합은 파레토 최적해의 정의에 따라 점유된 해(Dominated Solution)를 제거함으로써 최종적으로 파레토 최적해를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 Pentium IV 3.0 GHz의 개인용 컴

퓨터를 사용하였으며, 1,010개의 최적화된 매개변수를 구성하기 위하여 150분 정도의 시간이 소요되었다.

3.3 최적해 산정 결과

Fig. 4는 가중치의 변화에 따라 유전자알고리즘에 의해 최적화된 1,010개의 매개변수 집합에 의한 모의 결과를 최대유량 상대오차와 체적유량 상대오차에 따라

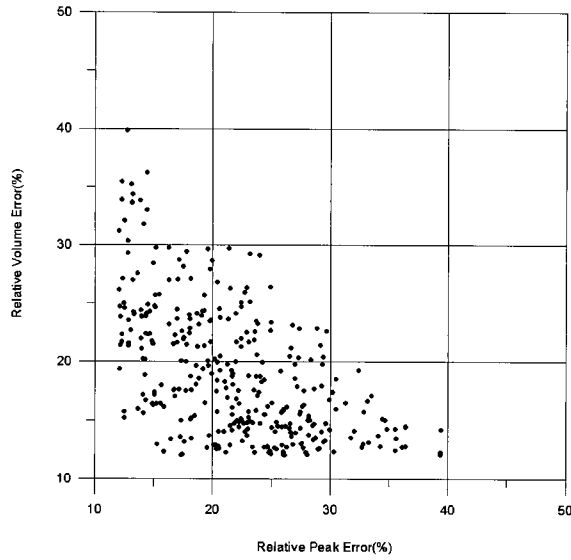


Fig 4. Optimized Parameter Set

도시한 것이다 (편의상 1/3 빈도로 도시). 이 결과 다중 목적함수에 의해 최적화된 매개변수에 의한 오차는 대개 40 % 미만으로 계산되는 것을 확인 할 수 있었다.

Fig. 5는 Fig. 4로부터 산정된 파레토 최적해를 나타낸 것으로 도시된 각각의 점은 해당 오차를 발생시키는 매개변수를 의미하며 최대치를 잘 모의하는 매개변수는 전체체적을 잘 모의하지 못하며 이와는 반대로 전체체적을 잘 모의하는 매개변수는 최대치를 잘 모의하지 못하는 것을 알 수 있다.

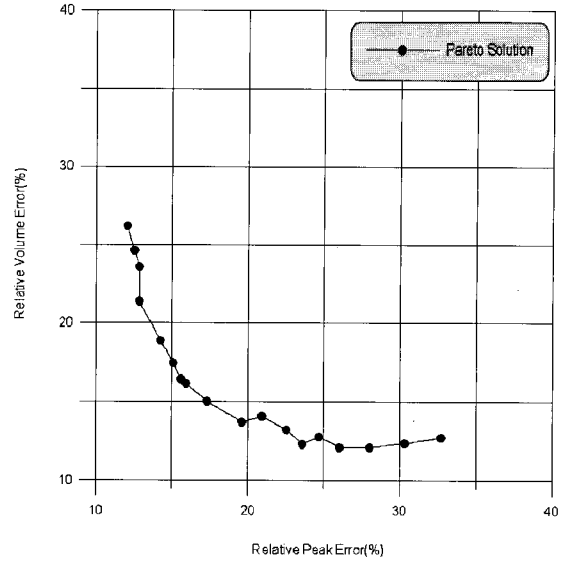


Fig 5. Determination of Pareto Solution

Table 3, Fig. 6 및 Fig. 7에는 두 가지의 상대오차에 따라 최적화된 SSARR 모형의 매개변수를 나타내었는데 최적화된 매개변수 중 SMI가 클수록 최대 유량이 잘 모의되며, BII가 클수록 저수(低水)시의 유량이 잘 모의되어 유량 체적이 잘 모의되는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 S-SS, TS 및 TSS의 경우에는 최대유량 상대오차와 체적유량 상대오차의 변화에 따라 변화 폭이 작아 모형의 결과에 미치는 영향이 SMI와 BII보다 적음을 알 수 있었다.

Table 3. Pareto Solution and Optimized Parameters

Class	(1)	(2)	(3)	(4)	SMI	BII	S-SS	TS	TSS
Class 1	1,890.3	26,907.3	12.05	26.18	25.3	38.1	0.5	9.5	10.3
Class 2	1,883.7	26,885.6	12.53	24.60	25.1	39.5	0.5	9.8	10.3
Class 3	1,895.0	26,879.9	12.83	23.55	24.2	39.4	0.5	9.5	10.8
Class 4	1,875.3	26,853.4	12.85	21.36	24.2	30.5	0.5	9.2	11.8
Class 5	1,862.6	26,846.2	14.24	18.86	20.5	41.5	0.5	10.4	12.7
Class 6	1,858.4	26,821.8	15.08	17.44	18.9	43.5	0.5	10.8	9.8
Class 7	1,854.3	26,788.7	15.60	16.41	17.5	44.1	0.5	9.7	6.8
Class 8	1,850.1	26,755.4	15.89	16.14	17.0	44.8	0.5	9.6	7.5
Class 9	1,844.8	26,733.6	17.34	15.00	15.8	44.2	0.5	9.7	8.9
Class 10	1,930.8	22,662.0	19.62	13.71	13.1	40.8	0.5	10.8	6.8
Class 11	1,943.9	22,670.3	20.94	14.08	11.2	43.9	0.3	13.8	7.4
Class 12	1,944.7	22,700.3	22.54	13.22	9.6	48.9	0.3	8.7	6.5
Class 13	1,949.0	22,728.4	23.60	12.29	7.5	53.9	0.3	14.2	12.8
Class 14	1,960.5	22,818.9	24.68	12.78	6.8	55.8	0.2	12.3	13.9
Class 15	1,969.3	22,813.0	26.02	12.09	4.2	58.9	0.0	13.3	10.2
Class 16	1,970.0	22,748.1	28.03	12.08	3.9	58.9	0.0	17.0	9.7
Class 17	1,978.5	22,751.3	30.30	12.33	2.4	54.8	0.0	15.4	9.5
Class 18	1,984.9	22,752.5	32.69	12.73	1.5	55.8	0.0	11.0	9.0

(1) Simulated Peak Runoff (m^3/s), (2) Simulated Volume Runoff (m^3/s)

(3) Relative Peak Error (%), (4) Relative Volume Error (%)

* Observed Peak Runoff = $1887.1 m^3/s$, Observed Volume Runoff = $22,775.2 m^3/s$

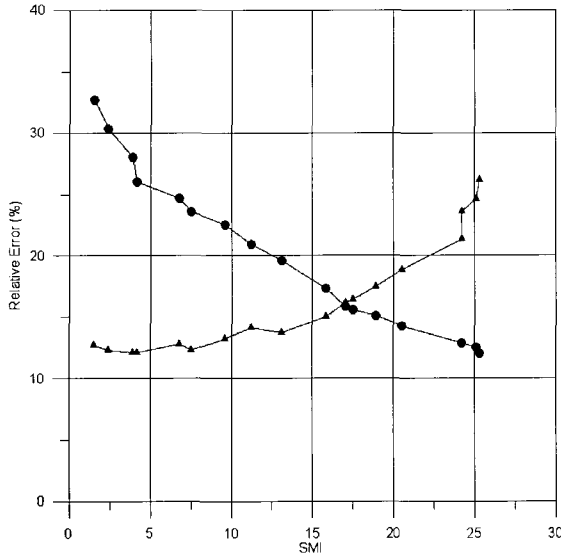


Fig. 6. Relative Error of SMI

특히 최대유량 상대오차가 12.05 ~ 32.69 %, 체적 유량 상대오차가 26.18 ~ 12.73 %로 변화하는 동안 SMI는 25.3 ~ 1.5의 거의 선형적인 변화를 보이는 반면, BII는 상대오차 10 ~ 20 %구간에서 비선형적인 구간이 존재하는 것을 알 수 있었으며, S-SS, TS, TSS의 경우에는 각각 0.0 ~ 0.5, 9.5 ~ 11.0, 9.0 ~ 10.3사이의 값을 줄 때만이 최대유량 상대오차 및 체적유량 상대오차가 각각 32.69 %와 26.18 % 이하로 모의되는 것을 확인할 수 있었다. 즉, 본 연구를 통하여 Table 2에서 제공한 각 매개변수의 범위에서 오차

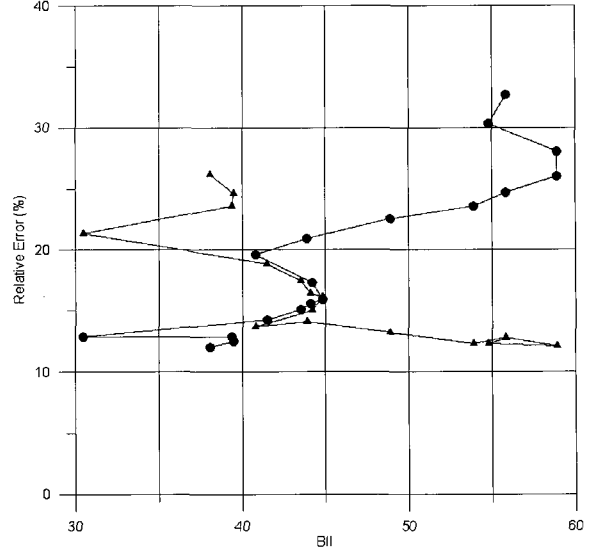


Fig. 7. Relative Error of BII

가 작은 모의를 수행하기 위해서는 Table 3에서 제공된 각 매개변수의 범위 내에서 매개변수를 조정해야 함을 알 수 있었다.

Fig. 8 및 Fig. 9는 최대유량 상대오차 및 체적유량 상대오차가 각각 12.5 %, 24.8 %(Fig. 8)와 32.5%, 12.6%(Fig. 9)에 해당하는 매개변수를 이용하여 모의한 2003년의 모의결과를 반대수지상에 나타낸 것이다. 그 결과 Fig. 8은 저수(低水)부분에서는 오차를 많이 보이고 최대유량 부분에서는 오차가 작은 것을 알 수 있었으며 Fig. 9의 경우에는 그 반대의 모의결과가 계산되

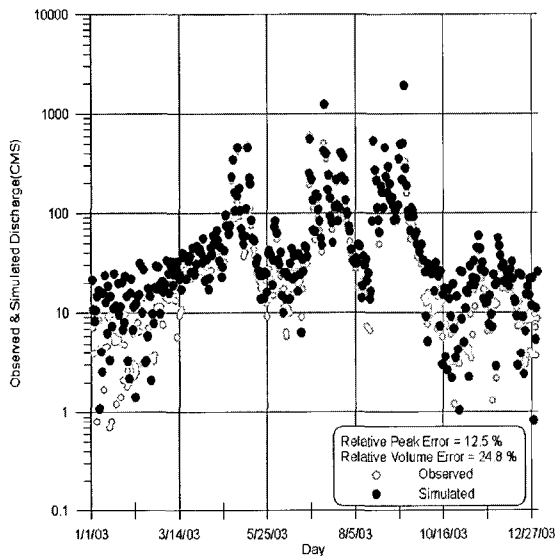


Fig. 8. Observed Discharge V.S. Simulated Discharge(2003 yr)
(Small Relative Peak Error Case)

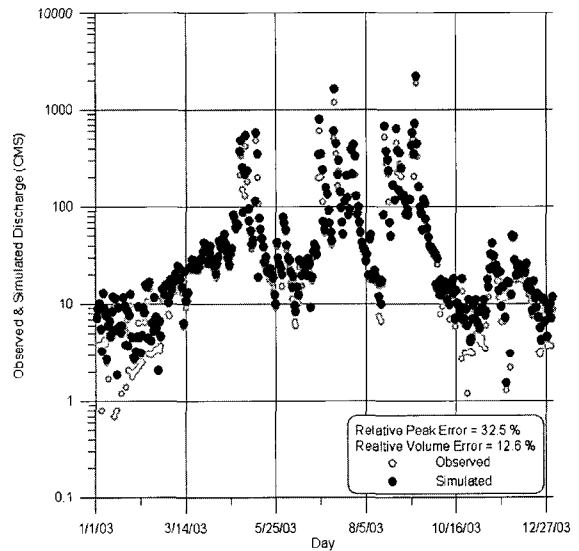


Fig. 9. Observed Discharge V.S. Simulated Discharge(2003 yr)
(Small Relative Volume Error Case)

는 것을 확인 할 수 있었다. 된 각 매개변수의 범위 내에서 매개변수를 조정해야 함을 알 수 있었다.

4. 결 론

본 연구에서는 다중목적함수를 이용하여 SSARR모형의 매개변수를 안동댐 상류유역에 대하여 보정하였다. 그 결과로 단일한 매개변수가 아닌 여러 개의 매개변수의 최적해 집합을 얻을 수 있었으며, 이로부터 파레토 최적해를 산정하여 2003년에 대하여 검증하였다. 연구를 수행하면서 얻어진 결론을 정리하면 다음과 같다.

- 1) 자동보정과정에서 사용되어지는 목적함수를 다중 목적함수로 구성하였으며, 기존의 다중목적함수의 최적화 방법과는 달리 Weighting Method와 ϵ -constraint Method를 사용하여 최대유량과 전체 체적유량을 동시에 만족시킬 수 있는 최적화된 매개변수 집합을 구성하였다.
- 2) 다중목적함수를 사용하면 단일목적함수로 구성하는 경우 구성해야 하는 시기적인 구분이 필요하지 않아 시기적 구분 때문에 수행해야하는 반복 보정과정이 생략되므로 경제적인 보정과정을 수행할 수 있다.
- 3) 최종적으로 구성된 파레토 최적해의 매개변수 집합을 이용하여 사용자가 모의 목적에 따라 최대유량을 잘 모의하거나 체적유량을 잘 모의하는 매개변수를 선택하여 사용할 수 있다. 예를 들어, 사용자가 하천의 제방을 설계하는 경우에는 최대유량이 설계의 관건이 되므로 파레토 최적해로부터 최대유량 상대오차가 작게 모의되는 매개변수로 모형을 수행하여 설계에 반영하고, 반대로 저류지를 설계하는 경우에는 최대유량보다는 저류지로 유입되는 유량의 전체체적이 설계의 주요 관건이므로 체적유량 상대오차가 작게 되는 매개변수로 모형을 수행하여 설계에 이용할 수 있다.
- 4) 또한 향후에는 파레토 최적해로부터 얻어진 곡선의 임의의 점에 해당하는 매개변수를 추정할 수 있는 방법 개발, 각 중 수공구조물의 설계시 다중 목적함수의 적용성 분석 및 다중목적함수의 각 오차 변화에 따른 모형 매개변수의 변화를 고찰함으로써 모형의 매개변수가 가지고 있는 수문학적 특징을 분석할 수 있는 방법론을 개발할 계획이다.

참 고 문 헌

장민구, 박승우, 임상준, 김현준 (2002). "전역최적화 기

법을 이용한 강우-유출모형의 매개변수 자동보정." **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제35권, 제5호, pp. 541-552.

성윤경, 김상현, 김현준, 김남원 (2004). "다양한 목적함수와 최적화 방법을 달리한 SIMHYD와 TANK 모형의 적용성 연구." **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권, 제2호, pp. 121-131.

이길성, 김상욱 (2001). "유전자알고리즘을 사용한 SSARR모형의 자동보정." **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제21권 제3-B호, pp. 171-183.

Fleming, G. (1977). *Computer simulation techniques in hydrology*. Elsevier.

Goicoechea, A., Hansen, D.R., Duckstein, L. (1982). *Multiobjective decision analysis with engineering and business applications*. John Wiley & Sons, Inc.

Goldberg, D.E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and learning*. Addison-Wesley Publishing Co.

Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (1985). "The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models." *Journal of Hydrology*, No. 81, pp. 57-77.

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.

Holland, J.H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press, Chambridge.

Klepper, O., Scholten, H., and Kamer, J.P.G. (1991). "Prediction uncertainty in an ecological model of the Osterschelde Estuary." *Journal of Forecasting*, Vol. 10, pp. 191-209.

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*, Vol. 6, No. 1, pp. 52-61.

Madsen, H. (2000). "Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives." *Journal of Hydrology*, No. 235, pp. 276-288.

(논문번호:05-07/접수:2005.01.13/심사완료:2005.08.24)