

다목적 유전자알고리즘을 이용한 Tank 모형 매개변수 최적화(II): 선호적 순서화의 적용

Optimization of Tank Model Parameters Using Multi-Objective Genetic Algorithm (II): Application of Preference Ordering

구보영* / 김태순** / 정일원*** / 배덕효****
Koo, Bo Young / Kim, Taesoon / Jung, Il Won / Bae, Deg Hyo

Abstract

Preference ordering approach is applied to optimize the parameters of Tank model using multi-objective genetic algorithm (MOGA). As more than three multi-objective functions are used in MOGA, too many non-dominated optimal solutions would be obtained thus the stakeholder hardly find the best optimal solution. In order to overcome this shortcomings of MOGA, preference ordering method is employed. The number of multi-objective functions in this study is 4 and a single Pareto-optimal solution, which is 2nd order efficiency and 3 degrees preference ordering, is chosen as the most preferred optimal solution. The comparison results among those from Powell method and SGA (simple genetic algorithm), which are single-objective function optimization, and NSGA-II, multi-objective optimization, show that the result from NSGA-II could be reasonably accepted since the performance of NSGA-II is not deteriorated even though it is applied to the verification period which is totally different from the calibration period for parameter estimation.

keywords : Preference ordering, NSGA-II, Tank model, Powell method, Simple genetic algorithm

요 지

본 연구는 다목적 유전자알고리즘을 이용하여 Tank 모형의 매개변수를 추정하는데 있어서 선호적순서화 (preference ordering)를 적용한 연구로써, 목적함수의 개수가 여러 개인 경우에 발생할 수 있는 파레토최적화의 단점을 해결하기 위한 것이다. 최적화를 위한 목적함수는 모두 4가지를 사용하였으며, 선호적순서화를 통해서 구한 2차 효율성(2nd order efficiency)을 가지면서 정도(degree)가 3인 4개의 해 중에서 1개의 해만을 최우선헬로 선정하였다. NSGA-II로 도출된 최우선헬의 적합성을 살펴보기 위해서, 자동보정방법인 Powell 방법과 SGA(simple genetic

-
- * 남원건설엔지니어링 사원
Employee, Namwonkeonseol Engineering Co., Ltd., Kyungido Anyang 431-060, Korea
(e-mail : boyoungkoo@nate.com)
 - ** 연세대학교 사회환경시스템공학부 BK21연구교수
BK21 Lecturer, School of Civil and Environmental Engineering, Yonsei Univ., Seoul 120-749, Korea
(e-mail: chaucer@yonsei.ac.kr)
 - *** 세종대학교 토목환경공학과 박사과정
Ph.D Candidate Student, Dept. of Civil and Environmental Engrg., Sejong Univ, Seoul 143-747, Korea
(e-mail : bobilwon@paran.com)
 - **** 세종대학교 물자원연구소·토목환경공학과 부교수
Associate Prof., Dept. of Civil and Environmental Engrg., Sejong Univ, Seoul 143-747, Korea
(e-mail : dhbae@sejong.ac.kr)

algorithm)를 매개변수 자동보정 방법으로 이용하고 하나의 단일목적함수로 사용해서 최적화한 결과와 비교해보았으며, 비교결과 다목적 유전자 알고리즘을 4개의 목적함수에 모두 적용해서 한번에 도출된 매개변수를 이용한 결과가 보정기간뿐만 아니라 검정기간에 대해서도 비교적 양호한 결과를 나타내는 것으로 나타났다.

핵심용어 : 선호적순서화, NSGA-II, 탱크모형, Powell 방법, 단순 유전자알고리즘

1. 서론

강우-유출모형의 개발목적은 매우 다양하나, 공통적으로 유출현상을 수식화하여 해석함으로써 과거의 유출현상을 충실히 재현하고 동시에 미래에 나타날 유출현상을 보다 잘 예측할 수 있도록 하는 데에 목적을 두고 있으며, 이러한 유출 해석결과를 바탕으로 이수 및 치수 계획을 수립하는데 그 활용성이 있다고 할 수 있다 (배덕효와 조원철, 1995).

유출 해석결과와 신뢰성을 확보하기 위하여 가장 먼저 확인해야 할 것은 정확하고 신뢰성 있는 자료의 구축이며, 이러한 기본사항이 만족되었다는 가정하에 다음으로 중요한 것은 적합한 강우-유출모형의 매개변수를 추정하는 것이다. 강우-유출모형 중에서도 Tank 모형 (Sugawara, 1995)과 같은 개념적인 모형 (conceptual model)은 매개변수의 추정과정에서 발생하는 불확실성이 매우 높은 것으로 알려져 있어서 적합한 매개변수의 산정에 충분한 고찰과 경험이 필요하다고 할 수 있다.

Tank 모형의 매개변수 산정을 위해서 최근에는 Powell 방법(Kuester and Mize, 1973)과 SCE(Shuffled Complex Evolution) 알고리즘(Duan, 1991) 및 유전자 알고리즘(Holland, 1975)과 같은 다양한 자동최적화기법을 적용한 연구들이 수행되어 왔으며, 국내의 연구결과로는 이관수 등(1995)은 시행착오법을 적용한 Tank 모형의 매개변수 추정의 불확실성을 개선하기 위해 Kalman filter로 매개변수를 실시간 예측하여 저수유출 모의를 개선하고자 하였으며, 이동률과 김형섭(1999)은 자동보정방법인 Powell 방법을 이용하여 Tank 모형의 매개변수를 보다 객관적으로 추정하고자 하였다. 배덕효 등(2003)은 유출성분비를 고려하여 매개변수를 추정함으로써 물리적으로 의미를 가지는 매개변수를 추정하려고 시도하였다. Paik et al.(2005)은 계절별로 유출량 차이가 큰 유역에서 매개변수를 추정하기 위해 일년을 유출량 크기에 따라 3개의 기간으로 구분하고 매개변수를 보정하였다. 이 연구에서는 Powell 방법, 유전자알고리즘(Genetic Algorithm), Harmony search 방법 등 세 가지 최적화 알고리즘을 적용하고 결과를 비교하였다.

Chen et al.(2005)도 Multistart Powell과 SCE 방법을 비교하여 SCE 방법이 Tank 모형의 매개변수 보정에서 더 나은 결과를 보인다고 제시하였다. 이러한 연구들은 Tank 모형의 매개변수를 보다 효율적이고 신뢰성 있게 추정하기 위한 것으로 새롭게 개발된 최적화기법들이 적용되었다. 그러나 기존의 연구들은 단일 목적함수만을 적용함으로써 유량의 최대치 또는 총유출량 등과 같은 하나의 특성치만을 잘 모의하는 매개변수를 추정할 문제점을 안고 있다. 특히 우리나라와 같이 갈수기와 홍수기의 유출량의 차이가 큰 유역이거나, 혹은 유역의 형태나 성질이 복합유역의 성격을 가지고 있는 경우에는 하나의 목적함수만을 적용한 최적화기법은 수문사상 모의에 한계가 있다(Khu and Madsen, 2005).

자동최적화기법을 이용하여 매개변수를 산정할 때 주로 적용되는 목적함수(trade-off 또는 objective function)는 평균제곱근오차(root mean square error)와 같이 관측치와 계산치의 차이를 이용해서 계산한 하나의 함수값을 이용한 형태가 적용되고 있다. 그러나 수문곡선의 갈수부 및 첨두부와 같이 양상이 서로 상이한 수문현상을 한꺼번에 모의하거나 유역의 형태나 성질이 복합적인 경우에는 하나의 목적함수만을 활용한 최적화 기법으로는 효율적으로 수문사상을 모의하는데 한계가 있는 것으로 알려져 있다(Khu and Madsen, 2005).

따라서 본 연구에서는 앞서 언급한 하나의 목적함수만을 사용한 최적화기법들과는 달리 두 개 이상의 목적함수를 가지고 있는 최적화문제를 해결하기 위한 기법으로 최근에 각광받고 있는 다목적 유전자알고리즘 (Multi-Objective Genetic Algorithm, MOGA) 기법의 일종인 NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, Deb et al., 2002)를 활용하여 장기유출분석에 주로 활용되고 있는 직렬 4단 Tank 모형의 매개변수를 산정하는데 적용하였다. 이를 통하여 Tank 모형 및 장기유출분석에 있어서 다목적 유전자알고리즘의 적용성을 살펴본 후 여러 가지 목적함수를 반영하여 유출모형의 매개변수를 산정하는 것이 유출분석에 있어 어느 정도의 정확성을 기할 수 있는지 파악해 보고자 하였다.

2. 적용대상유역

본 연구의 적용유역으로 비교적 장기간의 강우-유출 자료 및 기상자료를 보유한 소양강댐 유역을 선정하였다(Fig. 1). 소양강댐의 유역면적은 약 2,743km²이고, 연평균강우량은 약 1,155mm이다. 모형의 보정기간으로는 강우 및 유출자료의 상관성을 검토하여 1992년부터 1997년까지를 선정하였다. 강우 및 유출자료 외에도 증발산량을 Tank 모형의 주요 입력자료로 활용해야 하므로 물수지방법에 의한 손실량을 유역의 월평균증발산량으로 가정하여 적용하였다. 또한, 본 연구에서는 저수 및 고수유량 평균제곱근오차의 기준을 선정하기 위해 소양강댐의 유입량 자료를 분석한 결과 저수량 및 고수량 사상의 기준으로 각각 151.0 m³/sec, 53.3 m³/sec를 선정하였다.

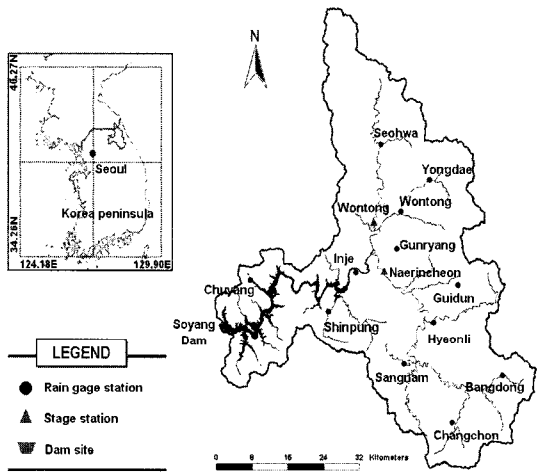


Fig. 1. Soyanggang reservoir basin

3. 선호적순서화에 의한 매개변수 선정

3.1 4차원에서의 파레토최적해를 3차원평면에 투영한 경우

선호적순서화는 상위차원(보다 많은 목적함수를 사용한 경우를 말한다)에서의 파레토최적해를 하위차원에 투영하였을 때, 하위차원의 투영된 파레토프론트 상에 위치하는 상위차원의 파레토최적해가, 그렇지 못한 상위차원의 파레토최적해를 지배한다는 것을 의미한다. 즉, 본 연구에서 사용된 4개의 목적함수를 사용해서 NSGA-II로부터 4차원 파레토최적해를 구하고, 4개의 목적함수 중에서 각각 1개의 목적함수만을 제거한 3차원상에 4차원 파레토최적해를 투영한 후 하위차원인 3차원에서의 파레토프론트 상에 위치하는 4차원

파레토최적해가, 3차원에서의 파레토프론트 상에 위치하지 못하는 4차원 파레토최적해를 지배하는 관계에 있는 것이다.

이와 같은 방법론을 적용하여 4개의 목적함수를 이용한 파레토최적해를 우선 각 3차원 평면에 투영하였을 때 나타나는 결과를 살펴보았다. Fig. 2에서 "Preferred solutions from 4D"로 표현된 해들은 4개의 목적함수를 사용하여 NSGA-II를 수행한 후, 이 중에서 1개의 목적함수를 제거한 해를 해당 차원의 평면에 도시한 선호해를 나타낸 것이다. 즉, Fig. 2의 왼쪽위에 위치한 경우는 4개의 목적함수(VE, RMSE, L_RMSE, H_RMSE)를 이용해서 최적화를 수행한 후(이 경우, 하나의 파레토최적해는 모두 4개의 목적함수값을 가지게 된다) VE를 제외한 나머지 3개의 목적함수값을 이용해서 좌표를 표시한 것이 "Preferred solutions from 4D"이고, 실제로 VE를 제외한 3개의 목적함수만을 이용해서 NSGA-II를 수행한 결과인 파레토최적해를 "Pareto-optimal solutions (3D)"로 표시한 것이다. Fig. 2에서 볼 수 있는 것과 같이, 4개의 목적함수를 가지는 파레토최적해를 3차원에 투영한 경우와 3차원에서 구한 3개의 목적함수를 가지는 NSGA-II를 수행해서 나온 파레토최적해가 서로 다른 영역에 위치하는 것을 볼 수 있다.

다음으로는 위에서 언급한 선호해와 파레토최적해 개수를 비교해 보았다. Table 1의 "3D Pareto-optimal solutions"은 세 가지 목적함수를 적용하여 NSGA-II에서 직접 산정한 파레토최적해의 개수를 의미하며, 아래 행에 위치한 "3rd order preferred solutions"은 4차원상에서 구한 파레토최적해 중에서 3차원상의 파레토프론트에도 동시에 존재하는 해의 개수를 나타낸 것이다.

4개의 목적함수를 이용해서 3차원상에 투영하는 경우, 순서에 상관없이 4개에서 3개를 골라내는 것이므로 경우의 수는 총 4가지가 된다. Table 1의 값들을 좀더 자세히 살펴보면, VE-L_RMSE-H_RMSE의 조합으로 이루어진 3차원평면은 모두 481개의 3차원 선호해가 존재함을 의미하고, 반대로 VE-RMSE-H_RMSE의 조합으로 이루어진 경우에는 4가지 경우 중 가장 적은 275개의 해만이 3차원평면상의 파레토프론트에 존재함을 의미한다.

3.2 4차원에서의 파레토최적해를 2차원평면에 투영한 경우

다음으로는 4차원에서의 파레토최적해를 2차원평면에 투영한 경우를 살펴보았다. 4차원의 해를 2차원평면에 투영하는 경우 3차원평면에 투영하는 경우보다 훨씬 더 많은 수의 4차원 파레토최적해가 2차원평면상

Table 1. Number of Pareto-optimal solutions resulted from 3 multi-objective functions and preferred solutions in the 3rd order efficiency computed from Pareto-optimal solutions for 4 multi-objective functions

Solutions	Objective function	VE	VE	VE	RMSE
		RMSE	RMSE	L_RMSE	L_RMSE
		H_RMSE	L_RMSE	H_RMSE	H_RMSE
3D Pareto-optimal solutions		900	900	900	900
3rd order preferred solutions		275	315	481	466

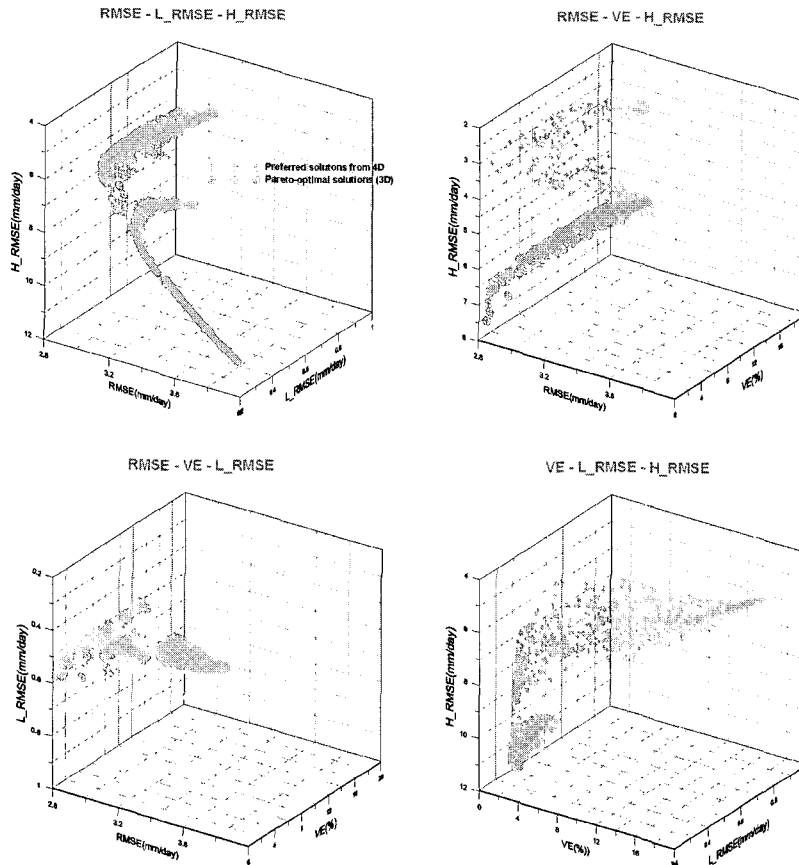


Fig. 2. Pareto-optimal and Preferred solutions in the 3D objective function spaces

Table 2. Number of Pareto-optimal and preferred solutions in 2D objective function spaces

Solutions	Objective function	VE	VE	VE	RMSE	RMSE	L_RMSE
		RMSE	L_RMSE	H_RMSE	L_RMSE	H_RMSE	H_RMSE
2D Pareto-optimal solutions		44	34	899	804	899	900
2nd order preferred solutions		4	7	45	117	91	168

의 파레토프론트에는 해당하지 못하는 것으로 나타났다. Table 2의 결과에 의하면 특히 VE를 고려한 2차원 평면에서 이와 같은 현상이 뚜렷하게 나타났다.

다음의 Fig. 3은 4차원에서의 파레토택적해를 2차원 평면상에 투영한 경우와 2개의 목적함수만을 적용한 파

레토택적해를 도식한 것으로, 앞서 도식한 3차원의 경우보다는 4차원과 2차원평면상의 관계를 알아보기가 수월하다. 이 때, 4개의 목적함수 중에서 순서에 상관없이 2개의 목적함수만을 골라내는 것이므로 경우의 수는 모두 6가지 경우가 된다. 6가지 경우 중에서 VE를 목적함

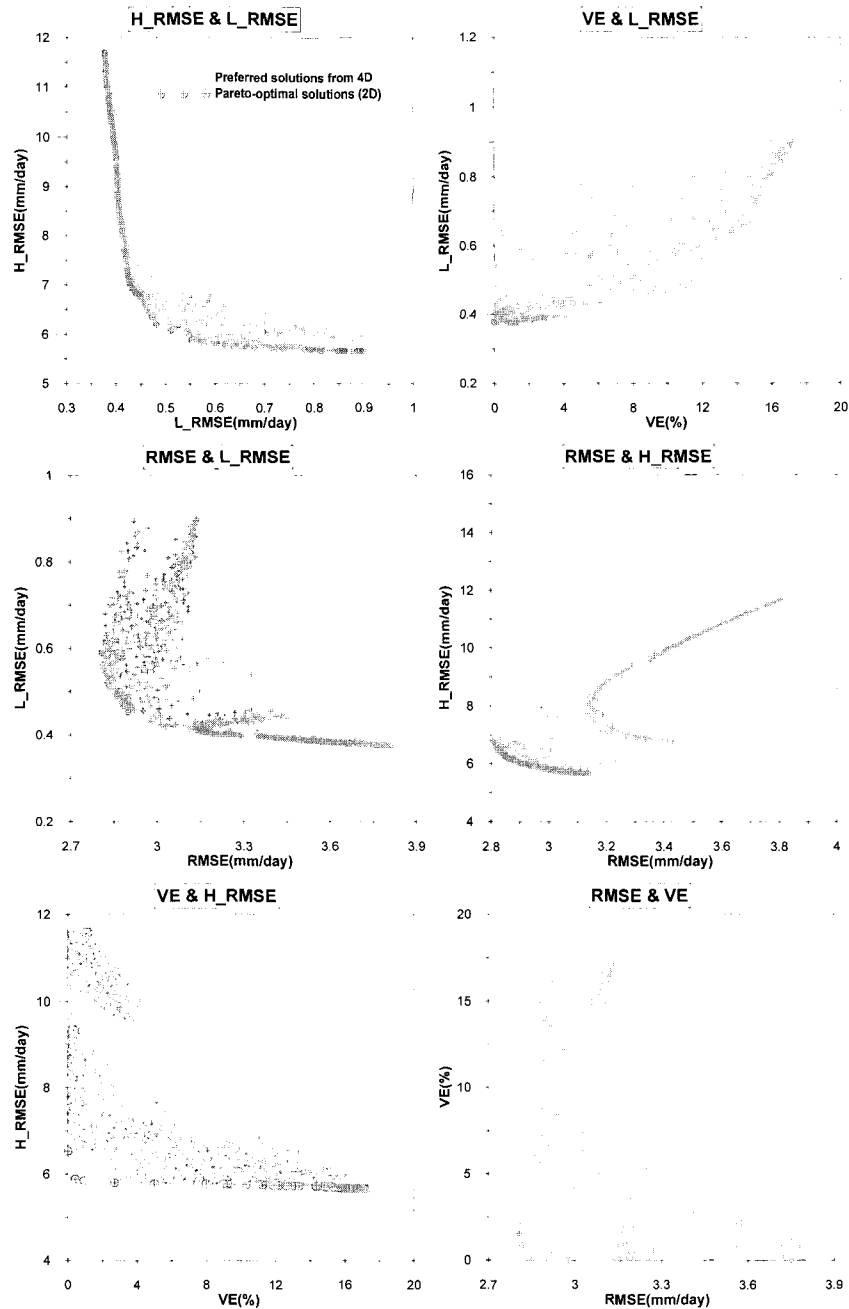


Fig. 3. Preferred solutions in the 2nd order efficiency and Pareto-optimal solutions for 4 multi-objective function

수로 가지고 있는 3가지(VE & L_RMSE, VE & H_RMSE, RMSE & VE) 경우에 있어서는 목적함수 간의 trade-off 관계를 명확하게 알아보기 어려웠고, 3가지 경우 모두 2개의 목적함수만을 사용한 파레토최적해(Non-dominated solutions(2-D)로 표현된 해를 의미한다)와 투영된 파레토최적해간의 관계가 뚜렷하게 나타나지 않았다.

2개의 목적함수 중에 VE가 포함되지 않은 다른 3가지 경우에는 투영된 해들 간의 trade-off 관계가 비교적 뚜렷하게 나타났을뿐만 아니라 2개의 목적함수를 적용

한 경우의 파레토최적해가 만드는 파레토프론트와 투영된 해로 구성된 파레토프론트가 상당히 유사한 형태를 보이는 것으로 나타났다.

3.3 최우선택의 선정

선호적순서화를 사용하여 파레토최적해의 지배관계를 결정하는 경우, 각각의 하위차원 중 가장 많은 평면의 파레토프론트 상에 존재하는 상위차원의 파레토최적해를 최우선택으로 선정할 수 있다. 다음의 Table 3은 최우선택을 선정하기 위한 각 하위차원 평면상 파레토최

Table 3. Number of Pareto-optimal solutions for 4 multi-objective functions and preferred solutions in the 2nd and 3rd order of efficiencies for different degrees

[order, degree]	[4,1] (ALL)	[3,1]	[3,2]	[3,3]	[3,4]	[2,1]	[2,2]	[2,3]	[2,4]	[2,5]	[2,6]
Preferred solutions	900	841	563	134	0	323	101	4	0	0	0

적해의 개수를 나타내는 것으로, [m,n]은 m차원의 평면 중 n개의 파레토프론트상에 위치하는 해의 개수를 나타내는 것이다. 즉, 표의 [3,1]은 4차원에서 구한 파레토표적해를 3차원 평면상에 투영했을 때 적어도 1개의 평면에서 파레토프론트에 위치하는 해를 의미하고, [3,2]는 적어도 2개의 평면에서 파레토프론트에 위치하는 것을 의미한다. 결과적으로 같은 하위차원에서도 많은 평면의 파레토프론트에 위치하는 상위차원의 파레토표적해가 보다 더 좋은 최적해라고 말할 수 있다.

Table 3의 4차원에서 구한 파레토표적해는 모두 900개이고, 이 중에서 1개의 3차원평면상의 파레토프론트에 위치하는 해가 841개, 2개인 경우가 563개, 3개인 경우에는 134개이고, 4개인 경우에는 위치하는 해가 존재하지 않는 것으로 나타났다. 또한, 4차원에서 구한 파레토표적해를 다시 2차원평면상에 투영했을 때 적어도 1개의 2차원의 파레토프론트에 위치하는 해가 323개, 2개가 101개, 3개가 4개로 나타났다. 결과적으로 3차원평면상에서 나타난 134개의 파레토표적해는 여전히 그 개수가 많다고 할 수 있으므로, 2차원평면상에서 나타난 [2,3]의 4개의 4차원 파레토표적해를 최우선해로 선정했다. 여기서 선정된 2차원평면상의 4개의 최우선해는 3차원평면상의 파레토프론트에도 위치하는 최우선해인 것으로 나타났다.

Fig. 4(a)는 4개의 목적함수를 조합한 900개의 모든 파레토표적해의 목적함수를 정규화하여 방사형그래프로 나타낸 것이다. 선호적순서화를 적용한 2차원과 3차원의 하위차원에서의 최우선해 또한 같은 방법으로 Fig. 4(b) 및 (c)와 같이 나타내었다. 3차원 평면에서의 최우선해로 나타난 134개는 일부의 개체가 각 목적함수에서 최대의 값으로 나타난 해들 또한 최우선해로 선정되었으므로 모든 목적에서 양호한 결과를 보이는 해를

찾으려했던 당초의 목적과는 어긋난 결과를 나타냈다. 또한, 2차원 선호적순서화를 적용하여 선정된 4개의 해 중에서도 RMSE와 H_RMSE의 값을 크게 만드는 최우선해 역시 존재하는 것으로 나타났으며, 나머지 2개의 최우선해는 모든 목적함수에서 양호한 값을 보이는 것으로 나타났다.

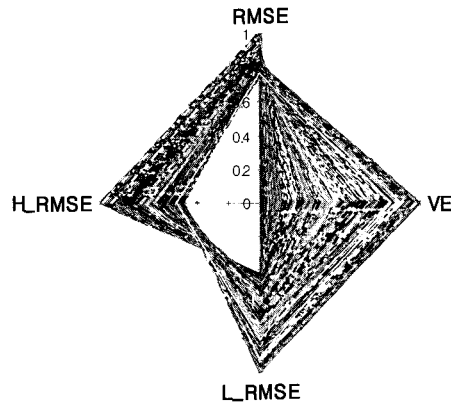
이러한 현상은 유전자알고리즘의 탐색기법 자체가 확률적인 기법이기 때문인 것으로 판단된다. 즉, 시행회수로 나타낼 수 있는 세대가 증가하면서 최적화를 이루어나가는 하지만, 모든 해가 명확하게 더 좋은 목적함수값을 가지도록 만들지는 못하기 때문이다. 이것은 유전자알고리즘에 사용되는 돌연변이 연산자가 하는 역할인 ‘새로운 자원의 도입’이라는 측면에서도 충분히 가능한 현상으로, 현재 존재하는 해와 전혀 다른 해의 도입으로 인한 결과가 반드시 나쁜 영향으로 나타나는 것은 아니라는 것으로 설명할 수 있다. 따라서 본 연구에서 구한 2차원의 4개의 해 중에서 RMSE나 H_RMSE의 값이 크게 나오는 해라고 하더라도 최우선해가 될 수 있고, 이런 해의 영향으로 세대수를 더 크게 해서 모의운명을 했을 때, 현재보다 더 좋은 목적함수값을 갖는 해를 구할 확률도 생길 수 있는 것이다.

2차원과 3차원에서 모두 최우선해로 나타나는 4개의 비선점해에 대하여 Table 4에 그 목적함수 값을 나타냈다. VE는 0.90~1.57%로 산정되어 관측유량이 가지고 있는 기왕의 용적오차를 고려하였을 때, 매우 적은 범위에서 산정되었음을 알 수 있다. RMSE는 2.81~3.81mm/day의 값을 나타내고 있으며, L_RMSE의 경우 VE와 같이 최우선해간의 편차가 상대적으로 크지 않게 나타났으나, H_RMSE의 경우 최소 6.54~11.70mm/day까지의 값을 나타내었다.

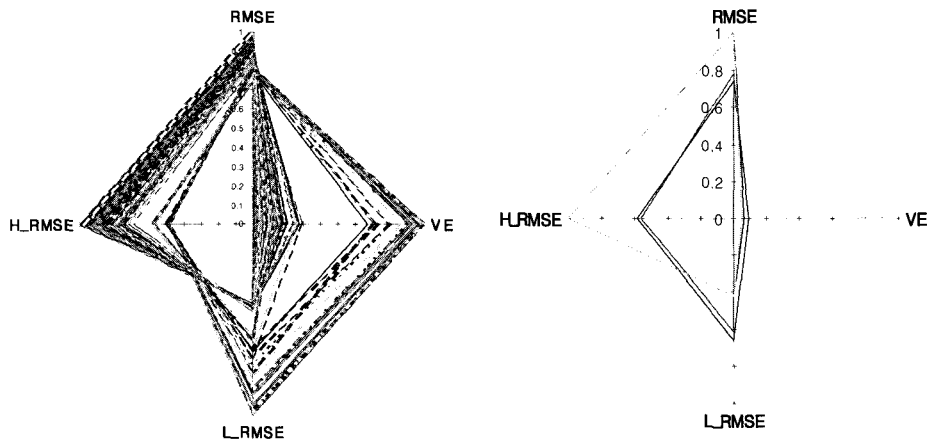
선정된 최우선해에 해당하는 Tank 모형의 매개변수

Table 4. Objective function values for the preferred solutions (PS)

objective function	PS-1	PS-2	PS-3	PS-4
VE	1.05	0.00	1.57	0.92
RMSE	3.81	2.98	2.81	3.81
L_RMSE	0.38	0.55	0.59	0.38
H_RMSE	11.70	6.54	6.81	11.69



(a) Normalized radar plot of Pareto-optimal solutions for 4 multi-objective functions



(b) Preferred solutions in [3,3]

(c) Preferred solutions in [2,2]

Fig. 4. Selected preferred solutions in different objective function spaces

Table 5. Parameter sets of Tank model computed from preferred solutions (PS)

Parameter	A11	A12	B1	A2	B2	A3	B3	A4	H11	H12	H2	H3
PS-1	0.498	0.498	0.239	0.0379	0.0837	0.0050	0.0094	0.0005	27.7	27.0	0.01	0.16
PS-2	0.500	0.192	0.177	0.0988	0.0991	0.0052	0.0081	0.0008	60.0	25.8	9.96	1.22
PS-3	0.500	0.357	0.353	0.0999	0.0215	0.0063	0.0085	0.0005	60.0	13.4	39.68	2.34
PS-4	0.500	0.495	0.239	0.0396	0.0850	0.0050	0.0094	0.0005	27.7	27.0	0.00	0.36

를 Table 5에 나타내었다. A11과 A4는 각 해들이 서로 비슷한 값을 나타내었으나 나머지 매개변수에 대해서는 대부분 상이한 결과를 나타내었다. 특히 계산 수문곡선의 첨두부에 민감한 영향을 끼칠 것으로 판단되는 A12의 개체 간의 편차가 크게 나타났는데 최우선해 2가 다른 개체에 비하여 상대적으로 적은 값으로 선정되었다.

이와 같은 분석을 통하여 여러 가지 목적함수에서 좋은 결과를 나타내는 최우선해 2를 유역 특성을 가장 잘 나타내는 적용 매개변수로 선정하여 Fig. 5의 굵은

점선으로 도시하였다. 이러한 선호적 순서화 적용시에 일부 목적함수에 대하여 편협한 해가 최우선해의 위상을 갖는 문제에 대하여서는 향후 그 불확실성에 대한 적절한 평가가 이루어져야 할 것으로 판단된다.

4. 검정 및 비교분석

기존의 연구에서 활용되었던 자동 최적화기법들과의 비교·분석을 통하여 NSGA-II의 최적화 결과가 어느 정도의 적합성을 나타내는지 살펴보았다. 본 연구

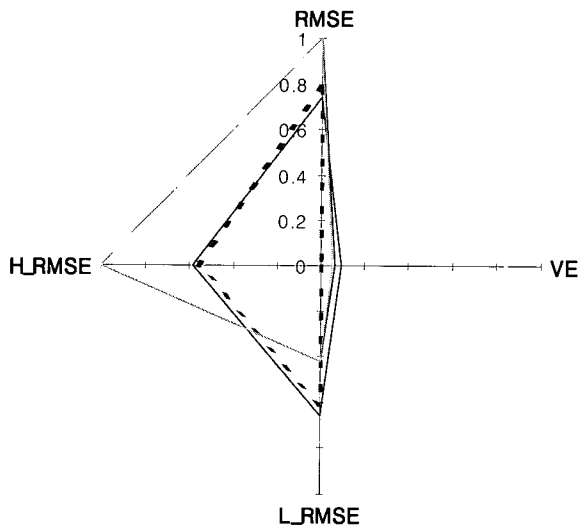


Fig. 5. Objective function values from the selected preferred solution

에서 사용한 비교 대상 최적화기법은 수자원장기종합 계획 보고서(건설교통부, 2000) 및 한강유역조사보고서(건설교통부, 2004) 등의 기존연구에 적용된 바 있는 Powell 방법과 가장 간단한 형태의 유전자알고리즘인 단순 유전자알고리즘(Simple Genetic Algorithm, SGA)이다. Powell 방법은 구간 탐색에 의존하는 지역 최적화 기법이므로 초기값에 따라 그 결과가 달라지는 특성이 있으며, SGA는 단일 목적함수에 대한 최적화 알고리즘이다.

각각의 최적화 기법을 적용하여 Tank 모형의 자동 보정을 수행한 후 산정된 계산유량 결과로부터 NSGA-II의 다목적 최적화에 활용했던 목적함수와 동일한 통계치를 산정한 후 이 값들을 정규화하여 Fig. 6 과 같이 방사형그래프로 도시하였다. SGA의 경우, 다른 최적화 기법에 비하여 L_RMSE가 크게 산정되는 것으로 나타났으며 특히 VE가 상대적으로 큰 값으로 산정되었다. Powell 방법은 유출용적에서는 NSGA-II와

유사한 결과를 나타내었으나 H_RMSE와 RMSE에서 타 기법에 비하여 큰 값을 나타내었다. NSGA-II는 RMSE에서 SGA의 값보다 조금 큰 값으로 산정되었지만, 다른 통계치에서는 가장 좋은 결과를 보이는 것으로 나타났다. 이러한 결과로 미루어 볼 때 다목적 최적화기법을 적용하는 경우 다양한 특성을 가진 장기간의 수문곡선을 보다 잘 모의할 수 있는 매개변수를 산정할 수 있을 것으로 판단된다.

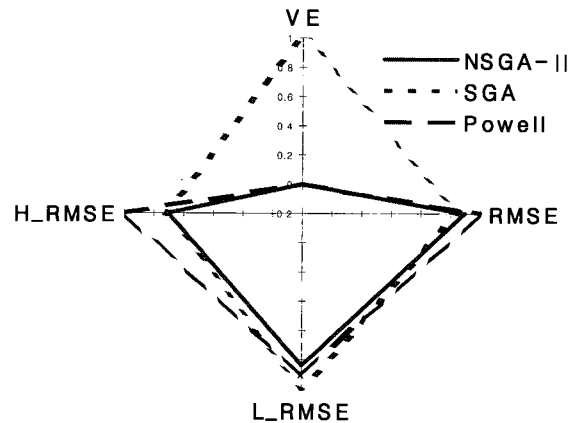


Fig. 6. Comparison of objective function values from NSGA-II, SGA, and Powell method

매개변수의 보정기간에 대하여 Tank 모형의 강우-유출 모의 결과를 Fig. 7과 같이 도시하였으며, 계산유량과 모의유량의 통계치를 Table 6과 같이 산정하였다. 각 최적화 기법의 결과를 비교해보면 Powell 방법의 경우에는 침투치에서 관측치와 큰 차이를 나타내었으나 갈수부에서는 관측치에 잘 부합되는 모의를 하는 것으로 나타났다. SGA는 모형 효율성계수와 상관계수가 각각 0.81 및 0.89로 높게 산정되었으며, 전체적으로 양호한 결과를 나타내지만 전술한 바와 같이 VE는 11.66%로 상대적으로 큰 값이 산정되어 관측유량의 전체 유출

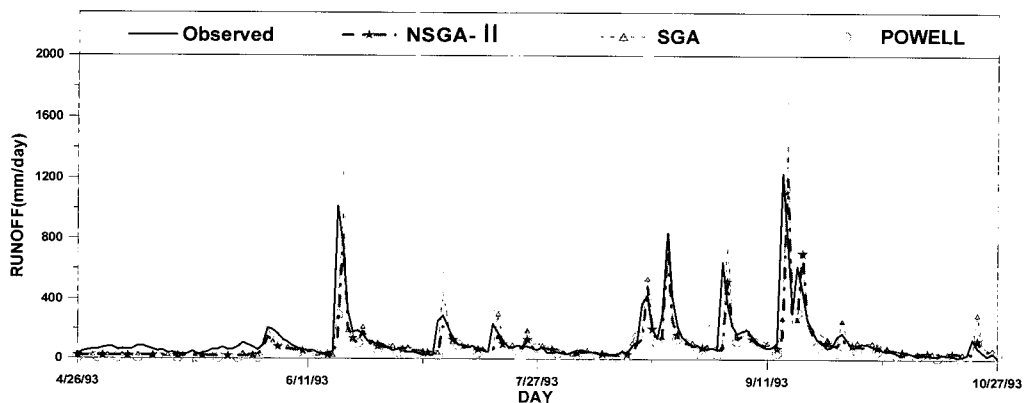


Fig. 7. Computed and observed flows from Tank model (1993.4.26~1993.10.27)

Table 6. Statistics of computed and observed flows for calibration period

	NSGA-II	SGA	Powell
VE(%)	0.00*	11.66	-0.05
RMSE(mm/day)	2.98	2.85*	3.33
L_RMSE(mm/day)	0.55*	0.65	0.59
H_RMSE(mm/day)	6.54*	6.75	9.26
Model Efficiency	0.79	0.81	0.74*
Correlation Coefficient	0.88	0.89	0.87*

* represents for the best value in each statistic.

용적과는 다소 차이가 있는 것으로 나타났다. NSGA-II는 전체적으로 SGA의 계산 유량곡선과 같이 관측 수문곡선에 잘 부합하는 결과를 나타내었으며 타 기법에 비하여 수문곡선의 상승부와 침투부에서 적은 유량이 산정되었다. 갈수부의 계산수문곡선은 Powell 방법과 SGA의 중간부분에 위치하며 도식적으로나 통계적으로 관측치에 가장 유사한 모의결과를 나타내었다.

최적화된 매개변수의 검증을 위하여 1987년부터 1991년까지의 기간을 검정기간으로 선정하였다. 저수부와 침투부의 다양한 수문곡선 양상이 잘 나타난 일부기간을 분리하여 Fig. 8과 같이 나타내었다. 보정기간에 대한 적용 결과와 마찬가지로 Powell 방법으로 추정된 매개변수를 활용하였을 때에는 침투부에서 다소 큰 오차가 발생하였다. SGA와 NSGA-II 또한 보정기간과 어느 정도 비슷한 양상을 나타내었으나 실제 매개변수

의 보정에 이용된 관측기간이 아니며 강우-유출 양상에 차이가 있어 모든 기법이 보정기간에 비하여 통계적으로는 양호하지 못한 결과를 나타내었다(Table 7).

NSGA-II의 계산유량은 VE를 제외한 대부분의 통계치에서 다른 두 개의 기법들의 중간정도의 값을 보여주고 있다. 물론, SGA를 수행해서 구한 매개변수를 이용한 결과값이 L_RMSE를 제외한 모든 경우에 대해서 좋은 값을 보여주고 있지만, SGA가 각각의 단일 목적함수에 대해서 매번 최적화를 수행한 결과이고, 반면에 NSGA-II는 4개의 목적함수를 모두 적용해서 한번만 수행한 결과임을 고려한다면, 검정기간에서의 통계량이 SGA나 Powell 방법과 비교해서 크게 차이가 나지 않는 것은 다목적 유전자 알고리즘을 이용해서 구한 Tank 모형의 매개변수가 충분히 활용 가능한 값을 보여주고 있는 것이라고 판단된다.

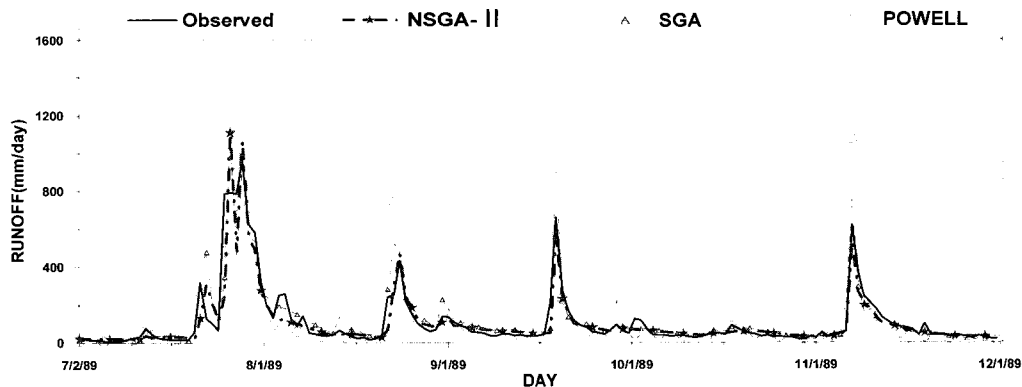


Fig. 8. Computed and observed flows from Tank model (1989.7.2~1989.12.1)

Table 7. Statistics of computed and observed flows for verification period

	NSGA-II	SGA	Powell
VE(%)	-9.41	-1.02*	-8.60
RMSE(mm/day)	5.59	5.26*	5.76
L_RMSE(mm/day)	0.68	0.96	0.63*
H_RMSE(mm/day)	9.28	8.66*	10.70
Model Efficiency	0.56	0.61*	0.53
Correlation Coefficient	0.72	0.76*	0.75

5. 결론 및 향후계획

본 연구에서는 소양강댐의 강우-유출모의에 다목적 유전자 알고리즘 기법인 NSGA-II를 도입하여 Tank 모형 매개변수의 다목적 최적화를 수행하였다. 또한, 고차원적인 의사결정을 위하여 선호적순서화 기법을 적용함으로써 보다 다양한 비선점해 조건을 만족하는 해들을 선택하였다. 선정된 매개변수에 관하여 보정 및 검증기간(1987년~1997년)에 대한 유출분석을 수행하였으며, 다른 최적화기법인 SGA 및 Powell 방법의 결과와 비교·분석을 실시하여서 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- ① NSGA-II는 검·보정기간에 대한 모든 통계치가 고루 양호하게 산정됨
- ② NSGA-II는 도식적으로 관측치에 가장 잘 일치하는 결과를 보임
- ③ Powell 방법은 저수부 모의에서 우세하나 침두부에서 큰 오차가 나타남
- ④ SGA는 전체적인 유출모의결과 양호하나 저수부 모의에 취약함

따라서 하나의 목적함수만을 고려하여 최적화를 수행하는 알고리즘은 다목적 유전자 알고리즘에 비하여 유역에서 나타나는 여러 가지 수문곡선의 양상을 세밀하게 모의하는 데는 한계가 있는 것으로 판단된다. 이에 따라 해당유역의 수문현상규명을 위하여 NSGA-II와 같은 다목적 유전자알고리즘이 보다 유용하게 활용될 수 있을 것이라 판단된다.

또한, 서로 상충 관계에 있다고 인식하기 어려운 다양한 유역의 특성을 모의함에 있어서도 모형 매개변수에 의하여 나타나는 trade-off 관계를 뚜렷하게 제공함으로써 사용자에게 다양한 의사결정을 지원하고 매개변수 산정의 객관적인 기준을 제공할 수 있다는 장점이 있다. 따라서 의사결정에 다양한 가이드라인을 제공해야 할 재해영향평가와 같은 분야에서도 추후 다목적 유전자알고리즘의 활용이 요구된다.

향후과제로 여러 국내 유역에 대한 다목적최적화를 통하여 black-box 적인 특성으로 인하여 그 경향성이 뚜렷하지 않은 Tank 모형의 각 매개변수의 변화에 따른 모의유량의 변화 추이를 일반화 할 수 있는 연구를 수행하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 21세기 프론티어연구개발사업인 수자원의 지속적 확보기술개발사업단의 연구비지원(1-9-3)에 의해 수행되었습니다.

참고 문헌

건설교통부. (2000). **수자원장기종합계획(Water Vision**

2020) 보고서.

건설교통부. (2004). **한강 유역조사 제 3권-1 유출분석 보고서.**

배덕효, 정일원, 강태호, 노준우 (2003). “유출성분을 고려한 Tank 모형의 매개변수 자동추정.” **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제36권, 제3호, pp. 423-436.

배덕효, 조원철. (1995). “물리적 개념적 연속 유출모형에 의한 유출해석.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제28권, 제6호, pp. 193-202.

이관수, 이영석, 정일광 (1995). “탱크모형의 매개변수추정을 위한 상태공간모형의 결정.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제28권, 제2호, pp. 125-135.

이동률, 김형섭 (1999). “낙동강 갈수관리를 위한 의사결정 지원시스템.” **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제19권, 제II-4호, pp. 455-465.

Chen, R.S., Pi, L.C. and Hsieh, C.C. (2005). “Application of parameter optimization method for calibrating Tank model”, *Journal of the American Water Resources Association*, Vol. 41, No. 2, pp. 389-402.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6(2), pp. 182-197.

Duan, Q. (1991). *A global optimization strategy for efficient and effective calibration of hydrologic models*, PhD dissertation, University of Arizona, Tucson.

Holland, J.H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization & machine learning*, Addison Wesley, Reading, Massachusetts.

Khu, S.T., and Madsen, H. (2005). “Multiobjective calibration with Pareto preference ordering: An application to rainfall-runoff model calibration”, *Water Resources Research*, Vol. 41, W03004, doi:10.1029/2004WR003041.

Kuester, J.L., and Mize, J.H. (1973). *Optimization techniques with fortran*, McGraw-Hill, New York.

Paik, K.R., Kim, J.H., Kim, H.S. and Lee, D.R. (2005). “A conceptual rainfall-runoff model considering seasonal variation”, *Hydrological Processes*, Vol. 19, pp. 3837-3850.

Sugawara, M. (1995). “Tank model”, *Computer Models of Watershed Hydrology*, Singh, V.P., ed., Water Resources Publications, Highlands Ranch, CO.

(논문번호:07-25/접수:2007.03.22/심사완료:2007.07.31)