

Tank 모형 매개변수의 다목적 최적화에 관한 연구

A Study on Multi-Objective Optimization on Tank Model Parameters

구보영*, 곽한범**, 심석구***, 배덕효****

Koo Bo Young, Kwak Han Bum, Shim Seok Gu, Bae Deg Hyo

요 지

본 연구에서는 개념적인 강우-유출모형인 Tank 모형에 대하여 유역의 다양한 유출특성을 잘 반영할 수 있는 매개변수를 산정하는 데에 그 목적을 두었다. 이를 위한 최적화 알고리즘은 다목적 유전자 알고리즘인 NSGA-II를 선정하여 Tank 모형과 결합하였으며, 4가지의 목적함수를 대상으로 다양한 함수값을 나타내는 비지배관계의 최적군을 생산하였다. 수 백개로 나타나는 최적군의 다양한 해들 중, 특정 목적함수에 대하여서만 정도가 높거나 낮은 편협한 해들을 배제하고 두루 정도가 높은 값을 나타내는 소수의 비지배해들을 추출하기 위하여 선호적 순서화 기법이 적용되었다. 그 결과 많은 해들 중 단 4개의 해가 최우선해의 위치를 갖는 것으로 나타났으며, 이러한 방법론으로 최적화된 해의 적합성을 살펴보고자 국부최적화 기법인 Powell 방법과 기존에 널리 쓰여온 유전자 알고리즘인 SGA(Simple Generic Algorithm)의 결과와 비교·검정을 수행하였다. 비교한 결과 NSGA-II를 적용하여 산정된 매개변수가 4가지 목적함수 및 관측유량과의 통계치에서 두루 양호한 결과를 나타내었다. 또한 관측유량과 함께 도식하여 살펴본 결과, NSGA-II의 최우선해가 타 자동보정 기법에 비하여 상대적으로 관측치에 보다 잘 부합되는 모의유량을 계산하는 것으로 나타났다.

핵심용어 : NSGA-II, 탱크모형, 선호적순서화, 유전자 알고리즘, Powell 방법

1. 서 론

강우-유출모형을 활용한 유출 해석결과의 신뢰성을 확보하기 위하여 선결되어야 할 것은 정확하고 신뢰성 있는 자료의 구축이며, 이러한 기본사항이 만족되었다는 가정하에 다음으로 중요한 것은 적합한 강우-유출모형의 매개변수를 추정하는 것이다. 강우-유출모형 중에서도 Tank 모형과 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 국내외에서 수행되어 왔다(이동률과 김형섭, 1999; 배덕효 등, 2003; Chen et al, 2005). 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 총 유출량 등과 같은 하나의 특성치만을 잘 모의하는 매개변수를 추정할 문제점을 안고 있다. 특히 우리

* 정회원 · 남원건설엔지니어링 수자원부 사원 · E-mail : boyoungkoo@nate.com

** 정회원 · 남원건설엔지니어링 수자원부 차장 · E-mail : twins1530@nate.com

*** 정회원 · 남원건설엔지니어링 수자원부 이사 · E-mail : ssukgu@yahoo.co.kr

**** 정회원 · 세종대학교 토목환경공학과 부교수 · E-mail : dhbae@sejong.ac.kr

나라와 같이 갈수기와 홍수기의 유출량의 차가 큰 유역이거나, 혹은 유역의 형태나 성질이 복합유역의 성격을 가지고 있는 경우에는 하나의 목적함수만을 적용한 최적화기법은 수문사상모의에 한계가 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 보기로 하였다.

2. 적용이론 개요

2.1 NSGA-II

본 연구에서 적용한 다목적 유전자알고리즘 기법인 NSGA-II는 기존 NSGA(Srinivas and Deb, 1994)의 단점을 보완한 기법으로, 비선점 정렬방법(non-dominated sorting)의 복잡도(complexity)가 감소하였으며, 사용자가 sharing parameter를 정의할 필요가 없이 군집거리(crowding distance)를 도입하여 각각의 자원을 보다 효율적으로 배분(niching)되도록 하였고, 현재 세대(generation)의 최적해를 다음 세대로 넘겨주는 엘리티즘(elitism)이 적용되었다. 엘리티즘 적용으로 인해 수렴속도를 높였고, 군집거리 개념을 적용하여 순위를 결정하는 속도가 다른 다목적 유전자알고리즘 기법들보다 빠르다(Deb et al., 2002). 또한 목적함수의 형태나 연속성 등에 제약을 받지 않고, 국부최적해로 수렴할 가능성 또한 상당히 줄일 수 있는 기법으로 알려져 있다. NSGA-II의 최적화 거동을 간략하게 설명하면 다음과 같다. 우선 초기 개체군을 무작위 발생하여 종결조건을 만족하는지의 여부를 결정하게 된다. 만일 만족하지 못할 경우 토너먼트 선택과 재생산을 통해 새로운 자손세대를 발생시키게 된다. 자손세대는 교배나 돌연변이를 통해 조합되고, 각각의 자손들에 대한 파레토 순위를 결정하게 된다. 군집거리 계산에 의해 현 세대의 정보를 다음 세대로 전달하는 과정을 통해 새로운 개체군을 생성하게 된다. 새로운 개체군은 초기 개체가 되어 종결조건을 만족하는지를 평가하는 과정을 계속적으로 거치게 된다.

2.2 선호적순서화 (preference ordering)

NSGA-II와 같은 파레토최적화 기법을 사용할 경우 목적함수의 개수가 많아질수록 필연적으로 파레토최적해의 개수가 많아지게 된다. 이런 현상은 파레토지배가 가지는 원리를 생각하면 당연한 것으로, 목적함수가 많아지면 그 만큼 서로 비선점(non-dominated) 관계에 있는 해의 개수가 늘어나게 되는 것이다. 따라서 다수의 파레토최적해 중 사용자가 원하는 파레토최적해를 선택하는 과정이 필요하게 되며, 이를 위해서 본 연구에서는 선호적순서화(Das, 1999)를 적용하였다. Khu and Madsen(2005)은 선호적순서화와 NSGA-II를 강우-유출모형인 MIKE11/NAM 모형의 매개변수의 추정에 적용하여, 390여개의 파레토 최적해 중에서 최종적으로 3개의 우수한 파레토 최적해를 추출한 바 있다.

3. 사례 연구

3.1 적용대상유역

본 연구의 적용유역으로 비교적 장기간의 강우-유출자료 및 기상자료를 보유한 소양강댐 유역을 선정하

였다 (그림 1). 소양강댐의 유역면적은 약 2,743km²이고, 연평균 강우량은 약 1,155mm로 나타났다. 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 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.

3.3 연구적용

본 연구에서는 Tank 모형이 관측수문곡선을 전체적으로 잘 모의하도록 하기 위한 목적함수로 유출용적오차(Volume Error, VE), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE), 저수유량 평균제곱근오차(Low Flow RMSE, L_RMSE), 고수유량 평균제곱근 오차(High Flow RMSE, H_RMSE) 등 4개를 선정하였다(식 (1) ~ 식 (4)). 여기서 $Q_{obs,i}$ 와 $Q_{sim,i}$ 는 각각 시간 i에서의 관측유량과 모의유량이다. n은 보정기간 전체의 자료개수, M_p 는 고수유량 사상(event)의 수, M_L 은 저수유량 사상의 수, n_j 는 j번째 고수 혹은 저수 자료의 개수, θ 는 모형 매개변수셀을 나타낸다.

$$VE(\theta) = \left| \sum_{i=1}^n [Q_{obs,i} - Q_{sim,i}(\theta)] \right| / \left(\sum_{i=1}^n Q_{obs,i} \right) \quad (1)$$

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

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

$$H_RMSE(\theta) = \frac{1}{M_L} \sum_{j=1}^{M_L} \left[\frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} [Q_{obs,i} - Q_{sim,i}(\theta)]^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

선정된 4개의 목적함수에 대하여 NSGA-II를 활용하여 최적화 한 후, 산정된 다수의 파레토최적해에 대하여 선호적순서화를 적용하여 선택되는 해의 개수를 표 1에 나타내었다. 차원은 몇 개의 목적함수가 조합되었는가를 의미하며 효율성이란 해당 차원에서 몇 가지 경우의 조합에 대하여 비선점의 조건을 만족시키는가를 나타낸다. 우선 [4,1]은 최초 4개의 목적함수를 다목적 최적화하여 NSGA-II에 의하여 산정된 파레토최적해의 개수를 의미한다. 이것을 낮은 차원의 평면에서 효율성을 높여가며 연속적으로 소거함으로써 3차원에서 134개와 2차원에서의 4개의 비선점해를 추출하였다. 분석 결과, 2차원과 3차원 모두 효율성을 4이상으로 증가시키면 모든 평면에서 비선점의 관계를 만족하는 해는 없었으며 효율성 3에서 2차원의 4개의 비선점해는 3차원에서 나타난 134개 비선점해와 모두 중복된다. 따라서 가장 많은 조건에서 비선점의 위치를 갖는 4개의 해를 최우선해로 선정하였으며 이러한 과정을 그림 3에 정규화된(normalized) 방사형 그래프로 도시하였다.

표 1. 선호적순서화에 의한 해의 개수

[차원, 효율성]	[4,1]	[3,1]	[3,2]	[3,3]	[3,4]	[2,1]	[2,2]	[2,3]	[2,4]	[2,5]	[2,6]
비선점해의 개수	900	841	563	134	0	323	101	4	0	0	0

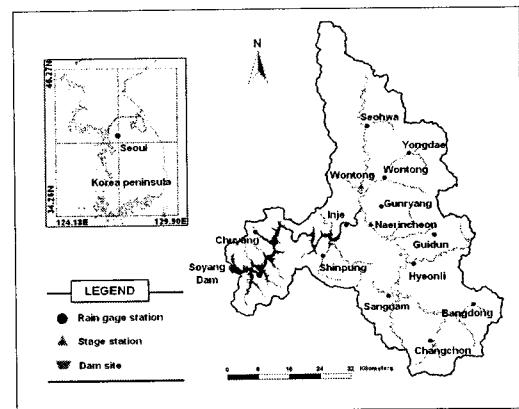


그림 1. 소양강댐 유역도

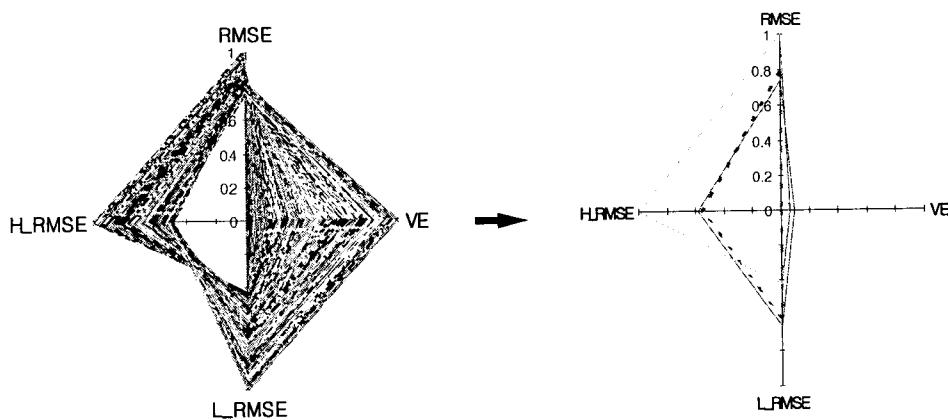


그림 3. 선호적순서화에 의한 최우선해의 산정

3.4 검정 및 비교분석

기존의 연구에서 활용되었던 자동 최적화기법들과의 비교·분석을 통하여 NSGA-II의 최적화 결과가 어느 정도의 적합성을 나타내는지 살펴보았다. 본 연구에서 사용한 비교 대상 최적화기법은 Powell 방법과 가장 간단한 형태의 유전자알고리즘인 단순 유전자알고리즘(Simple Genetic Algorithm, SGA)이다. 이러한 타 기법에 대하여 동일기간에 대한 자동보정을 실시하여 그 결과를 그림 3과 같이 도시하였으며, 관측값과의 통계치들을 표 2에 나타내었다.

각 최적화 기법의 결과를 비교해보면 Powell 방법의 경우에는 첨두치에서 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 유출용적과는 다소 차이가 있는 것으로 나타났다. NSGA-II는 전체적으로 SGA의 계산 유량곡선과 같이 관측 수문곡선에 잘 부합하는 결과를 나타내었으며 타 기법에 비하여 수문곡선의 상승부와 첨두부에서 적은 유량이 산정되었다. 갈수부의 계산수문곡선은 Powell 방법과 SGA의 중간부분에 위치하며 도식적으로나 통계적으로 관측치에 가장 유사한 모의결과를 나타내었다.

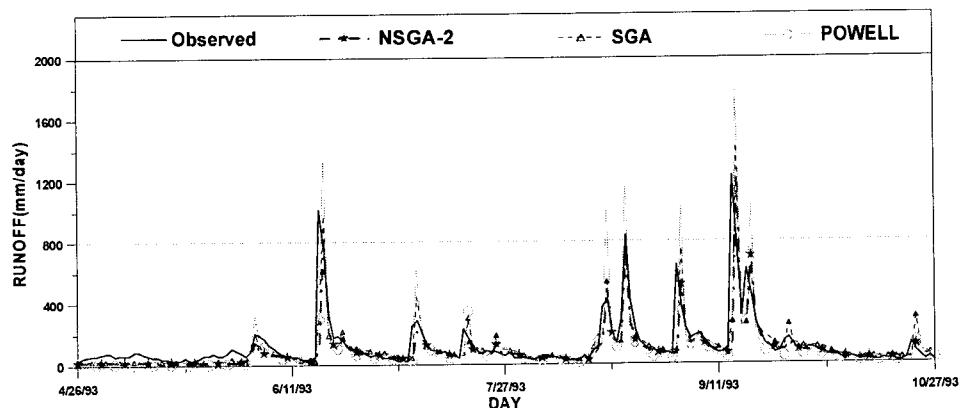


그림 4. 각 최적화 방법의 유출모의결과

표 2. 각 최적화 기법의 통계치

	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

4. 결론 및 향후과제

본 연구에서는 소양강 댐의 강우-유출모의에 다목적 유전자알고리즘 기법인 NSGA-II를 도입하여 Tank 모형 매개변수의 다목적 최적화를 수행하였다. 또한 고차원적인 의사결정을 위하여 선호적순서화 기법을 적용함으로써 보다 다양한 비선점해 조건을 만족하는 해들을 선택하였다. 다른 최적화기법인 SGA 및 Powell 방법의 결과와 비교·분석을 실시한 결과, NSGA-II의 계산유량이 도식적·통계적으로 관측치에 가장 잘 일치하는 결과를 보였다. Powell 방법은 저수부 모의에서 우세한 결과를 나타냈으나 첨두부에서 큰 오차가 나타났으며 SGA의 결과는 전체적인 유출모의 결과가 양호하나 저수부 모의가 취약한 것으로 나타났다.

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(1-9-2)에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

1. Kuester, J.L., and Mize, J.H. (1973). Optimization techniques with fortran, McGraw-Hill, New York.
2. Duan, Q. (1991). A global optimization strategy for efficient and effective calibration of hydrologic models, PhD dissertation, University of Arizona, Tucson.
3. Holland, J.H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan Press.
4. 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.
5. 배덕효, 정일원, 강태호, 노준우 (2003). "유출성분을 고려한 Tank 모형의 매개변수 자동추정", 한국수자원 학회논문집, 한국수자원학회, 제36권, 제3호, pp. 423-436.
6. 이동률, 김형섭 (1999). "낙동강 갈수관리를 위한 의사결정 지원시스템." 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제19권, 제II-4호, pp. 455-465.
7. 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.
9. 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.
10. Das, I. (1999). "A preference ordering among various Pareto optimal alternatives." Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol. 18(1), pp. 30-35.