

연구논문

오염부하량 할당에 있어서 다목적 유전알고리즘의 적용 방법에 관한 연구

조재현

관동대학교 보건환경학과

(2013년 11월 1일 접수, 2013년 11월 26일 승인)

Application of multi-objective genetic algorithm for waste load allocation in a river basin

Jae-Heon Cho

Department of Health and Environment, Kwandong University

(Manuscript received 1 November 2013; accepted 26 November 2013)

Abstract

In terms of waste load allocation, inequality of waste load discharge must be considered as well as economic aspects such as minimization of waste load abatement. The inequality of waste load discharge between areas was calculated with Gini coefficient and was included as one of the objective functions of the multi-objective waste load allocation. In the past, multi-objective functions were usually weighted and then transformed into a single objective optimization problem. Recently, however, due to the difficulties of applying weighting factors, multi-objective genetic algorithms (GA) that require only one execution for optimization is being developed. This study analyzes multi-objective waste load allocation using NSGA-II-aJG that applies Pareto-dominance theory and it's adaptation of jumping gene. A sensitivity analysis was conducted for the parameters that have significant influence on the solution of multi-objective GA such as population size, crossover probability, mutation probability, length of chromosome, jumping gene probability. Among the five aforementioned parameters, mutation probability turned out to be the most sensitive parameter towards the objective function of minimization of waste load abatement. Spacing and maximum spread are indexes that show the distribution and range of optimum solution, and these two values were the optimum or near optimal values for the selected parameter values to minimize waste load abatement.

Keywords : waste load allocation, Gini coefficient, multi-objective genetic algorithm, sensitivity analysis, spacing

I. 서론

전통적으로 하천수계의 오염부하량할당(Waste Load Allocation, WLA)을 위해서 선형계획법, 비선형계획법, 동적계획법 등의 여러 가지 최적화기법이 이용되어 왔고, 근래에는 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)도 활발하게 이용되고 있다(조재현, 2013; Cho *et al.*, 2004; Kerachian and Karamouz, 2007). 유전알고리즘에서는 무작위하게 발생된 초기 개체군으로부터 적합도평가에 의해 부모개체를 선택하고, 교배와 돌연변이에 의해 자손개체가 만들어진다. 개체군수를 유지하기 위해 나머지 개체는 도태시켜서 새로운 세대가 만들어지고, 여러 세대 후에 가장 좋은 염색체로 수렴하고 최적해를 구할 수 있다. 이 과정에서 교배확률, 돌연변이 확률, 염색체 길이에 따라서 각 개체의 적합도가 달라지고 최적해에 영향을 준다(조재현과 이창훈 2009; Gen and Cheng, 1997). 이러한 최적화기법은 순수한 단일 목적함수의 문제이거나, 또는 다목적 목적함수의 문제이더라도 가중치를 적용해서 단일목적 최적화문제로 변환한 다음 적용해왔다. 이렇게 가중치로 다목적 목적함수를 최적화하는 경우에는 최적해에 가중치가 미치는 영향이 크다는 단점이 있고, 가중치를 표준화(normalize)하는 방법의 근거 제시도 어렵다(구보영 등 2006). 최근에는 하나의 목적함수에 대해서 가장 우수한 해를 구하는 방법에서 벗어나 여러 가지 목적함수를 한번의 실행으로 최적화하는 다목적 GA가 개발되고 있으며, 각각의 목적함수를 그대로 사용하면서 산정된 목적함수간의 순위(rank)를 정하여 전체적인 목적함수의 효율성을 따지는 Pareto 지배(Pareto-dominance) 이론을 적용한 기법들이 개발되고 있다(김태순 등, 2007; Van Veldhuizen and Lamont, 2000). 본 연구에서는 Deb(2001)이 개발하여 다목적 GA 중에서 대표적으로 많이 활용되고 있는 NSGA-II을 개선해서 jumping gene 변법을 채택한 NSGA-II-aJG(Bhat *et al.*, 2006)를 이용해서 다목적 최적화문제를 해석하였다. NSGA-II는 무작위하게 부모염색체를 생성시키고, 선택과 복제를 통해서 새로운 자손을 발생시킨다.

우리나라의 수질오염총량관리기술지침(국립환경과학원, 2012)에서 제시하는 오염부하량 할당 방법은 모든 배출자에게 발생량대비 일정비율의 삭감량을 할당하는 동일삭감율 할당법, 모든 배출업소에 대해 배출수농도를 동일하게 적용하는 동일농도 배출법, 오염물질의 배출량에 비례해서 제거율을 할당하는 배출량 비례 제거율 할당법, 환경용량을 달성하기 위한 삭감량을 설정하고 삭감량에 대한 처리비용이 최소가 되도록 배분하는 최소처리비용법 등이 있다. 현실적으로는 소유역별 유달부하량 기여도와 동일한 비율로 삭감하는 일률처리법을 적용하거나, 유역내 하수처리장 방류수에 대해서 동일농도배출법을 우선 적용하고, 동일삭감율 할당법, 배출량 비례 제거율 할당법을 혼용하는 등의 방법으로 오염부하량을 할당하고 있다.

본 연구에서는 시산법에 의한 부하량 할당의 복잡성을 개선하고 환경자원의 지역적 불평등성을 고려한 부하량할당을 위해서 다목적 최적화기법을 이용한다. 하천유역의 환경자원의 분포에 있어서의 불평등을 오염부하량 할당이라는 최적화문제의 목적함수의 하나로 두어서, 오염부하량 할당문제를 해석할 때 오염부하 삭감량 최소화라는 경제적 목표 외에도 각 소유역의 환경자원의 불평등을 최소화하도록 다목적 최적화문제를 구성하였다. 최적화문제의 Pareto-optimal 해 들은 각기 최적 오염부하삭감량과 환경자원의 불평등도를 나타낸다. 최종적인 오염부하량 할당의 의사결정은 지역의 사회경제적 여건을 고려해서 Pareto-optimal 해 중에서 결정한다. 이때 불평등 척도는 소득불평등의 지표인 Gini계수를 이용해서 산출하였다. 이렇게 구성된 오염부하량할당 모형을 영산강 중상류지역에 적용하였다. 다목적 GA의 매개변수가 최적해에 큰 영향을 주기 때문에 민감도분석을 통해 다목적 GA의 최적 매개변수를 선정하는 방법에 관해 연구하였고, 다목적 오염부하량 할당 결과를 검토하였다.

II. 연구방법

1. Gini계수

Gini 계수란 이탈리아의 통계학자 Corrado Gini

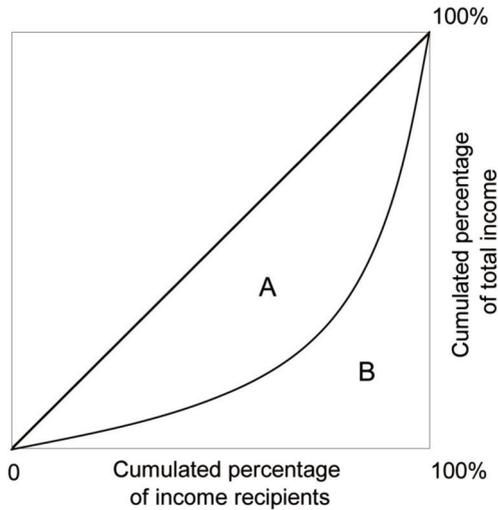


Figure 1. Lorenz curve

가 1912년에 처음으로 소개한 불평등의 정도를 나타내는 지수이다(서봉균, 2010). Gini 계수를 계산하는 방법 중 하나는 시각적이고 직관적으로 설명할 때 많이 사용하는 것으로 Figure 1과 같은 로렌즈곡선을 들 수 있다. 그림에서 가로축은 하위소득자의 누적인구(%), 세로축은 누적소득(%)이다. 그림의 45° 기울기의 직선은 소득이 완전히 평등한 것을 나타낸다. Gini 계수는 45° 직선과 로렌즈곡선 사이의 면적(그림의 A)와 45° 직선 아래의 전체 면적(A+B)와의 비율(즉 $Gini = A/(A+B)$)로 계산할 수 있다. Gini계수는 0에서 1 사이의 값을 가질 수 있고, 0이면 완전한 평등, 1이면 완전한 불평등을 나타낸다. 전체 로렌즈곡선이 알려져 있지 않고, 특정 구간들의 값이 주어진 때는 보간법을 이용해서 다음 식으로 Gini계수를 계산할 수 있다 (이우성 · 정성관, 2012; Sun *et al.*, 2010).

$$Gini = (1)1 - \sum_{k=1}^n (X_k - X_{k-1})(Y_k + Y_{k-1}) \quad (1)$$

여기서 X_k 는 인구의 누적 비율, Y_k 는 소득의 누적 비율이다.

2. 배출부하의 불평등도

다목적 오염부하량 할당모형의 목적함수 중 배출부하의 불평등도에는 각 소유역별 발생유량과 배출부하량 자료로부터 산정한 Gini계수를 적용하였다.

Lerman and Yitzhaki(1985)는 가구들 간의 소득 격차의 평균을 이용해서 다음과 같이 Gini계수를 계산하였는데, 본 연구에서는 이 방법을 이용해서 배출부하의 불평등도를 산정하였다.

$$A = \int_b^a F(y)[1 - F(y)]dy \quad (2)$$

$$A = 2cov[y, F(y)] \quad (3)$$

$$Gini = \frac{A}{\mu_y} \quad (4)$$

(2)식을 적분하고 변환하여 (3)식이 되고, y 는 소득 ($a \leq y \leq b$)이고, $F(y)$ 는 누적분포, μ_y 는 평균소득이다. 이 방법으로 Gini계수를 계산하는 프로그램(Boisvert and Ranney, 1991)을 NSGA-II-aJG와 통합하여 다목적 오염부하량 할당 모형을 구성하였다. 할당 모형의 불평등도는 위 식들의 가구수 대신에 소유역별 발생유량을 적용하고 소득대신에 소유역별 배출부하량을 적용하여 계산된다.

3. 다목적유전알고리즘을 이용한 부하량 할당 모형의 적용

각 지역간 오염부하감감의 공평성을 고려하면서 오염부하 감감량 최적화의 경제적 목표를 달성하도록 아래와 같은 다목적 최적화 문제를 구성하였다. (5)식에는 유역내 전체 오염부하감감량 최소화와 환경지니계수의 최소화(즉 불공평도의 최소화)의 2개의 목적함수를 두고 있다. 제약식으로는 수질목표 달성에 관한 식과 각 오염원별 오염부하 감감량의 최소 및 최대한계에 관한 식의 두가지로 구성되었다(조재현, 2013). 이 최적화문제와 다목적최적화 알고리즘인 NSGA-II-aJG(Guria *et al.*, 2005)를 결합해서 오염부하량 할당모형을 구성하였다.

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^k X_i \quad (5)$$

$$\text{Minimize } E$$

여기서 X_i 는 삭감대상 오염원 i 에서의 오염부하 감감량

k = 유역내 삭감대상 오염원의 숫자

E = 불평등도(환경자원의 지니계수)

이와 같은 다목적 GA를 이용한 WLA 모형을 하천

오염이 심화되어 있고, 수질오염총량관리를 시행 중인 영산강에 적용하였다. 대상구역에는 본류구간의 영본 A, 영본 B, 그리고 황룡강 구간의 황룡 A의 수질목표지점이 포함되어 있다. 대상구역의 수질계산을 위한 reach와 element는 Figure 2에 제시하였다. 선행 연구(조재현, 2013)에서 QUAL2Kw를 이용해서 수질모형의 매개변수를 보정 및 검증하였다. 소유역별 오염부하량 자료는 광주광역시(2009)와 전라남도(2010)의 총량관리 기본계획 자료를 이용하였다.

4. 다목적유전알고리즘의 매개변수 선정

(1) 민감도분석

Pareto-optimal 해는 다목적 GA의 매개변수(parameter)에 따라서 크게 좌우된다. 불행히도 각 다목적 최적화문제의 최적 매개변수에 대해서는 사전에 알려진 것이 거의 없는 경우가 많기 때문에 각기 문제의 특성에 따라 매개변수를 선정할 수밖에 없

다. 교배확률의 일반적인 적용범위는 0.5~1.0 (Goldberg, 1989)이고, 돌연변이확률은 0.001~0.14 (Copal and Satyanarayana, 2011, Guria *et al.*, 2005)의 범위에서 적용된다. 염색체 길이는 결정변수의 숫자에 따라 선정하고, jumping gene probability는 0에서 1사이에서 문제 특성에 따라 선정된다. 또한 다목적 GA 매개변수를 선정할 때는 시산법에 의존하게 되는데, 본 연구에서는 Pareto-optimal 해의 목적함수인 오염부하감량과 불평등척도의 분포를 분석해서 최적 매개변수를 추적하였다. 이와 같은 민감도분석에는 다목적 GA의 해에 큰 영향을 미치는 개체군수(population size)는 30, 50, 70, 100, 150을 각각 적용하여 비교하였고, 교배확률(crossover probability, P_c)는 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95를 비교하고, 돌연변이확률(mutation probability, P_m)는 $1/l_{chrom}$, 0.005, 0.01, 0.02, 0.1를 비교하고, 염색체길이(length of chromosome, l_{chrom})는 1100, 1320,

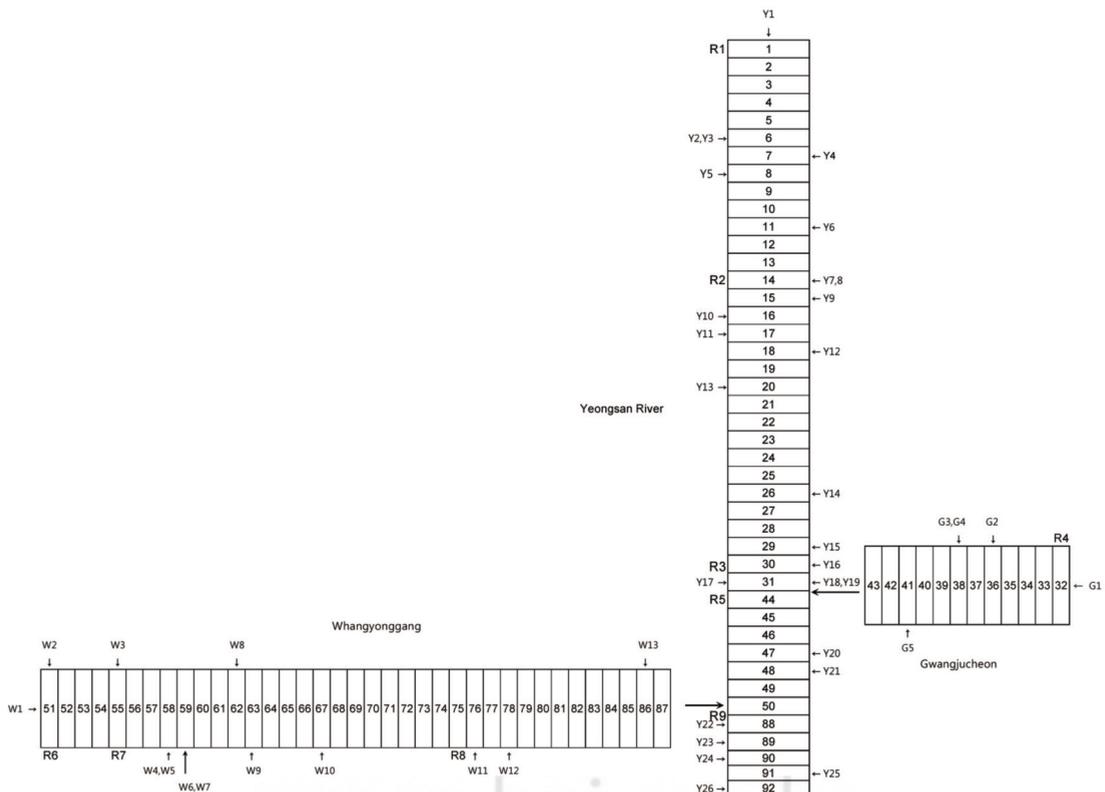


Figure 2. Schematic diagram for the study area

1540, 1760를, jumping gene probability(P_{JG})는 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95의 10가지를 비교 분석하였다. 각 GA 매개변수 값의 적용에 따라서 목적함수의 적합도가 달라지는데, 본 연구의 적합도는 다목적 GA의 목적함수인 오염부하량과 불평등도 각각의 역함수로 산정한다. 다목적 최적화에서 생성된 여러 가지 해를 이 2차원의 적합도로 비교해서 Pareto-front를 구한다(김태순과 허준행, 2005; Van Veldhuizen and Lamont, 2000). 비교 대상인 두가지 해 중에서 우위에 있는 해가 그렇지 못한 해를 지배(dominate)하게 되고, 이와 같은 비교 과정을 통해 어느 쪽 해도 서로 상대방 해를 지배하지 못하는 비선점해(non-dominated solution)를 찾고 같은 순위를 가지는 해를 하나의 곡선(front)에 위치시켜서 Pareto-front를 구성한다.

(2) Spacing, maximum spread 분석

Spacing은 pareto 해의 가장 이웃한 연속된 해 사이의 상대적인 거리의 척도이다. Pareto-front의 해들의 분포를 나타내는 지표로서 spacing이 0 일 때 모든 해들은 균등한 간격으로 분포되어 있다. 따라서 spacing이 적을수록 좋은 분포를 나타낸다. Maximum spread는 pareto-front의 양쪽 끝단에 위치한 두 해 간의 대각선길이를 나타낸다. Pareto-optimal solutions의 spacing 값이 적어지고, Maximum spread가 커지면 우수한 pareto-front 라고 할 수 있다. Spacing은 다음과 같은 방법으로 계산된다(Sankararao and Gupta, 2007)

$$S = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (d_i - \bar{d})^2} \tag{6}$$

$$d_i = \min \sum_{k=1}^m |f_i - f_k|, k \neq i \tag{7}$$

$$\bar{d} = \sum_{i=1}^Q \frac{d_i}{Q} \tag{8}$$

여기서 m 은 목적함수의 숫자, Q 는 비선점해의 숫자, f_i 는 목적함수이다.

III. 결과 및 토의

1. 다목적유전알고리즘의 매개변수

Figure 3–Figure 8에는 본 연구의 다목적 GA의 매개변수에 대한 민감도분석결과를 도시하였다. 개체군수, 교배확률, 돌연변이확률, 염색체길이, jumping gene probability, 세대수의 변화에 따른 Pareto-optimal solution의 변화를 나타내었다. 그림에서 가로 축은 오염부하량, 세로축은 불평등도이다. Table 1– Table 5에는 다목적 GA 매개변수 변화에 따른 해들의 spacing, max. spread를 표시하였고, 각 해에서의 최소삭감부하량, 최대 불공평도, 최대 삭감부하량, 최소 불공평도를 함께 표시하였다. 삭감부하량의 크기가 불평등도에 비해서 아주 크기 때문에 삭감부하량을 표준화시켜서 표의 max. spread 와 spacing을 계산하였다.

Figure 3과 Table 1을 보면, 개체군수를 30부터 150까지 변화시켰을 때 개체군수 150에서 최소삭감부하량이 가장 작았고, 개체군수 70에서 최소삭감부하량이 가장 크다. 개체군수가 커지면 연산시간이 증가되고 해의 결과가 좋아지는 경우가 있지만 그렇다고 해서 해가 반드시 좋아지는 것은 아니다. 개체군수 150에서 해의 범위도 넓고 분포도 비교적 고르게 나타나고 있다. Table 1에서 보는 바와 같이 개체군수를 증가시켜 나갈 때 최소삭감부하가 가장 큰 개체군수 70의 결과와 최소삭감부하가 가장 작은 개체군수 150의 결과는 약 8.2%의 상당한 차이가 있는 것으로 계산되었다. 이것은 비용으로는 큰 차이인 것이

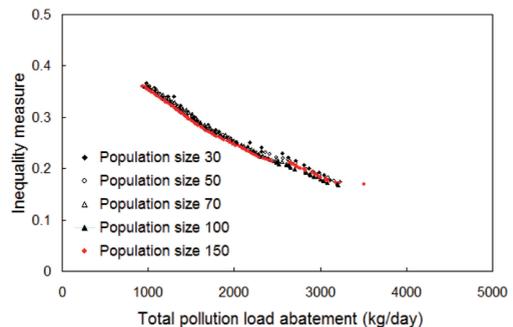


Figure 3. Pareto solutions according to the variation of population size

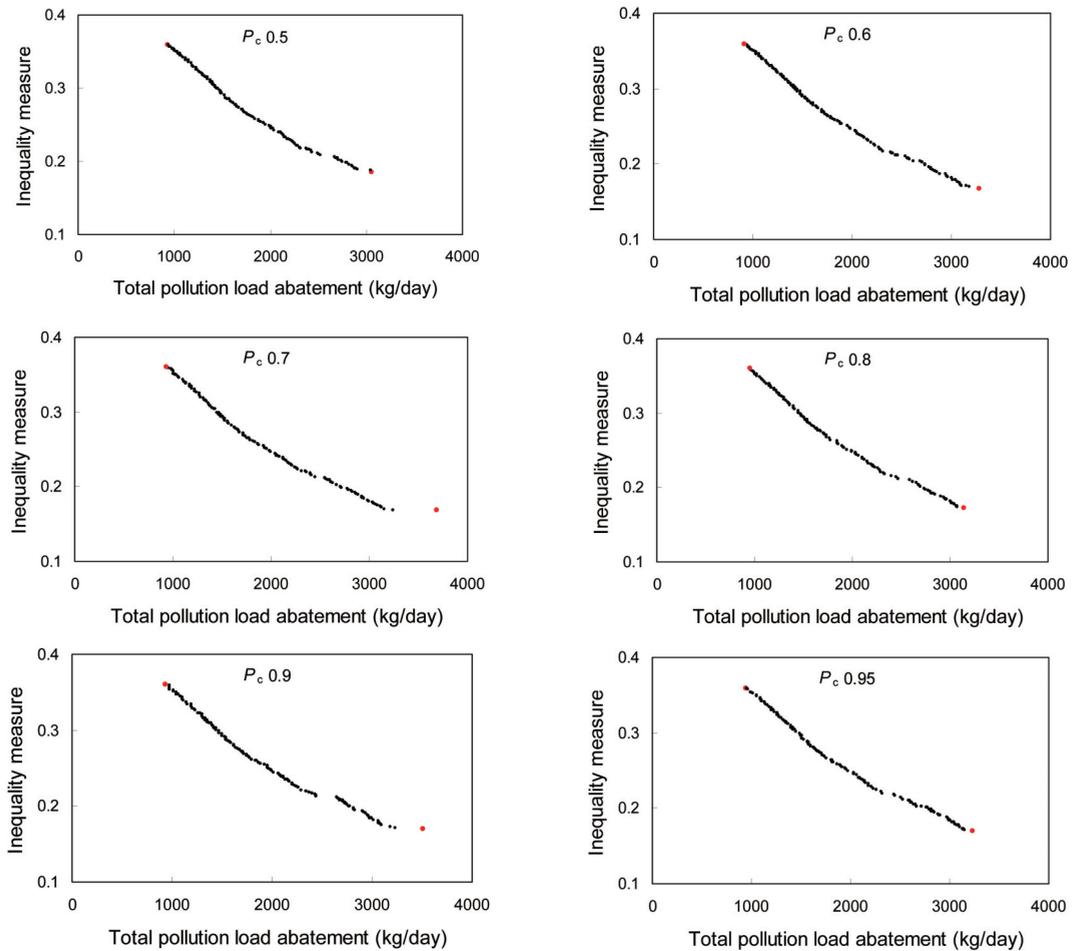


Figure 4. Pareto solutions according to the variation of crossover probability

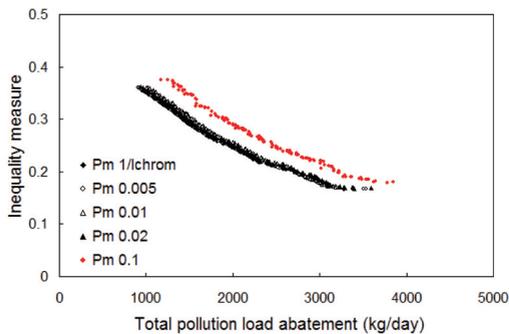


Figure 5. Pareto solutions according to the variation of mutation probability

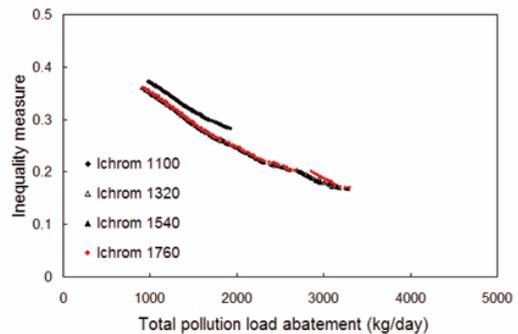


Figure 6. Pareto solutions according to the variation of chromosome length

다. Table 1의 spacing을 보면 개체군수 100에서 가장 작은 값을 보이지만 개체군수 150에서도 거의 비슷한 값을 보이고, max. spread도 개체군수 150에

서 제일 큰 값을 보여서, 개체군수 150의 분포가 가장 좋은 결과라고 할 수 있다. 따라서 본 연구의 다목적 GA의 개체군수는 150으로 선정하였다.

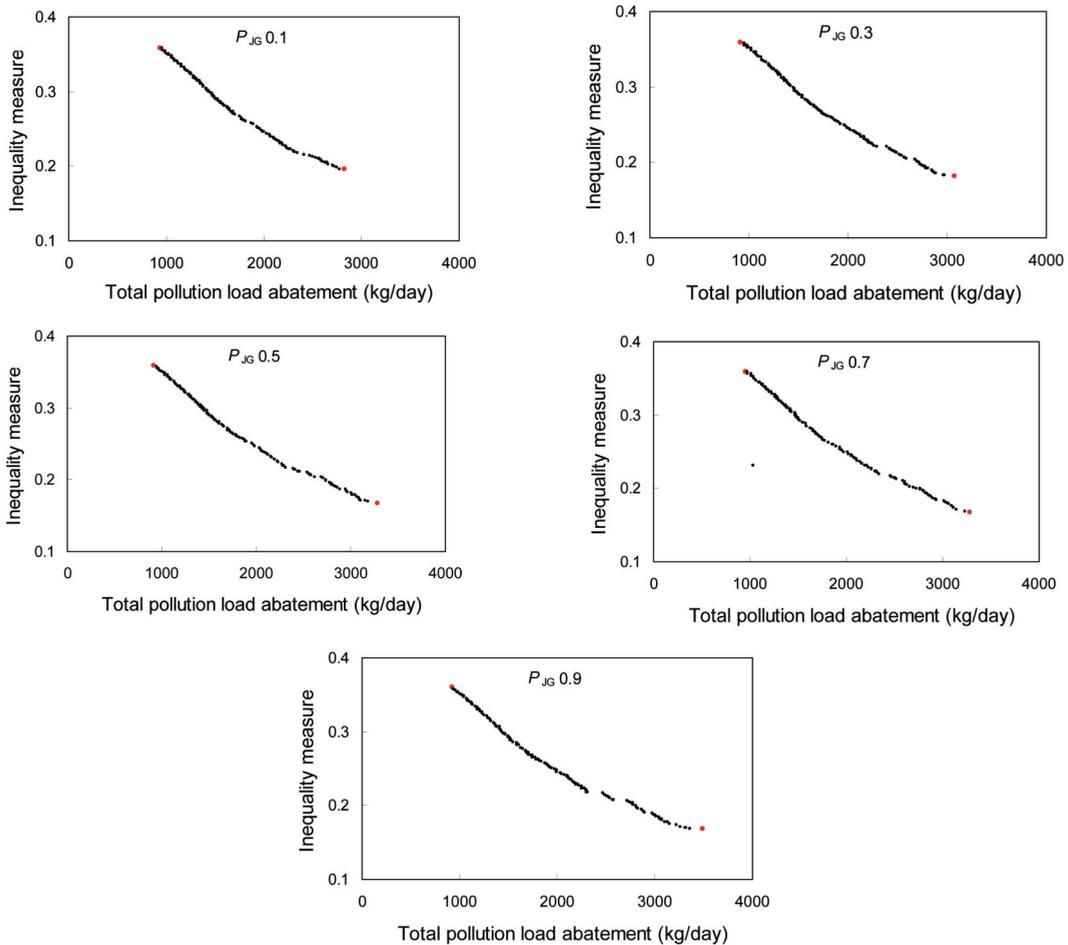


Figure 7. Pareto solutions according to the variation of jumping gene probability

교배확률의 경우 0.6을 적용했을 때, 최소삭감부하로 계산되고 Figure 4에서의 분포도 고르게 나타났다. 최소삭감부하가 가장 큰 교배확률 0.8의 결과

와 삭감부하가 가장 작은 교배확률 0.6의 결과는 약 4.0 %의 차이가 있었다. Table 2에서 교배확률 0.6 일 때 spacing은 최소값에 가까운 고른 분포를 보이고, max. spread는 최대값에 가까운 좋은 분포를 보이고 있다. 따라서 본 연구의 다목적 GA의 교배확률은 0.6으로 선정하였다.

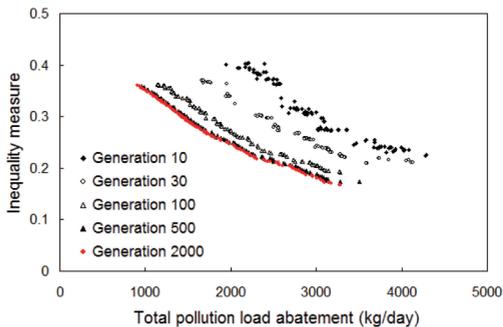


Figure 8. Pareto solutions according to the variation of generation number

돌연변이확률은 $1/l_{chrom}$ 을 적용했을 때 최소삭감부하가 되고, Table 3에서 보는 바와 같이 최소삭감부하가 가장 작은 돌연변이확률 $1/l_{chrom}$ 의 결과와 삭감부하가 최대인 돌연변이확률 0.1의 결과는 약 28.9%의 아주 큰 차이가 있었다. 이것으로 보아 돌연변이확률이 본 연구와 같은 다목적 GA 문제의 해에 아주 민감하게 작용한다는 것을 알 수 있다. 돌연변이확률

Table 1. Characteristics of optimal solution distribution according to the variation of population size

Population size	Max. spread	Spacing	Min. waste load	Max. inequality	Max. waste load	Min. inequality
30	0.296	0.0048	979.17	0.3661	3230.7	0.175
50	0.289	0.0042	938.65	0.3606	3158.2	0.176
70	0.225	0.050	1003.6	0.3597	2644.1	0.206
100	0.296	0.0019	959.13	0.3602	3209.7	0.168
150	0.320	0.0026	927.31	0.3603	3506.1	0.170

Table 2. Characteristics of optimal solution distribution according to the variation of crossover probability

Crossover probability	Max. spread	Spacing	Min. waste load	Max. inequality	Max. waste load	Min. inequality
0.5	0.274	0.0011	929.19	0.3594	3056.3	0.186
0.6	0.305	0.0012	909.18	0.3600	3277.0	0.167
0.7	0.336	0.0038	933.03	0.3604	3687.1	0.169
0.8	0.289	0.0013	945.7	0.3607	3141.4	0.173
0.9	0.320	0.0026	927.31	0.3603	3506.1	0.170
0.95	0.298	0.0011	938.18	0.3599	3231.0	0.167

Table 3. Characteristics of optimal solution distribution according to the variation of mutation probability

Mutation probability	Max. spread	Spacing	Min. waste load	Max. inequality	Max. waste load	Min. inequality
$1/lchrom$	0.305	0.00122	909.18	0.3600	3277.0	0.1675
0.005	0.326	0.00124	912.58	0.3605	3536.0	0.16776
0.01	0.307	0.00140	1009.2	0.3604	3396.7	0.16801
0.02	0.328	0.00186	939.23	0.3613	3594.3	0.1684
0.1	0.331	0.00181	1171.5	0.3747	3848.9	0.17896

Table 4. Characteristics of optimal solution distribution according to the variation of chromosome length

Length of chromosome	Max. spread	Spacing	Min. waste load	Max. inequality	Max. waste load	Min. inequality
1100	0.129	0.00064	981.13	0.3729	1920.9	0.2838
1320	0.305	0.00122	909.18	0.3600	3277.0	0.1675
1540	0.305	0.00138	920.92	0.3603	3284.3	0.1679
1760	0.305	0.00140	916.37	0.3616	3296.4	0.1703

Table 5. Characteristics of optimal solution distribution according to the variation of jumping gene probability

Jumping gene probability	Max. spread	Spacing	Min. waste load	Max. inequality	Max. waste load	Min. inequality
0.1	0.249	0.00121	934.21	0.3587	2815.9	0.1962
0.2	0.296	0.00122	955.70	0.3607	3212.9	0.1685
0.3	0.279	0.00144	915.40	0.3598	3066.1	0.1818
0.4	0.261	0.00095	939.69	0.3581	2987.8	0.1959
0.5	0.305	0.00122	909.18	0.3600	3277.0	0.1675
0.6	0.304	0.00125	929.57	0.3627	3265.6	0.1675
0.7	0.302	0.00888	949.55	0.3599	3274.6	0.1676
0.8	0.297	0.00124	913.46	0.3603	3200.9	0.1715
0.9	0.320	0.00156	920.30	0.3603	3482.2	0.1690
0.95	0.313	0.00133	911.93	0.3602	3390.4	0.1691

$1/l_{chrom}$ 일 때, Figure 5와 같이 분포도 고르고, Table 3과 같이 spacing이 최소값을 보여서 가장 좋은 분포를 보이고 있다. 반면 max. spread 값은 작아서 해의 범위가 좁게 나타난다. 그럼에도 불구하고 돌연변이확률 $1/l_{chrom}$ 일 때 삭감량이 최소이고 분포도가 좋기 때문에 이 값으로 결정하였다.

염색체길이는 1320을 적용할 때 최소삭감량이 가장 작았고, 이 때의 삭감부하가 최소인 염색체길이 1320의 결과와 삭감부하가 최대인 염색체길이 1100의 결과는 약 7.9%의 비교적 큰 차이가 있었다. Figure 6을 보면 염색체길이 1320에서 가장 분포가 고른 것을 알 수 있다. Table 4를 보면 염색체길이 1320일 때 spacing이 최소값에 가까워서 분포가 좋고, max. spread는 가장 커서 해의 범위가 넓다. 따라서 본 문제의 염색체길이는 1320으로 선정하였다.

Jumping gene probability의 경우는 0.5을 적용했을 때, 최소삭감부하가 가장 작고, Figure 7에서의 분포도 아주 고르게 나타나고 두가지 목적함수들의 범위도 넓게 분포하고 있다. 삭감부하가 최소인 교배확률 0.5의 결과와 삭감부하가 최대인 교배확률 0.2의 결과는 약 5.1%의 차이를 보여, Jumping gene probability가 삭감부하량에 대해서는 그다지 민감하게 반응하지 않았다. Table 5에서 Jumping gene probability가 0.5일 때 spacing이 거의 최소값을 보여서 분포가 좋았고, max. spread도 두 번째로 커서 해의 범위가 넓다. 따라서 본 문제의 Jumping gene probability는 0.5로 선정하였다.

Figure 8 세대수변화에 따른 Pareto 해의 변화를 보면, 세대수 10, 세대수 30에서는 해의 분포가 고르지 못한 상태를 보이고, 세대수 100에서는 어느 정도 고른 분포를 보이게 된다. 세대수 500과 세대수 2000에서는 두가지 경우 모두 아주 고른 분포를 보이고 세대수 500의 삭감부하는 세대수 2000의 삭감부하에 근접하고 있어서 본 연구의 최대세대수는 2000으로 결정하였다.

2. 부하량 할당 결과와 배출부하의 불평등

오염부하삭감과 불평등도의 최소화라는 다목적 오

염부하량 할당 결과의 Pareto 최적해는 Figure 9와 같다. 그림의 A 점은 오염부하삭감량이 최소인 반면에 불평등도가 최대인 해이고 B점은 오염부하삭감과 불평등도가 최대값과 최소값의 중간 정도인 타협해(compromise solution)이다. B 점 오른쪽의 해들은 삭감부하량이 지나치게 많고 불연속점이 많이 나타나고 있고, 기울기도 A와 B사이의 기울기에 비해서 완만해서 삭감량 대비 불평등도의 효율성도 떨어진다. 따라서 최종적인 의사결정은 A점과 B점사이의 여러 가지 타협해 중에서 이 지역의 사회경제적인 여건을 고려해서 결정하는 것이 적절한 것으로 판단된다.

다목적 GA를 이용해서 도출된 Figure 9의 최소삭감부하량인 A점과 타협해 중 하나인 B점에서의 오염원별 삭감부하량은 Table 6와 같다. 비교를 위해서 단일목적 GA의 최적해(조재현, 2013)를 같은 표에 나타내었다. 이 결과에서는 다목적 GA의 할당 결과가 단일목적 GA의 할당 결과에 비해서 약 14.6% 감소하였다. 이것은 GA 매개변수를 어떻게 적용했는지도 하나의 원인이 될 수 있지만, 본 연구에서 적용한 다목적최적화 알고리즘인 NSGA-II-aJG의 효율성이 그만큼 뛰어나다는 것을 보여준다.

다목적 WLA 적용으로 계산된 최적 삭감량으로 발생유량과 배출부하량에 대한 Gini 계수를 계산한 결과 0.360이었고(Table 5 참조), 삭감전 2010년 상황에서의 Gini 계수는 0.366이었기 때문에 다목적 WLA 적용 후 Gini 계수가 다소나마 감소되어 불평등도가 미미한 수준이지만 완화되었다. 일종의 타협해인 Figure 9의 B 점의 지니계수는 0.254로 최소삭

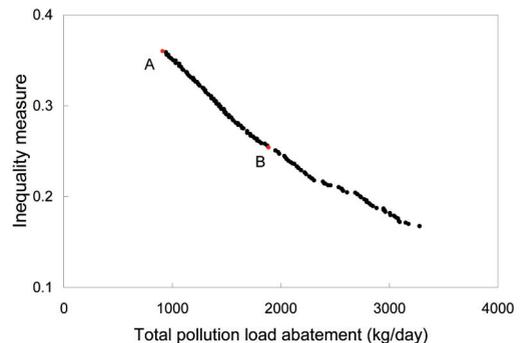


Figure 9. Pareto-optimal solutions for the multi-objective WLA

Table 6. Waste load allocation results for pollution sources

Pollution source	Allocated BOD loads (kg/day)		
	Least waste load removal allocation (single objective GA)	Least waste load removal allocation (multiobjective GA, point A)	Compromise solution (multiobjective GA, point B)
W1	2.95	0.01	0.01
W4	188.36	168.35	168.43
W6	1.38	0.001	-
W7	0.74	1.27	1.28
W8	19.02	19.33	19.33
W9	77.07	91.19	91.19
W11	0.95	0.008	0.008
W12	2.18	0.01	0.01
W13	10.82	.002	0.002
G1	2.38	-	-
G2	0.25	0.004	0.004
G3	0.16	0.01	0.001
G4	2.00	0.01	0.01
G5	3.31	-	19.20
Y1	29.80	60.28	60.28
Y2	3.13	0.01	0.12
Y3	12.09	0.01	0.56
Y4	2.83	0.09	0.12
Y5	0.86	0.20	0.20
Y6	4.22	0.80	0.85
Y7	6.93	0.17	0.17
Y8	396.67	316.53	316.04
Y9	16.68	0.32	0.32
Y10	13.29	0.32	0.31
Y11	3.93	0.02	0.02
Y12	0.46	0.07	0.14
Y13	1.87	0.007	0.003
Y14	9.04	0.02	0.019
Y15	10.92	0.02	0.13
Y17	1.50	1.49	819.73
Y18	45.52	0.79	0.90
Y20	51.06	243.90	351.64
Y21	8.55	3.88	35.99
Y22	19.91	.02	0.02
Y23	5.42	.02	0.053
Y24	87.57	.001	0.02
Y25	20.96	.004	0.01
Total	1064.8	909.2	1887.1

감량의 지니계수인 0360보다 큰 폭으로 개선되었으 답이 기하급수적으로 늘어난다.
 나 삭감량 측면에서는 약 108 %가 증가하여 비용부

IV. 결론

각 지역간 오염부하삭감의 공평성을 고려하면서 오염부하 삭감량 최적화의 경제적 목표를 달성하도록 다목적 오염부하량할당 모형을 구성하여 영산강 중상류부에 적용하였다. 지역간 공평성은 환경자원에 대한 Gini계수를 산출해서 목적함수 중의 한가지로 포함하였다. 다목적 GA의 매개변수를 선정하기 위해서 Pareto-optimal 해의 목적함수인 오염부하 삭감량과 불평등척도의 분포를 분석하고, 민감도분석을 수행하였다. 민감도분석은 다목적 GA의 해에 큰 영향을 미치는 개체군수, 교배확률, 돌연변이확률, 염색체길이, jumping gene probability 등의 매개변수를 대상으로 하였다. 앞서의 5가지 매개변수 가운데 돌연변이확률이 가장 최소삭감량의 목적함수에 민감하고 그다음에 개체군수, 염색체길이, Jumping gene probability, 교배확률의 순으로 민감도가 낮아지는 것으로 분석되었다. Spacing과 max. spread는 최적해의 분포와 범위를 나타내는 지표인데, 최소삭감량으로 계산된 매개변수 값에서 이들 값 또한 최적의 값을 보이거나 그에 가까운 값을 보였다. 오염부하량 할당의 최종적인 의사결정은 최소삭감량의 해와 배출부하의 불평등도를 감안한 여러 가지 타협해 들을 대상으로 이 지역의 사회경제적인 여건을 고려해서 결정하는 것이 적절한 것으로 판단된다. 다목적 WLA 적용으로 계산된 최적 삭감량으로 발생유량과 배출부하량에 대한 Gini 계수를 계산한 결과, 삭감전 2010년 상황에서의 Gini 계수보다 다소 감소되어 불평등도가 완화되었다.

감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행되었습니다(과제번호 2010-0024879).

참고문헌

광주광역시, 2009, 제2단계 광주광역시 영산강 수질오염총량관리 기본계획.

구보영, 정일원, 김태순, 배덕효, 2006, 다목적 유전자알고리즘을 적용한 Tank 모형 매개변수 추정에 관한 연구, 2006 대한토목학회 정기학술대회, 166-169.

국립환경과학원, 2012, 수질오염총량관리 기술지침.

김태순, 정일원, 구보영, 배덕효, 2007, 다목적 유전자알고리즘을 이용한 Tank 모형 매개변수 최적화(I): 방법론과 모형구축, 한국수자원학회논문집, 40(9), 677-685.

김태순, 허준행, 2005, NSGA-II를 이용한 한강수계 저수지군 운영방안에 관한 연구, 대한토목학회 2005 정기학술대회, 2376-2379.

서봉균, 2010, GIE를 이용한 소득원천별 불평등 효과 분석, 사회복지연구, 41(1), 65-84.

이우성, 정성관, 2012, 공간분석을 활용한 녹지의 불균형평가 및 관리권역 설정 -녹지의 이용적 측면을 중심으로 -, 15(2), 126-138.

전라남도, 2010, 전라남도 영산강수계 제2단계 오염총량관리 기본계획.

조재현, 2013, 수질오염총량관리대상 오염심화 하천에 대한 오염부하량 할당 방법, 환경영향평가, 22(2) 157-170.

조재현, 이창훈, 2009, 영향계수법과 유전알고리즘을 이용한 QUAL2K 모형의 매개변수 최적화, 환경영향평가, 18(2) 99-109.

Bhat, S. A., Gupta, S., Saraf, D. N. and Gupta, S. K., 2006, On-line optimizing control of bulk free radical polymerization reactors under temporary loss of temperature regulation: experimental study on a 1-L batch reactor, Industrial & engineering chemistry research, 45(22), 7530-7539.

Boisvert R. N., Ranney C. K., 1991, The budgetary implications of reducing U.S. income inequality through income transfer programs, Department of Agricultural Economics Cornell University.

Cho, J. H., Sung, K. S., Ha, S. R., 2004, A river

- water quality management model for regional wastewater treatment cost using a genetic algorithm, *Journal of Environmental Management*, 73, 229-242.
- Copal, N.R., Satyanarayana, S.V., 2011, Cost analysis for removal of VOC from water by pervaporation using NSGA-II, *Desalination*, 274, 212-219.
- Deb K. 2001, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, Wiley, Chichester, UK.
- Gen, M. and Cheng, R. 1997, *Genetic algorithms and engineering design*, John Wiley&Sons, New York, 1-2.
- Goldberg, D. E., 1989, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison-Wesley, Massachusetts.
- Guria C, Bhattacharya P. K., Gupta S. K., 2005, Multi-objective optimization of reverse osmosis desalination units using different adaptations of the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA), *Computers and Chemical Engineering*, 29, 1977-1995.
- Kerachian R., Karamouz M., 2007, A stochastic conflict resolution model for water quality management in reservoir-river systems, *Advances in Water resources*, 30, 866-882.
- Lerman, R., & Yitzhaki, S., 1985, Income inequality effects by income source: A new approach and applications to the United States. *The Review of Economics and Statistics*, 67(1), 151-156.
- Sankararao B., Gupta S. K., 2007, Multi-objective optimization of an industrial fluidized-bed catalytic cracking unit (FCCU) using two jumping gene adaptations of simulated annealing. *Computers and Chemical Engineering*, 31, 1496-1515.
- Sun T., Zhangm H., Wang Y., Meng X., Wang C., 2010, The application of environmental Gini coefficient (EGC) in allocating wastewater discharge permit: The case study of watershed total mass control in Tianjin, China, *Resources, Conservation and Recycling*, 54(9), 601-608
- Van Veldhuizen, D. A., and Lamont, G. B., 2000, Multiobjective evolutionary algorithms: Analyzing the state-of-art, *Evolutionary Computation*, 8(2), 125-147.