

구조물의 설계 최적화를 위한 메트로폴리스 유전알고리즘의 개발 및 적용

Development and Application of Metropolis Genetic Algorithm for the Structural Design Optimization

박균빈* 류연선** 김정태** 조현만***
Park, Kyun-Bin Ryu, Yeon-Sun Kim, Jeong-Tae Cho, Hyun-Man

ABSTRACT

A Metropolis genetic algorithm(MGA) is developed and applied for the structural design optimization. In MGA, favorable features of Metropolis algorithm in simulated annealing(SA) are incorporated in simple genetic algorithm(SGA), so that the MGA alleviates the disadvantage of finding imprecise solution in SGA and time-consuming computation in SA. Performances of MGA are compared with those of conventional algorithms such as Holland's SGA, Krishnakumar's micro genetic algorithm(μ GA), and Kirkpatrick's SA. Typical numerical examples are used to evaluate the favorable features and applicability of MGA. From the theoretical evaluation and numerical experience, it is concluded that the proposed MGA is a reliable and efficient tool for structural design optimization.

1. 서 론

구조물의 설계 최적화에 많이 이용되는 확률론적 탐색기법으로는 유전알고리즘(genetic algorithms; GA)과 모사 풀림(simulated annealing; SA) 등이 있으며, 이들의 공통된 장점은 개념과 이론이 단순하고, 해공간의 탐색성능이 우수하여 다양한 분야에 적용이 가능하다는 것이다. GA는 생태계의 자연선택(natural selection)과 적자생존(survival of the fitness)의 원리를 응용한 최적화기법으로 전역적 최적해(global optimum) 부근까지 빠르게 수렴하는 장점을 가지고 있어서 다양한 분야에 적용되고 있다. 그러나 GA는 난수(random number)를 사용하기 때문에 정밀한 해를 찾기 힘들며, 문제를 풀 때마다 해가 달라진다는 단점을 가지고 있다. GA의 이러한 단점을 극복하고, 신뢰할 수 있는 해를 구하기 위한 많은 방법에 대한 연구가 진행되고 있으나, 아직까지 구조물의 설계 최적화에 적용하기에는 만족스러운 결과를 얻지 못하는 실정이다.⁽¹⁾

SA는 반복적 개선법과 통계학의 확률적 기준을 이용하여 고체 열역학에서 가장 낮은 에너지 상태의 결정을 얻기 위한 풀림과정을 모사한 최적화기법이다. SA는 메트로폴리스 알고리즘(Metropolis algorithm)으로 인해 전역적 최적해에 수렴할 확률이 높지만, 만족할 만한 해 또는 전역적 최적해를 구하기 위해 소요되는 시간이 비교적 길다는 단점을 가지고 있다. SA의 단점을 극복하려는 많은 연구가 진행되고 있지만, 아직까

* 부경대학교 해양공학과 공학석사
** 정회원 · 부경대학교 해양공학과 교수
*** 정회원 · 부경대학교 해양공학과 공학박사

지는 미흡한 실정이다.^{(2),(3)}

이러한 GA와 SA의 특징들을 적절히 조합할 수 있다면, 두 알고리즘을 단독으로 수행했을 때보다 우수한 성능을 보여줄 수 있을 것이다.⁽⁴⁾ 따라서 본 연구에서는 SA의 주 핵심인 메트로폴리스 알고리즘을 단순 유전알고리즘(simple GA; SGA)에 조합한 메트로폴리스 유전알고리즘(Metropolis GA; MGA)을 개발하고, 구조물의 설계 최적화에 적용한다. MGA의 적용성을 검토하기 위해 수치예제로 3부재 트러스와 혼성방파제를 설계 최적화한다. 또한 MGA의 신뢰성을 검토하기 위해 다양한 집단크기를 사용하여 혼성방파제의 설계 최적화에 적용하고, 그 결과를 SGA, 마이크로 유전알고리즘(micro GA; μ GA), SA와 비교 및 검토한다.

2. 유전알고리즘

2.1 단순 유전알고리즘(SGA)

SGA는 해를 찾는 능력이 강인하여 아직도 많은 구조물의 설계 최적화문제에 적용되고 있다. 현재까지 SGA를 개선하고 변형한 여러 GA가 제안되어 왔지만, 이들이 채용하고 있는 기본적인 메커니즘은 SGA와 유사하다.⁽⁵⁾ SGA는 초기세대에 상대적으로 적합도가 큰 개체가 출현하면 국부적 최적해로 수렴할 수가 있으며, 이러한 현상은 집단크기가 작을수록 다양한 유전정보를 유지하지 못하므로 더욱 뚜렷하게 나타난다. SGA는 유전연산자로 룰렛휠 선택, 일점교배, 단순돌연변이를 사용한다.⁽⁶⁾

2.2 마이크로 유전알고리즘(μ GA)

SGA는 집단크기가 작을 경우, 유전정보의 다양성을 갖지 못하고 국부적 최적해로 수렴하는 경우가 생길 수 있다. 이러한 단점을 보완하고, 알고리즘의 계산횟수를 효율적으로 줄이기 위하여 Krishnakumar(1989)가 μ GA를 제안하였다.^{(7),(8)} μ GA는 SGA와 거의 유사하지만, 이 방법은 유전정보의 다양성을 충분히 유지하기 위하여 집단이 어느 한 점 가까이로 수렴하면, 수렴된 집단내에서 최적의 개체를 제외한 나머지 개체를 무작위로 초기화하여 구성한 새로운 집단을 가지고 재시동하게 된다. 이러한 '시동과 재시동'의 과정은 만족스러운 해가 얻어질 때까지 반복한다. μ GA는 집단크기를 5로 구성하고, 유전연산자로 토너먼트 선택, 일점교배를 사용한다. 돌연변이 연산자는 '시동과 재시동'의 과정으로 인해 필요치 않다. 그리고 GA의 한 세대에서 가장 좋은 개체의 보존을 위하여 엘리트 전략(elitism)의 사용을 권장하고 있다.

3. 모사 풀림과 메트로폴리스 알고리즘

SA는 반복적 개선법과 통계학의 확률적 기준을 이용하여 고체 열역학에서 가장 낮은 에너지 상태의 결정을 얻기 위한 풀림과정을 모사한 것이다. SA는 내부루프(inner loop)와 외부루프(outer loop)의 2개의 반복루프를 가진 알고리즘으로, 내부루프에서는 메트로폴리스 알고리즘이 수행되며, 이를 기본으로 하여 외부루프에서는 온도 T 를 낮추는 과정을 수행한다. 그리고 $T \approx 0$ 이면 SA를 종료한다. SA의 내부루프에서는 현재의 해 x^{Cur} 와 무작위 탐색으로 새로운 해 x^{New} 를 생성한다. 그리고 x^{New} 는 메트로폴리스 알고리즘에 의해 개선된 해로 받아들일지 그 수용여부가 결정된다. 이 과정은 외부루프의 T 가 고정된 상태에서 최대 내부루프 반복수 M_{max} 가 될 때까지 반복한다. 이와 같이 SA는 메트로폴리스 알고리즘을 기본으로 하여 풀림에서의 T 를 낮추는 과정을 덧붙인 방법으로 볼 수 있는데, 이때 T 는 알고리즘의 제어파라미터 역할을 한다. T 는 SA에서 중요한 파라미터로, 메트로폴리스 알고리즘의 수용확률 식에 사용되고, x^{Cur} 보다 목적함수값

이 큰 x^{New} 를 개선된 해로 받아들이는 수용확률을 제어한다.

T 는 해가 국부적 최적해에 빠지지 않도록 충분히, 그리고 서서히 낮추어야 한다. T 를 낮추는 것은 냉각 스케줄에 의해 이루어지며, 일반적으로 많이 사용하는 냉각스케줄 방식은 기하스케줄 방식으로 식(1)과 같다.

$$T = \alpha \cdot T_0 \quad (1)$$

여기서 α 는 냉각 계수(cooling coefficient)로 0.5~0.99사이에서 결정되고, T_0 는 초기 온도이다.

메트로폴리스 알고리즘에서는 x^{Cur} 와 x^{New} 에 대한 목적함수값의 차 Δf 를 비교한다. 만일 x^{New} 가 x^{Cur} 보다 작은 목적함수값을 갖는 경우, 즉 $\Delta f \leq 0$ 에는 x^{New} 를 무조건 개선된 해로 받아들인다. 그리고 $\Delta f > 0$ 인 경우에는 무조건 x^{New} 를 제거하는 것이 아니라, $(0, 1)$ 에서 생성한 난수 R 과 식(2)의 수용확률을 비교하여 x^{New} 의 수용여부를 결정한다. $R \leq P_M$ 일 경우에는 목적함수값이 큰 x^{New} 를 수용하지만, $R > P_M$ 일 경우에는 x^{New} 를 제거한다. 이를 메트로폴리스 기준(Metropolis criterion)이라 한다.

$$P_M = \exp\left(\frac{-\Delta f}{k_B T}\right) \quad (2)$$

여기서 P_M 은 수용확률, k_B 는 볼츠만 상수, T 는 온도, Δf 는 목적함수값의 차이이다.

이와 같이 SA는 메트로폴리스 알고리즘으로 인해 x^{Cur} 보다 목적함수값이 큰 x^{New} 를 어느 정도의 확률로 수용함으로써 국부적 최적해를 벗어나도록하는 최적화기법이다.

4. 메트로폴리스 유전알고리즘(MGA)

본 연구에서는 제안한 MGA는 SGA의 재생산 연산자에 SA의 주 핵심인 메트로폴리스 알고리즘을 조합한 것으로 그림 1과 같다. MGA에서 메트로폴리스 알고리즘은 적합도가 작은 개체에 수용확률을 부여하여 집단이 개체의 다양성을 유지하고, 초기세대에 발생하는 유전정보의 소실을 방지하는 것이다. 즉, 초기 세대에는 메트로폴리스 알고리즘을 사용하여 적합도가 작은 개체들에 대해 높은 수용확률을 부여하여 넓은 해공간을 탐색할 수 있도록 한다. 반면에 설정된 최대 반복세대수에 가까워질수록 메트로폴리스 알고리즘은 적합도가 작은 개체에 낮은 수용확률을 부여하고, 수용확률을 줄이면서 재생산 연산자가 사용된다. 이때 재생산 연산자의 수행은 개체들이 어느 특정한 한 점으로 수렴하도록 만든다. 그러므로 MGA는 초기 세대에 상대적으로 적합도가 큰 개체가 출현하더라도 해가 국부적 최적해에 빠지지 않고, 적합도가 작은 개체를 보유하면서 알고리즘을 수행할 수 있다.

MGA에서 메트로폴리스 알고리즘의 적용위치는 재생산 연산의 이전으로 한다. GA는 집단내의 각 개체가 적합도 함수로 모두 평가된 후 그 적합도를 가지고 재생산이 수행된다. 재생산 연산자는 적합도를 기반으로 개체를 선택하므로, 적합도가 작은 개체가 해의 좋은 인자를 보유하고 있더라도 제거될 확률이 높기 때문에 메트로폴리스 알고리즘을 먼저 적용함으로써 적합도가 작은 개체를 우선 선택할 수 있는 기회를 부여하게 된다. 적합도가 작은 개체가 선택되지 못할 경우에는 이 개체를 대신할 새로운 개체를 현 세대의 집단 내에서 재생산 연산자를 사용하여 선택한다.

만일 메트로폴리스 알고리즘을 교배 또는 돌연변이 연산자의 이전에 사용하게 되면, 이 알고리즘은 기존의 GA보다 최적설계를 수행하는 동안 목적함수값의 계산횟수 N_{opt} 가 2배로 증가하게 된다. 이것은 GA에서 적합도 함수의 평가는 개체를 선택하기 위한 재생산 이전에서만 이루어지기 때문이다. 그러므로 교배 또는 돌

연변이 연산을 수행하기 이전에 메트로폴리스 알고리즘을 사용한다면 교배급원에 저장된 개체들을 재평가하기 위하여 적합도 함수를 다시 한 번 평가해야하므로 계산상으로 비효율적이다. 특히, 구조물의 설계 최적화문제에서는 설계변수가 많고 복잡한 목적함수와 제약함수로 이루어져 있으므로 N_{opt} 가 증가하면 알고리즘의 효율성이 떨어질 수가 있다.

이상으로 볼때, 메트로폴리스 알고리즘은 적합도가 작은 개체의 사용 유무의 결정과 적합도 함수의 효율적인 계산을 위해서는 재생산 연산자와 조합하는 것이 타당하다.

5. 수치예제

본 연구에서 사용한 두 가지 수치예제는 구조물의 성질이 서로 다른 것으로, 3부재 트러스와 혼성방파제이다. 3부재 트러스는 간단한 뼈대구조물로 설계변수와 제약함수의 개수가 작고 연속적이며, 미분 가능한 함수로 구성된 구조물이다. 반면에 혼성방파제는 설계식이 대부분 실험 또는 경험을 통하여 만들어졌기 때문에 매개변수가 구간별로 한정되어 적용가능하며, 구간 연속적, 미분 불가능한 함수로 구성된 구조물이다.

5.1 최적화기법

수치예제를 사용하여 본 연구에서 제안한 MGA의 성능을 알아본다. SGA, μ GA, SA를 비교 알고리즘으로 사용하여 MGA와 비교 및 검토한다. 두 가지 수치예제에 적용하는 알고리즘들의 파라미터는 표 1에 나타내었다.

5.2 최적설계문제의 정식화

본 연구에서 SA는 비제약 최소화문제, GA는 비제약 최대화문제에 적합한 알고리즘으로 구성하였다. 두 가지 수치

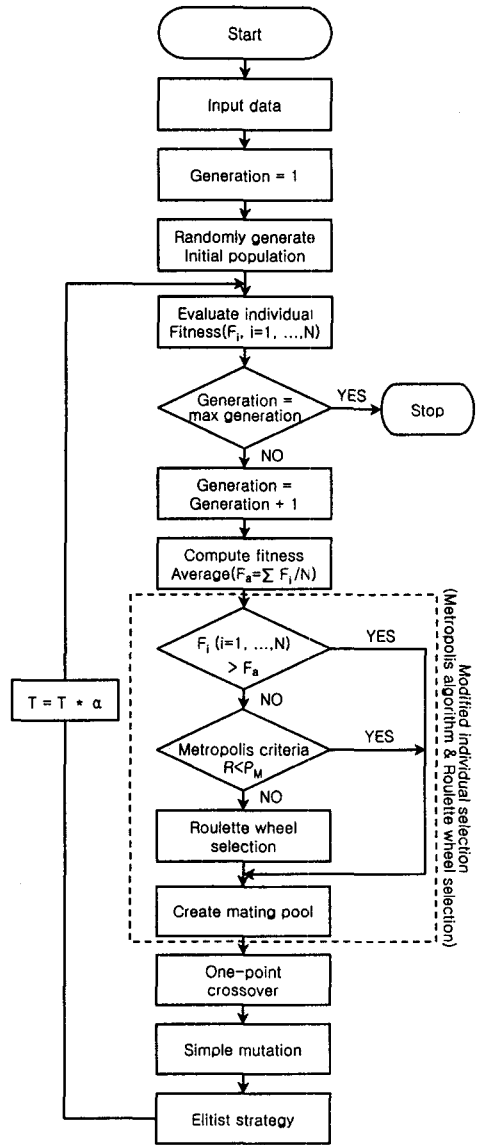


그림 1 메트로폴리스 유전알고리즘의 순서도

표 1 GA와 SA의 파라미터 조건

GA 파라미터	유전알고리즘(GA)			모사 풀림(SA)		
	SGA	μ GA	MGA	SA 파라미터	3부재 트러스	혼성방파제
재생산 연산자	룰렛휠 선택	토너먼트 선택	메트로폴리스 알고리즘 + 룰렛휠 선택	초기온도	100	1000
교배(확률)	일점교배(0.85)	일점교배(1.00)	일점교배(0.85)	종료온도	0.0001	0.0001
돌연변이(확률)	단순돌연변이(0.01)	-	단순돌연변이(0.01)	냉각 스케줄	기하학적	기하학적
엘리티즘	Yes	Yes	Yes	냉각 계수	0.95	0.99
				최대 내부루프 반복수	30	50
				볼츠만 상수	1	1

예제는 제약 최소화문제이므로, 각 알고리즘의 목적함수를 비제약 문제로 만들기 위해 순차비제약최소화기법(SUMT)의 외부벌칙함수법(exterior method)을 사용하여 식(3)과 같이 정의하였다.

$$\phi(x) = f(x) + t \sum_{i=1}^m [g_i(x) + |g_i(x)|]^2 \quad (3)$$

여기서 $f(x)$ 는 목적함수, t 는 벌칙매개변수, $g_i(x)$ 는 제약함수, $\phi(x)$ 는 변환된 목적함수이다. 그리고 SGA, μ GA, MGA는 비제약 최대화문제에 적합한 알고리즘이므로, 식(3)을 이용하여 식(4)와 같이 적합도 함수를 정의하였다.

$$F(x) = K - \log_{10}[\phi(x)] \quad (4)$$

여기서 $F(x)$ 는 적합도 함수, K 는 비제약 최대화문제로 변환하기에 충분히 큰 수이다. 그리고 벌칙 매개변수를 사용함으로써 인해 선택압이 증가하여 조기 수렴현상이 발생하는 것을 막기 위해 로그스케일링(log scaling)을 사용하였다. 본 연구에서는 각 매개변수에 대한 초기 값으로 $t=100000$, $K=15$ 를 사용하였다.

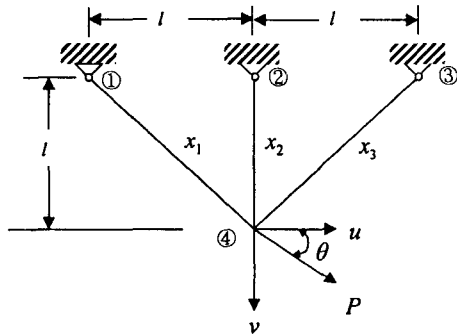


그림 2 3부재 트러스의 설계변수

5.3 3부재 트러스

본 연구에서는 대칭형 3부재 트러스를 사용하였으며, 그림 2와 같다. 목적함수는 부재의 응력, 부재의 좌굴, 절점 ④의 과도한 처짐에 의한 파괴, 그리고 고유진동주기가 한계주파수 이하일 때의 공진에 의한 파괴 등을 제약조건으로 하여 하중 P 를 지지하는 최소체적의 구조물로 설계한다. 목적함수는 식(5)와 같다.

$$f(x) = l(2\sqrt{2}x_1 + x_2) \quad (5)$$

여기서 $f(x)$ 는 목적함수, l 은 부재의 길이, x_1 과 x_2 는 각 부재의 단면적이다. 그리고 대칭형 3부재 트러스이므로 $x_1(=x_3)$

과 x_2 를 설계변수로 정의하였다. 제약조건들은 트러스 각 부분의 설계변수를 사용하여 정식화하여 표 2에 나타내었으며, GA의 집단크기는 30, 최대 반복세대수는 200을 사용하였다.

SGA, μ GA, MGA를 100회 반복수행한 결과, 구한 목적함수값들을 일정한격에 대한 빈도로 그림 3에 나타내었다.⁽¹⁰⁾ 각 알고리즘의 반복수행 후, 가장 작은 목적함수값을 구한 경우에 대한 결과는 표 3에 나타내었다. 여기서 N_{opt} 는 더 좋은 해로의 개선이 없을 때까지 목적함수값의 계산횟수이다. 그리고 본 연구에서는 SA의 초기 설계점으로 SGA에서 구한 최적해 부근의 값을 사용하였다. 이는 SA가 보다 좋은 최적해를 찾기 위해서는 많은 계산시간이 소요된다는 것을 보이기 위함이다.

표 2 3부재 트러스의 설계 최적화를 위한 제약조건

	제약 조건	기호 설명
응력	$1/\sqrt{2} \{P_u/x_1 + P_v/(x_1 + \sqrt{2}x_2)\} / \sigma_{1a} - 1.0 \leq 0$ $\{\sqrt{2}P_v/(x_1 + \sqrt{2}x_2)\} / \sigma_{2a} - 1.0 \leq 0$	P_u : 하중 P 의 수평분력, P_v : 하중 P 의 수직분력, σ_{1a} : 부재1의 허용응력, σ_{2a} : 부재2의 허용응력, E : 탄성계수, Δ_{ua} : 수평 허용변위, Δ_{va} : 수직 허용변위, ρ : 재료의 밀도, β : 상수, x_{min} : 설계변수의 최소면적
처짐	$\{(\sqrt{2}lP_u)/(x_1E)\} / \Delta_{ua} - 1.0 \leq 0$ $\{(\sqrt{2}lP_v)/(x_1 + \sqrt{2}x_2)E\} / \Delta_{va} - 1.0 \leq 0$	
주기	$\{-3Ex_1/(\rho l^2(4x_1 + \sqrt{2}x_2))\} / (2\pi\omega_0)^2 + 1.0 \leq 0$	
좌굴	$1/\sqrt{2} \{P_v/(x_1 + \sqrt{2}x_2) - P_u/x_1\} 2l^2 / (\pi^2 E \beta x_1) - 1.0 \leq 0$	
최소면적	$-x_1/x_{min} + 1.0 \leq 0$ $-x_2/x_{min} + 1.0 \leq 0$	

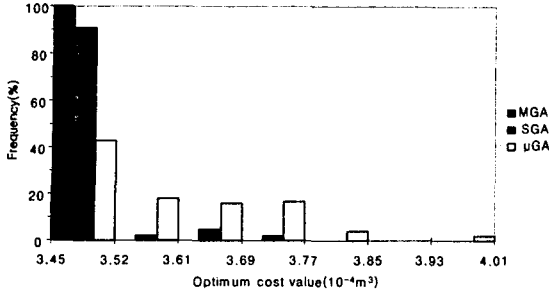


그림 3 100회 반복수행한 목적함수값들의 비교 (3부재 트러스)

표 3 3부재 트러스 설계 최적화의 결과

결과	SGA	μ GA	MGA	SA
x_1 (m ²)	4.17×10^{-3}	3.96×10^{-3}	4.10×10^{-3}	4.10×10^{-3}
x_2 (m ²)	1.73×10^{-3}	2.52×10^{-3}	2.00×10^{-3}	2.00×10^{-3}
Violation	0.00	0.00	0.00	0.00
Cost(m ⁴)	3.47×10^{-4}	3.49×10^{-4}	3.46×10^{-4}	3.46×10^{-4}
N_{opt}	950	860	650	3341

그림 3과 표 3으로부터, MGA는 다른 알고리즘들보다 목적함수값과 N_{opt} 의 면에서 효율적이고 우수함을 보였다. 그리고 MGA와 SA는 목적함수값이 같지만, N_{opt} 면에서 MGA가 효율적임을 확인하였다.

5.4 혼성방파제의 설계 최적화

본 연구에서는 콘크리트 단괴식 혼성방파제를 사용하였고, 설계 제약조건은 구조역학적 안정성과 수리학적 안정성으로 구성하였다.⁽⁹⁾ 설계변수는 혼성방파제 단면체원의 치수로 하고, 이를 그림 4에 나타내었다. 목적함수는 건설재료의 양 등의 경제적인 면을 고려하기 위하여 방파제의 단위체적으로하며 식(6)과 같다.

$$f(x) = A_u + A_c + A_{rw} + A_{rl} \quad (6)$$

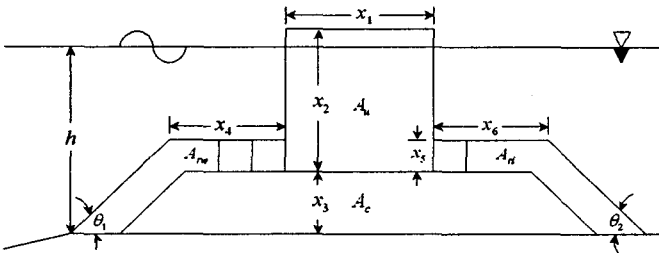


그림 4 혼성방파제의 설계변수

여기서 $f(x)$ 는 목적함수, A_u 는 직립부의 단면적, A_c 는 기초사석부 core의 단면적, A_{rw} 와 A_{rl} 은 각 기초사석부의 피복에 대한 항외측 및 항내측의 단면적이다. 그리고 제약조건들은 혼성방파제 각 부분의 단면적을 표현하는 설계변수를 사용하여 정식화하여 표 4에 나타내었다. 제약조건들에 내제되어있는 방파제의 설

표 4 혼성방파제의 설계 최적화를 위한 제약조건

구분	제약조건		기호 설명
직립부	활동	$-(\mu_1 W_c)/(1.2P) + 1.0 \leq 0$	μ_1 : 직립부와 기초사석부의 마찰계수, W_c : 양압력을 뺀 체중량, P : 방파제의 전면에 작용하는 파압, M_u : 양압력에 의한 모멘트, M_p : 파력에 의한 전도 모멘트, P_c : 기초사석부의 지지력, P' : 기초지반의 극한지지력, q_a : 허용지지력, μ_2 : core의 마찰계수, F : 평면활동의 안전율, R_x : 사석블록의 대표폭, R_z : 사석블록의 법선방향의 대표길이, $H_{1/3}$: 유의파고, N_s : 피복사석의 안정계수, S_r : γ_r/w_0 , h : 방파제의 설치수심
	전도	$(M_u - W_f)/(1.2M_p) + 1.0 \leq 0$	
	사석기초부의 허용지지력	$P_c/50 - 1.0 \leq 0$	
기초사석부	기초지반의 허용지지력	$P'/q_a - 1.0 \leq 0$	μ_2 : core의 마찰계수, F : 평면활동의 안전율, R_x : 사석블록의 대표폭, R_z : 사석블록의 법선방향의 대표길이, $H_{1/3}$: 유의파고, N_s : 피복사석의 안정계수, S_r : γ_r/w_0 , h : 방파제의 설치수심
	평면활동	$-\mu_2 F / 1.2 + 1.0 \leq 0$	
	피복사석중량	$(1/R_x R_z x_5) \{ H_{1/3} / N_s (S_r - 1) \}^3 - 1.0 = 0$	
부가설계조건	$-(x_2 + x_3)/(h + 0.6H_{1/3}) + 1.0 \leq 0$, $-x_6/5 + 1.0 \leq 0$, $-x_3/1.5 + 1.0 \leq 0$, $-x_4/(2R_x) + 1.0 \leq 0$, $(x_3 + x_5)/h - 1.0 \leq 0$, $-x_1 \leq 0$, $-x_2 \leq 0$, $-x_5 \leq 0$		

치조건과 제체의 치수를 결정하기 위해 사용되는 계수 및 상수, 초기자료 등은 표 5에 나타내었으며, GA의 집단크기는 60, 최대 반복세대수는 2000을 사용하였다.

표 5 혼성방파제의 설계 최적화에 필요한 초기 입력자료

파라미터	상 수	파라미터	상 수	파라미터	상 수	파라미터	상 수	파라미터	상 수
H_0'	6.30 m	i	0.01	γ_w	3.20 t/m ³	θ_1	0.46 rad	N_r	6.80
$T_{1/3}$	11.4 sec	K_{Ra}	0.50	γ_r	2.65 t/m ³	θ_2	0.59 rad	N_g	9.00
β	0.26 rad	K_{Ta}	0.05	γ_c'	1.00 t/m ³	μ_1	0.60	R_x	4.00 m
h	10.1 m	w_0	1.03 t/m ³	γ_g'	1.00 t/m ³	μ_2	0.80	R_z	2.00 m

3부재 트러스의 결과와 마찬가지로, SGA, μ GA, MGA를 100회 반복수행하여 구한 목적함수값들을 일정 간격에 대한 빈도로 그림 5에 나타내었다.⁽¹⁰⁾ 그리고 각 알고리즘의 반복수행 후, 가장 작은 목적함수값을 구한 경우에 대한 결과는 표 6에 나타내었다. 여기서 P_{opt} 는 각 알고리즘을 반복수행한 후, 가장 작은 목적함수값이 존재하는 [420, 430]의 구간에서 목적함수값이 출현한 확률이다. 그림 5와 표 6에서, MGA는 다른 알고리즘들보다 효율적이고 우수함을 보였다.

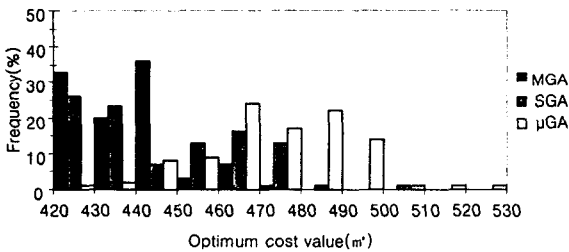


그림 5 100회 반복수행한 목적함수값들의 비교 (혼성방파제)

표 6 혼성방파제 설계 최적화의 결과

결과	SGA	μ GA	MGA	SA
x_1	15.92	15.43	16.10	15.87
x_2	6.91	6.57	6.94	6.96
x_3	6.66	7.10	6.63	6.88
x_4	8.02	8.03	8.04	8.30
x_5	1.00	0.99	1.00	0.99
x_6	5.50	5.50	5.11	5.44
Violation	0.00	0.00	0.00	0.00
Cost	422.7	429.3	421.0	421.0
N_{opt}	117960	4722	117240	139427
P_{opt}	9	1	62	-

그리고 MGA의 신뢰성을 확인하기 위하여, 집단크기(N)를 각각 40, 60, 80, 100, 120과 최대 반복세대수를 2000으로하여 알고리즘들을 혼성방파제의 설계 최적화에 적용하였다. 결과들은 표 7과

표 7 집단크기에 따른 SGA, μ GA, MGA의 결과

N	SGA			μ GA($N=5$)			MGA		
	Min.	Max.	Range	Min.	Max.	Range	Min.	Max.	Range
40	423.1	490.4	67.3	429.3	520.7	91.4	423.1	471.1	48.0
60	422.7	487.5	64.8				421.0	469.8	48.8
80	422.4	481.2	58.8				421.1	468.8	47.7
100	422.1	499.9	59.8				421.2	465.9	44.7
120	423.4	478.7	55.3				421.1	467.1	46.0

표 8 특정구간에 대한 목적함수값의 출현확률

특정구간	N	SGA			μ GA			MGA		
		Min.	Max.	Range	Min.	Max.	Range	Min.	Max.	Range
[420, 430]	40	5	1	19						
	60	3	1	24						
	80	11	1	25						
	100	7	1	35						
	120	15	1	46						
[420, 470]	40	86	37	99						
	60	73	37	100						
	80	94	37	100						
	100	91	37	100						
	120	94	37	100						

표 8에 나타내었다. 표 7은 각 알고리즘을 100회 반복수행한 후, 목적함수값의 최소값, 최대값, 그 차를 나타내고 있으며, 표 8은 가장 작은 목적함수값이 존재하는 [420, 430]의 구간과 MGA의 목적함수값이 100% 존재하는 [420, 470]의 구간을 평가하여 나타내었다. 표 7과 표 8로부터, MGA는 다양한 집단크기에 대하여 SGA, μ GA보다 목적함수값의 폭이 안정적이면서 작고, 보다 일정함을 확인하였다.

6. 결론

본 연구에서는 모사 풀림(SA)의 주 핵심인 메트로폴리스 알고리즘(Metropolis algorithm)을 단순 유전알고리즘(SGA)의 재생산 연산자에 조합한 메트로폴리스 유전알고리즘(MGA)을 개발하고, 이를 트러스와 혼성방파제의 설계 최적화에 적용하였다. 메트로폴리스 유전알고리즘은 초기세대에 집단이 개체의 다양성을 유지하고, 초기세대에 발생하는 유전정보의 소실을 방지하는 특징을 가진다.

구조물의 성질이 서로 다른 두 가지 수치예제에 대한 결과로부터, 메트로폴리스 유전알고리즘은 단순 유전알고리즘, 마이크로 유전알고리즘(μ GA), 모사 풀림보다 효율적임이 검증되었다. 또한 집단크기에 따른 최적 설계 결과값의 변화를 조사함으로써, 메트로폴리스 유전알고리즘의 신뢰성이 비교 알고리즘들보다 우수함을 입증하였다. 그러므로 메트로폴리스 유전알고리즘은 다른 다양한 구조물의 설계 최적화에도 효율적으로 적용될 수 있을 것이다.

참고 문헌

1. 이동곤, 정성재, 김수영, “유전적 알고리즘과 직접탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화방법에 관한 연구”, **대한조선학회 논문집**, 제31권, 제3호, 1994, pp. 12-18.
2. 김여근, 윤복식, 이상복, **메타 휴리스틱**, 영지문화사, 2000.
3. 송낙윤, 윤복식, “개선된 시뮬레이티드 어닐링 기법에 의한 디지털필터 설계의 고찰”, **한국정보처리학회 논문지**, 제2권, 제1호, 1995, pp.106-118.
4. 황인수, 한재민, “유전해법에서 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 개체선택의 효과에 관한 연구”, **경영과학**, 제14권, 제1호, 1997, pp.77-85.
5. 진강규, **유전알고리즘과 그 응용**, 교우사, 2000.
6. Goldberg, G.E., *Genetic Algorithms and Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
7. Krishnakumar, K., “Micro-genetic Algorithms for Stationary and Non-stationary Function Optimization”, *SPIE, Intelligent Control and Adaptive Systems*, Vol. 1196, 1989, pp. 289-296.
8. 김제현, “강상형교 설계최적화를 위한 마이크로 유전알고리즘의 적용”, **한국전산구조공학회 학술발표회 논문집**, 제14권, 제1집, 2001, pp.154-161.
9. 서경민, 류연선, 류청로, “ALM-BFGS 알고리즘을 이용한 혼성방파제의 최적단면설계에 관한 연구”, **대한토목학회 논문집**, 제 12권, 제1호, 1992, pp.197-205.
10. Fan, H.Y. et al, “An Empirical Comparison of Three Novel Genetic Algorithms”, *Engineering Computations*, Vol. 17, No. 8, 2000, pp. 981-1001.