

7-11
2003. 2. 10
81
32

공학석사 학위논문

유전 알고리즘을 이용한 망간단괴 수송선의 최적화와 경제성 평가

지도교수 윤길수

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함



2003년 2월

부경대학교 대학원

해양공학과

박재형

박재형의 공학석사 학위논문을 인준함

2002년 12월 26일

주 심	공학박사	류 연 선	
위 원	공학박사	김 정 태	
위 원	공학박사	윤 길 수	

목 차

List of Figures	iii
List of Tables	iv
List of Symbols	v
Abstract	vii
1. 서론	1
1.1 연구배경	1
1.2 연구목적 및 내용	2
2. 유전알고리즘	3
2.1 개요	3
2.1.1 해의 표현	5
2.1.2 초기 집단의 생성	6
2.1.3 기본 유전 연산자	7
2.1.4 적합도 평가	11
2.1.5 정지 조건	12
2.1.6 엘리트 전략	12
2.2 단순 유전알고리즘	12
2.3 마이크로 유전알고리즘	13
2.4 Threshold 유전알고리즘	14
2.5 하이브리드 유전알고리즘	16
2.5.1 Hook&Jeeves Method	16
2.5.2 Hybrid Method	18
3. 초기설계에서 망간단과 수송선의 최적설계 문제	20
3.1 설계과정	20
3.1.1 마력 및 중량 추정	20
3.1.2 운송 용적 계산	23
3.1.3 비용 계산	24
3.1.4 자본 회수율	25

3.1.5 RFR(Required Freight Rate)	26
3.1.6 견현과 GM계산	26
3.2 최적 설계 문제의 정식화	26
4. 알고리즘의 적용 및 비교	30
4.1 설계자료	30
4.2 적용 결과 및 비교 분석	31
5. 망간단괴 수송선의 경제성 검토	36
5.1 평가방법	36
5.2 결과 및 평가	37
6. 요약 및 결론	44
참고문헌	46

List of Figures

- Fig. 2.1 Search procedure of genetic algorithm
- Fig. 2.2 Based roulette wheel selection
- Fig. 2.3 Single point crossover
- Fig. 2.4 Two point crossover
- Fig. 2.5 Uniform crossover
- Fig. 2.6 A simple mutation
- Fig. 2.7 The flowchart of Hook&Jeeves Method
- Fig. 2.8 The flowchart of Hybrid GAs
- Fig. 3.1 Flowchart of ship design using RFR in preliminary design
- Fig. 3.2 Capital Recovery Factor
- Fig. 3.3 SUMT-exterior Method
- Fig. 4.1 The variations of the averaged best fitness value for each algorithm
- Fig. 4.2 Histograms of the final best objective function value
- Fig. 5.1 The variations of Object value for each ATC
- Fig. 5.2 The Comparison of total cost for each case
- Fig. 5.3 The Variations of AOC for increasing fuel cost
- Fig. 5.4 The comparison of total cost in each case according to fuel cost increasing
- Fig. 5.5 The comparison of total cost in each case according to improvement of cargo handling's ability
- Fig. 5.6 The comparison of total cost in each case according to rest days decreasing

List of Table

- Table 3.1 Details of Building cost
- Table 3.2 Details of Operation cost
- Table 4.1 Design variables and string lengths
- Table 4.2 Constant parameters for ship design
- Table 4.3 The running schemes of each algorithm
- Table 4.4 Comparison of the result for each algorithm
- Table 4.5 Statistical frequencies of the GAs in the given interval
- Table 5.1 Cases of economic evaluation
- Table 5.2 Optimum of each ATC
- Table 5.3 Economic evaluation of each case
- Table 5.4 Total cost in each case according to fuel cost increasing
- Table 5.5 Total cost in each case according to improvement of cargo handling's ability
- Table 5.6 Total cost in each case according to rest days decreasing

List of symbols

A	annual income
AAC	annual total cost
AOC	annual operating cost
ATC	annual transport capacity
B	breadth of ship
C	threshold parameter
CRF	capital recovery factor
C_B	block coefficient
$CONE$	building cost
D	depth of ship
DWT	deadweight
e	very small positive real number
ϵ	stop criterion
$F(x)$	fitness function
FB	freeboard
$f(x)$	objective function
f_i	fitness value
$g_i(x)$	constraint function
GM	Meta Height
i	interest
L	length
k	tournament size
P	building cost
p_1	parent 1
p_2	parent 2
p_c	crossover probability
p_m	mutation probability
p_{ml}	lower mutation probability

p_{mh}	higher mutation probability
R	Real space
RFR	Required Freight Rate
r	random number
γ	enough large number
λ	step length
S	pattern direction
s_1	offspring 1
s_2	offspring 2
T	template, draft
u_j	a positive number
u_j	coordinate direction
V	velocity of ship
X_{k+1}	$(k+1)$ -th Base point
x_i^0	best individual of previous generation
x_j	design variable
$x_j^{(U)}$	upper limit of design variable
$x_j^{(L)}$	lower limit of design variable
Δx_i	step length
$Y_{k,i}$	temporary base point obtained from the base point X_k by perturbing the j th component of X_k

Optimization and Economic Efficiency Evaluation of Manganese Nodule Carrier using Genetic Algorithms

Jae-Hyung, Park

*Department of Ocean Engineering, Graduate School,
Pukyong National University*

Abstract

Since the Industrial Revolution, the land resources have been decreased rapidly as the industrialization. And this phenomenon brings to our mind an interest in deep-sea resource(manganese nodule). Hence, Korea has been participated in the development project of exploiting manganese nodule since 1983. For that reason, Hwang and cho(1998) studied the it's economic efficiency evaluation. But they used the TAMU(Texas A&M University) model, and assumed deadweight and velocity of bulk-carrier. If we use some optimization technique, more economic manganese nodule carrier can be selected and evaluated without their assumption. In this study, we evaluated the economic efficiency of manganese nodule carrier using genetic algorithms(GAs).

Above all, we compared four GAs for search efficiency. They were Simple Genetic Algorithm(SGA; Holland, 1975), Micro Genetic Algorithm(μ GGA; Krishnakumar, 1989), Threshold Genetic Algorithm (TGA; Fan et al., 2000), and Hybrid Genetic Algorithm(HGA; Lee et. al., 1994). μ GGA used very small population size and TGA used different mutation probability using threshold parameter C . HGA combined SGA with Hook&Jeeves Method to make up for weak point in local search.

To investigate the efficiency of each algorithm for optimization problem in ship design, a total of 200 generations are executed for each running of all algorithms. With the different initial populations, the experiments repeated with the total time 100. Then we selected a suitable GA for optimization of ship design. In result, HGA showed the best efficient.

In addition, we studied to evaluate the economic of manganese nodule carrier using HGA. It was formulated with equality constrain for annual transport capacity. Finally, in spite of the variation of the fuel cost from 20\$/BBL to 90\$/BBL, it was the best economic carrier for manganese nodule to operate two ships with DWT 82,000ton and 14.53knot. Furthermore, also Variation of cargo handling's ability and rest days showed no effect on optimal result.

1. 서론

1.1 연구배경

산업혁명 이후 공업화에 따른 대량생산으로 인해 육상 자원이 빠른 속도로 고갈 되어졌다. 이에 1960년대부터 해저에 존재 하는 자원(망간단괴)에 관해 관심을 가지고 시작했고 1970년대부터 활발히 조사가 이루어지기 시작했다. 이에 우리나라는 1983년 8월 유엔 해양법 협약에 서명하고 그 해 12월 한국해양연구소가 태평양의 Clarion-Clipperton 해역의 약 20만 평방 Km에 대한 해저 탐사를 수행하여 현재 많은 연구가 진행 중에 있다.

이러한 심해저 광업 자원 개발에 있어 그 경제성 평가가 요구되어 진다. 이에 1970년대 후반부터 수행되어 왔으나 1988년 프랑스의 연구를 마지막으로 더 이상 수행되지 않았다. 그리고 우리나라에서는 황과 조(1998)에 의해 심해저 광물자원 개발사업의 경제성 평가를 수행되었다. 하지만, 이 평가에서는 텍사스 대학의 경제성 평가 모형인 TAMU(Texas A&M University) 모형을 토대로 계산 되어져 이루어졌으며 망간단괴 수송선의 경우 bulk-carrier의 deadweight 와 선속 등이 가정되어 있다. 이와 같은 경우 bulk-carrier의 최적화에 대한 연구가 많이 이루어 졌고, 비록 일반 bulk-carrier보다 추가적인 고가의 장비가 이용된다 하더라도 일반 bulk-carrier의 경제성 평가 모델의 최적화를 통해 수송 조건에 맞는 좀 더 경제적인 선박을 선택하는 것이 가능하겠다.

선박 초기 설계 과정에서 최적화라 함은 주어진 설계 조건(기술적 한계, 선주의 요구조건, 경제적 요인 등)을 만족하는 최적의 선박 주요 제원(길이, 폭, 깊이, 방형계수 등)을 정하는 것이다. 하지만 종래에는 Random search, Parametric study, Hook&Jeeves Method을 사용하였다. 이 방법은 효율이 떨어져 오랜 시간이 걸리거나 Local optimum에 빠질 가능성이 크다. 이에 비해 효율적이고 Global optimum을 찾을 확률이 큰 유전 알고리즘(Genetic Algorithms; GA)이 1970년대 중반부터 꾸준히 발전을 해 왔다.

이러한 GA는 국내에서도 양 등(1994)에 선체 구조물에 적용하였고, 이 등(1996)은 다목적함수 최적화에 응용하였으며, 신(1998)은 선박 경제성 평가 시스템에 적용하였고, 고(2000)는 로버스트 선박설계에 적용하였다.

하지만 이러한 연구들은 특정한 GA에 관한 적용성을 평가하고 적용한 경우가 많다. 하지만 GA는 1970년 중반 이후 단순 유전 알고리즘(Simple Genetic Algorithm; SGA)가 발표된 이후 많은 향상된 유전알고리즘이 존재 한다. 그리

한 이유로 본 논문에서는 4가지 특징적인 단순 유전알고리즘, 마이크로 유전알고리즘(Micro Genetic Algorithm; μ GA), Threshold 유전알고리즘(Threshold Genetic Algorithm; TGA), Hybrid 유전알고리즘(Hybrid Genetic Algorithm; HGA)를 적용하여 비교 검토해 보는 것이 필요하다.

HGA 경우 유전알고리즘을 충분히 수행한 후 Hook&Jeeves Method를 이용하는 방법이다. 이는 국부적 탐색 효율이 떨어지는 GA를 보완하기 위한 것이다. 이러한 방법은 충분히 수행 됐다고 판단하기 쉽지 않기 때문에 중간 과정에 수행되는 것도 좋은 방법이며, 중간 과정에 수행되면 GA의 Local search의 비효율적인 면을 보완하기도 하며 해의 질 향상이 빠르게 나타날 것이다.

1.2 연구목적 및 내용

본 연구에서 목적은 두 가지로 살펴 볼 수 있다. 첫째, 선박 설계의 경제성 모델을 이용하여 4가지 GA의 탐색 효율과 해의 질 향상 능력을 살펴보고, Hook&Jeeves Method와 GA를 병합한 Hybrid GA의 경우 Hook&Jeeves Method를 수행한 후에도 계속적으로 GA를 수행하도록 한다. 둘째, 기존에 TAMU 모형에 의해 계산된 수송선의 경제성은 여러 가지를 가정을 두었지만 최적화를 통해 좀 더 경제적인 선박을 선택하여 평가하기로 한다. 이를 위해 다음과 같은 연구과정을 수행한다.

우선 SGA, μ GA, TGA, HGA를 선박 설계 경제성 모델에 적용하여 20개체 200세대까지 100회 반복 수행하여 각 세대별 평균값을 구해 각 GA의 수렴 속도와 해의 질 향상 능력을 살펴본다. 그리고 집단 크기를 100, 세대 수를 5000으로 하여 100회 반복한 뒤 최적해의 빈도를 비교해 본다. 이를 바탕으로 가장 뛰어난 성능을 보이는 GA를 선택한다.

수송선의 경제성 평가는 우리나라 연간 생산량 300만톤을 기준으로 연간 운송 용적을 등호제약조건으로 하여 8가지 Case로 나누어 가장 경제적인 선박을 선택하고, 유가, 하역능력, 휴선일수의 변화에 따른 영향을 살펴본다.

2. 유전알고리즘(Genetic Algorithms; GA)

2.1 개요

1960년대부터 다양한 최적화 문제를 해결하기 위하여 자연 현상들을 흉내낸 알고리즘들이 개발되어 왔다. 대표적인 것들로는 모의진화(simulated evolution) [Fogel 1966], 유전알고리즘(genetic algorithms)[Holland 1975], 진화전략(evolution strategies)[Schwefel 1981], 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing)[Kirkpatrick et al. 1983], 타부 탐색(tabu search)[Glover 1986] 등이 여기에 해당된다. 특히 자연 진화과정 그 자체가 하나의 탐색 메커니즘이고 여기에 살고 있는 생물들은 계속적으로 변하는 환경에 효율적으로 적응해 간다는 사실에 착안하여 이를 이진화 원리로 모사하려는 노력이 유전알고리즘이 탄생하게 된 동기가 되었다.

유전알고리즘이란 유전적 계승과 생존경쟁이라는 자연현상을 알고리즘 형태로 모델링한 확률적 탐색법을 말한다. 유전적 계승은 각 세대에 새로운 자손을 생산하는 유전학 과정을 흉내낸 것이고, 생존경쟁은 세대에서 세대로 집단을 만들어가는 다윈의 진화과정을 흉내낸 것이다. 이러한 종의 집단을 유지하고 이를 개량하기 위해 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)와 같은 유전 연산자를 사용한다. 유전 연산자를 통해 개체를 선택하고 이들 간의 정보형성과 교환을 장려하여 집단을 개량함으로써 여러 방향으로의 탐색을 실행한다. 특히 선택 시 개체들의 강점과 약점은 적합도를 통해 구별된다.

유전알고리즘의 장점은 연속성, 미분가능성, 단봉성 등과 같은 탐색공간의 제약성으로부터 자유롭다는 것이다. 이러한 장점 때문에 유전알고리즘은 최근 복잡한 최적화 문제를 해결하는 도구로 점점 관심을 받게 되고, 많은 분야에서 성공적으로 적용되고 있다.

유전 알고리즘의 탐색과정은 크게 초기화(initialization), 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 4단계로 구분된다. 초기화 단계에서는 초기 개체(individual)들을 해 공간 내에서 무작위로 선택하거나 경험적인 방법으로 선택된다. 다음 단계에서는 초기 개체가 복호화(decoding) 되어 적합도(fitness)를 평가하고, 적합도에 따라 재생산(reproduction)을 수행한다. 이는 교배(crossover)를 통해 집단 내의 정보만으로 변화를 시도하게 된다. 이 후, 유전 정보의 다양성을 유지하기 위해서 적절히 돌연변이(mutation)를 시도하게 된다. 이렇게 해서 새롭게 형성된 집단은 다시 평가되고 최적의 해가 발견 될

때까지 수행한 일련의 과정을 반복하게 된다. 이러한 일련의 탐색과정이 Fig. 2.1에 보여진다.

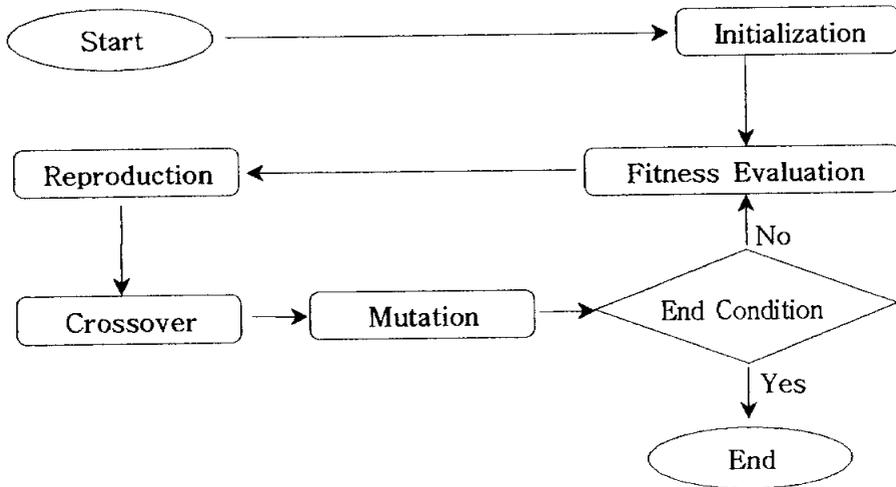


Fig. 2.1 Search Procedure of genetic algorithm

이러한 유전알고리즘의 특징은 다음과 같다.

- 1) 문제의 파라미터를 직접이용하기 보다는 이를 적절히 기호표현을 이용한다.
- 2) 하나의 해를 다루기보다는 집단을 취급한다.
- 3) 이득함수 또는 목적함수 값만을 필요로 하고, 연속성, 미분가능성, 단봉성 등과 같은 다른 보조 정보를 요구하지 않는다.
- 4) 유전연산자를 사용한다.
- 5) 얻어진 결과는 결정적이기보다는 확률적이다.

아직은 각종 규칙과 매개변수 설정방법 등 불확정한 요소가 많은 방법론이라는 단점을 가지고 있지만 오히려 이런 느슨한 구조 때문에 응용범위가 넓다. 기존의 최적화 기법들의 가장 큰 문제점으로 최종적 탐색 결과가 국부적인 최적점(Local optimum value)일 가능성이 많다는 것이다. 따라서 설계자는 설계변수가 출발점의 위치를 바꾸어 가면서 최적치의 결과를 각각 얻어 비교, 검증해야 하는 번거로운 과정을 거쳐야 한다. 그리고 목적함수의 형태가 설계변수의 허용 범위 내에서 국부적 최적점을 많이 갖게 되면 얻어진 최적치가 국부적인 값인지 혹은 전역적 최적치(Global optimum value)인지의 판단이 매우 어렵게 된다(고, 2000)

그런데 유전알고리즘은 탐색 공간 내에서 탐색점을 한 번씩 순차적으로 탐색하는 것이 아니라 여러 점을 동시에 병렬탐색하기 때문에 신속하게 그리고 전역적 최적점을 쉽게 탐색하는 장점을 가진다.

2.1.1 해의 표현

유전 알고리즘들은 자연 진화과정을 충실히 반영하기 위해 두 개의 공간, 즉 부호 공간(coding space)과 해 공간(solution space) 상에서 동작되도록 고안되어 왔다. 유전 연산자들은 유전자형을 기반으로 부호 공간상에서 동작되고, 개체의 능력을 평가하는 적합도 계산은 파라미터(표현형)를 기반으로 해 공간에서 이루어진다. 따라서 해 공간상의 파라미터는 연산에 적합한 부호 공간상의 자연 파라미터(natural parameter)로 변환되고 유지된다. 변환된 결과를 스트링 또는 염색체라 부른다. 이렇게 함으로써 스트링 내의 비트들은 자연계의 유전자로서의 역할을 반영하게 된다. 스트링으로부터 적합도를 계산하는 작업은 해 공간에서 이루어지기 때문에 스트링은 파라미터로 변환된다.

본 논문에서는 이진 부호화 형태를 사용하였고 이진 표현 형태는 다음과 같다.

① 이진 부호화

단계 1 : 변수 x_j 를 선형적으로 $[0, 2^{l_j} - 1]$ 사이의 정수 u_j 로 사상한다. 식 (2.1)은 이들 간의 관계를 말해준다.

$$u_j = \frac{2^{l_j} - 1}{x_j^{(U)} - x_j^{(L)}} (x_j - x_j^{(L)}) \quad , \quad (1 \leq j \leq n) \quad (2.1)$$

단, l_j 는 각 변수에 할당된 비트 수, $x_j^{(U)}$ 와 $x_j^{(L)}$ 는 각 변수에 할당된 최대값과 최소값을 나타낸다.

단계 2 : 차례대로 u_j 를 이진 스트링으로 변환한 다음 결합한다.

② 이진 복호화

단계 1 : 각 변수에 대응되는 스트링을 취하고 10진수 u_j 로 변환한다.

단계 2 : 식(2.2)를 통해 u_j 를 구간 $[x_j^{(L)}, x_j^{(U)}]$ 사이의 실수로 x_j 로 변환한다.

$$x_j = x_j^{(L)} + \frac{x_j^{(U)} - x_j^{(L)}}{2^l - 1} u_j, \quad (1 \leq j \leq n) \quad (2.2)$$

예를 들어, x 가 구간 $[1.8, 3.3]$ 이고 4비트 스트링으로 표시된다고 했을 때, $x_1 = 2.4$, $x_2 = 3.3$ 을 부호화 해 보자.

$$u_1 = \frac{2^4 - 1}{3.3 - 1.8} (2.4 - 1.8) = 6$$

$$u_2 = \frac{2^4 - 1}{3.3 - 1.8} (3.3 - 1.8) = 15$$

이렇게 6과 15을 이진수로 변환하면 $s_1 = 0110$, $s_2 = 1111$ 로 나타내어지고 결과적으로 $s = (01101111)$ 를 얻게 된다. 이를 다시 복호화하면,

$$x_1 = 1.8 + \frac{3.3 - 1.8}{2^4 - 1} \times 6 = 2.4$$

$$x_2 = 1.8 + \frac{3.3 - 1.8}{2^4 - 1} \times 15 = 3.3$$

와 같이 된다.

2.1.2 초기 집단의 생성

탐색공간 상의 점들을 표현하는 방법이 결정되면 다음은 유전 연산자를 통해 모의진화가 수행될 초기 개체집단을 생성하는 절차가 요구된다. 개체들이 진화해 가는 도중에 집단은 총체적 기억장소(integral memory)로서의 역할을 담당하게 되고, 많은 세대를 거치는 동안에 좋은 해(우성)의 유전자를 보유하게 된다. 초기 집단은 연구용 유전 알고리즘이나 아니면 응용을 위한 유전 알고리즘이나에 따라 그 생성방법이 판이하게 다르다. 자주 이용되는 방법으로는 무작위 초기화(random initialization)법과 사전지식 또는 경험을 기반으로 하는 유도된 초기화(directed initialization)법이다. 전자는 단순히 난수발생기에서 생성되는 Nl (집단크기 \times 염색체 길이)개의 이진 정수로 염색체를 초기화하게 된다.

이 방법은 해에 대한 사전지식이 결여되거나 임의로 발생하는 집단(즉 가혹한 초기 환경)으로부터 전역해를 탐색하는 유전 알고리즘의 성능을 평가할 때

주로 이용된다.

2.1.3 기본 유전 연산자

유전 알고리즘의 핵심은 무엇보다도 자연의 진화 원리를 알고리즘 형태로 흉내 내려는(자연진화와 유전학에서 일어나는 메커니즘의 개념을 모방할 뿐 그 과정을 정확하게 반영하지는 못함) 유전 연산자(genetic operator)라고 해도 과언이 아닐 것이다. 만약 어떤 알고리즘이 유전 알고리즘이라고 불리워질라면 각자 필수적이라고 생각하는 다수의 연산자들을 사용하게 된다(진, 2000). 이들 중 어떤 것은 한 알고리즘에는 포함되지만 다른 알고리즘에서 생략되고, 같은 이름일 지라도 문제의 성격과 사용자의 입장에 따라 그 구조와 연산이 다른 경우도 있다. 비록 서로 간에 차이점이 있다 해도 대부분의 유전 알고리즘들은 재생산, 교배, 돌연변이를 포함시키고 있다.

(1) 재생산 (reproduction)

재생산은 적자생존(survival of the fittest) 또는 자연도태(natural selection) 현상을 모방하려는 인위적인 메커니즘이다. 이를 알고리즘으로 구현한 재생산 연산자(reproduction operator)는 적합도 값을 기반으로 약한 개체들을 집단에서 몰아내고 강한 개체를 선택함으로써 이들의 유전자들이 이후 세대의 집단에서 넓게 퍼지도록 해준다.

재생산을 알고리즘으로 구현한 방법으로는 여러 가지가 있다. 룰렛휠 선택(roulette wheel selection)[Holland 1975], 순위에 기초한 선택(ranking-based selection)[Baker 1985, Whitley 1989], 토너먼트 선택(tournament selection)[Goldberg 1989] 등이 여기에 해당한다.

룰렛휠 선택은 적응도 비례선택이라고도 하는데 각 개체의 적응도에 비례한 확률로 자손을 남길 가능성이 있는 모델이다. 어떤 개체 i 가 각각의 선택 정도에 따라 선택될 확률 p_{select} 는 식(2.3)으로 나타낼 수 있다.

$$p_{select} = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \quad (2.3)$$

여기서 f_i 는 개체 i 의 적응도를 나타낸다.

선택 확률이 부여되는 경우 “0”에서 “1”구간 사이에서 난수를 발생시키고,

그 값에 의존하여 어떤 개체와 어떤 개체를 선택할 것인지 결정한다. 선택 확률이 큰 개체는 여러 번의 교차에 참가하기 때문에 그 유전자가 집단 중에 확산되어 간다. Fig. 2.2는 적응도에 비례한 개체 선택을 나타낸 것이다.

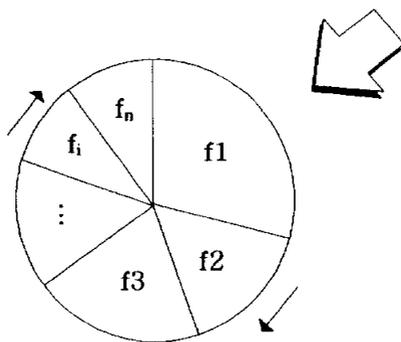


Fig. 2.2 Based roulette wheel selection

순위에 기초한 선택은 최대화 문제에서 목적함수 값이 음의 값을 갖는 경우나 최소화 문제의 경우에 룰렛휠선택을 사용하기 위해서는 목적함수 값을 조정해 주어야 하며, 값의 변화에 따라 적응도에 차이가 거의 없게 되는 경우가 발생함으로써 제안된 방법이다. 이 방법은 가장 좋은 개체부터 차례로 순위를 주어 그 순위에 따라 선택 확률을 부여하는 방법이다. 순위에 따라 선택 확률을 주는 여러 방법이 있을 수 있다. 한 방법으로 적응도의 최대값(MAX), 최소값(MIN)을 주어 그 차를 모집단의 개체수로 나눈 등간적으로 개체의 적응도를 부과하는 방법이다. 한 예로 MAX=3.0, MIN=0.0으로 두고, 모집단의 개체수가 100이면 적응도의 간격은 0.03이 되어, 가장 좋은 개체는 3.0, 다음 좋은 개체는 2.97 그리고 다음은 2.94가 되고, 가장 좋지 않은 개체는 0.03의 적응도를 갖는다. 이렇게 하여 룰렛휠 선택으로 선별할 수 있다.

순위선별에서는 각 순위에 따른 선택 확률을 어떻게 주느냐가 문제이지만, 선택압을 제어할 수 있는 가장 간단하면서도 효과적인 방법이라 할 수 있다.

토너먼트 선택은 스포츠나 게임에서 자주 접할 수 있는 경쟁적으로 개체를 선택하는 방법이다. 즉, 두 개 또는 그 이상의 개체들을 비교하여 그 중에서 생존할 개체를 선택하는 방법이다. 그 절차는 다음과 같다.

단계 1. 토너먼트 크기 $k(\geq 2)$ 를 결정한다.

단계 2. 현재의 모집단에 있는 모든 개체를 임의의 순서로 나열한다.

단계 3. 나열된 개체들 중에서 처음 k 개의 개체의 적응도를 비교하여, 그 중에 가장 좋은 개체를 다음 세대에 생존시킨다. 그리고 비교된 k 개의 개체를 삭제한다.

단계 4. 나열된 개체가 모두 비교되었으면 현재 모집단의 개체들을 새로이 임의의 순서로 나열된다.

단계 5. 다음 세대에서 요구되는 개체의 수만큼 개체가 선별될 때까지 단계 3과 단계 4를 반복한다.

이 방법에서 k 는 파라미터로, k 의 크기에 따라 모집단의 다양성과 선택압을 조절할 수 있다. 보다 큰 k 의 값은 선택압을 증가시킨 반면 모집단의 다양성을 감소한다. 즉 k 가 크면 우수개체가 중복해서 여러 번 선별될 수 있어 다음 세대에 똑같은 개체가 복수로 생존하게 된다. 흔히 $k = 2$ 를 사용하는데 이를 이진토너먼트라 한다.

(2) 교배 (crossover)

자연계의 생물들은 그들의 유전자를 서로 섞는 유성생식(sexual mating)을 통하여 자손을 생산하게 되고, 이런 성적 재생산을 알고리즘 형태로 흉내낸 것이 인위계에서의 교배이다. 교배는 탐색공간 상의 가능한 새로운 점을 찾기 위하여 교배급원으로부터 부모(parent)염색체 쌍을 임의로 선택하고, 교배 점 이후의 비트들을 서로 교환 결합함으로써 자손(offspring)을 생성한다. 유전자를 절단하는 교배점은 염색체 내에서 임의로 선택된다.

교배 연산자는 일점 교배(single point crossover), 이점 교배(two point crossover), 다점 교배(multi point crossover), 균등 교배(Uniform crossover) 등이 있다.

일점 교배는 가장 고전적인 방법으로 두 개의 부모 스트링의 유전인자를 임의의 교차위치에서 절단하여 두 부모의 절단된 한 부분의 스트링씩을 상속받아 자손을 생산하는 방법이다. 일점 교배의 과정의 예는 Fig. 2.3와 같다.

이점 교배는 일점 교배가 그 단순함 때문에 아직도 폭넓게 이용되고 있지만 이 교배는 두 부모 염색체 안에 분산되어 있는 어떤 유전정보를 결합하지 못하는 약점을 보완해주는 하나의 연산자이다. 교배점은 염색체 안에서 무작위로 선택되며, 그 예가 Fig. 2.4에 나타난다.

그러나 어떤 경우에는 이점 교배로는 결합할 수 없는 스키마가 있을 수 있다.

이 때는 다점 교배를 적용하면 가능하다.

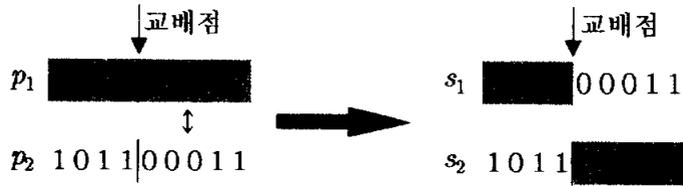


Fig. 2.3 Single point crossover

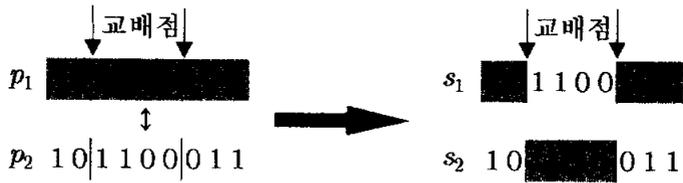


Fig. 2.4 Two point crossover

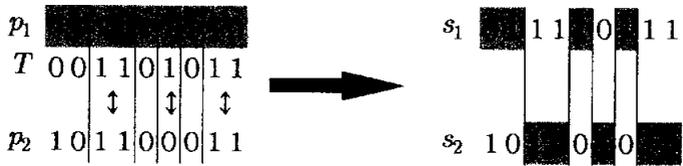


Fig. 2.5 Uniform crossover

일점 교배 또는 이점 교배에서 생기는 스키마 결합 문제를 보완해 줄 수 있는 또 다른 연산자가 균등 교배이다. 균등 교배는 부모 염색체 쌍의 선택에 이어 템플릿(T)을 발생시키고, 템플릿 내에 '1'이 있는 위치의 부모 유전자들을 서로 교환하여 자손을 생성한다. Fig. 2.5은 이 연산자의 원리를 보여준다. 교환되는 유전자는 전적으로 템플릿에 의해 결정되고 템플릿은 임의로 발생된다. 이 때문에 일점 교배와 이점 교배에서는 그런대로 잘 유지되는 염색체 내에 밀착되어 있는 좋은 특성(trait)의 스키마타들이 균등 교배에서는 쉽게 파괴되는 경향이 있다.

(3) 돌연변이 (Mutation)

모의 진화가 계속되는 동안 재생산과 교배 연산자는 집단을 더욱 강하게 해 주고 이로 인하여 염색체들은 서로 닮아가게 된다. 이러한 현상은 세대말기에는

바람직하지만 세대 초기에 발생하게 되면 유전연산자의 다양성 결핍으로 준최적해(suboptimal solution)나 사점(dead corner)에 빠지게 되는 요인이 된다. 재생산과 교배 연산자는 국부해나 사점으로부터 벗어나게 하는 메커니즘을 가지고 있지 않다. 다시 말하면 집단 내 염색체들의 특정위치 비트가 모두 같게 되면 재생산과 교배 연산자는 이를 변경할 수 없게 된다. 이러한 원치 않는 해로부터 벗어나기 위한 메커니즘이 돌연변이다. 돌연변이 연산자는 개체에 새로운 유전자가 생성되는 것으로, 한 개체에서 아주 작은 수의 유전자를 임의로 변화시키는 과정이다. 따라서 교배는 현재 가지고 있는 정보들을 이용해서 탐색하는 것에 비해 돌연변이 과정은 현재 집단에 존재하지 않는 새로운 정보를 제공해 준다. 유전 알고리즘에 돌연변이는 해 공간을 다양하게 탐색하는 역할을 한다. 이 과정은 과거에 잃어버렸던 중요한 정보를 되찾을 수 있으며 탐색의 방향이 국부 최적해(Local optimum)로 향할 경우 여기서 벗어나도록 도움을 준다. 다음 Fig. 2.6 에서는 유전자 열중에서 하나의 유전자에 대해 단순 돌연변이를 수행하는 것을 나타내고 있다.

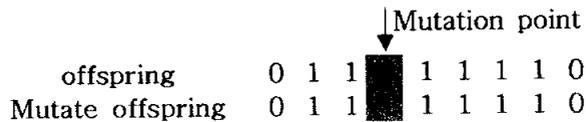


Fig. 2.6 A simple mutation

2.1.4 적합도 평가

자연계의 생물들은 생존경쟁을 통해 끊임없이 투쟁하며 환경에 적응해 가는데 한 생물의 생존능력은 그 환경에 대한 적합도(fitness)를 반영한다. 생물의 적응능력은 유전알고리즘에서는 개체의 적합도를 평가하는 과정을 통해 반영된다. 세 가지 연산을 거쳐 새로운 집단이 완성 될 때마다 개체들의 적합도가 평가되는데 이는 대개 목적함수로부터 계산된다. 적합도가 큰 개체가 더 많은 보상을 받을 수 있도록 배려되어야 한다. 이를 위하여 적합도 함수는 최대화 문제 형태로 기술되어야 하고 음의 값을 가져서는 안 된다. 이 때문에 적합도 함수를 얻기 위해서는 목적함수의 적절한 사상(mapping)이 요구된다.

최소화 문제로 기술되는 목적함수의 경우, 적합도 함수를 얻을 때는 이를 최대화 문제로 전환하면서 동시에 $F(s) \geq 0$ 의 관계를 만족시켜주는 사상이 필

요하다. 본 논문에서는 식(2.5)와 같이 $f(x)$ 의 부호를 바꾼 다음 이를 적절히 이동하는 방법을 이용한다.

$$F(s) = -f(x) + \gamma \quad (2.5)$$

여기서 γ 는 모든 x 에 대해 $-f(x) + \gamma \geq 0$ 의 관계를 만족시키는 상수이다.

2.1.5 정지 조건

집단이 모의 진화를 거듭하면서 해 쪽으로 수렴해갈 때 언제 정지할 것인지를 결정하는 것은 대단히 중요하다. 가장 간단한 종료 조건은 현재의 세대 또는 반복횟수가 미리 지정한 값(최대 세대수)에 도달하면 정지하는 것이다. 개체군이 해 가까스로 수렴해가면 개체들의 대부분은 한 세대에서 다음 세대로 아무런 변경 없이 생존해 간다.

2.1.6 엘리트 전략

Kenneth De Jong(1975)에 의해 처음으로 소개된 엘리트 전략(elitism)은 GA가 각 세대에서 가장 좋은 개체를 강제로 유지시키는 것이다. 만약 이러한 개체들이 재생산을 위해 선택되어지지 않거나 또는 교배나 돌연변이에 의해 파괴되어진다면, 이 개체들은 분실 될 수 있다. 다시 말해 확률에 따라 개체를 선택하여 교배 및 돌연변이의 결과로 특별히 좋은 해가 소실되는 것을 막기 위해 가장 좋은 해를 보존하여 다음 세대에 남기는 방법이며, 일반적으로 다른 선택 방법과 융합하여 사용한다.

2.2 단순 유전알고리즘

단순 유전알고리즘(Simple Genetic Algorithm: SGA)은 Holland에 의해 개발된 초기의 알고리즘임에도 불구하고 해를 찾는 능력이 강인하여 아직도 많은 최적화 문제에 응용되고 있다. 현재까지 SGA를 개선하고 변형한 여러 유전알고리즘들이 제안되어 왔지만 이들이 채용하고 있는 기본적인 메커니즘은 유사하며 다음 요소들을 포함하고 있다[Holland 1975, Goldberg 1989]:

- ⊙ 파라미터를 부호화
- ⊙ 초기 개체집단의 생성
- ⊙ 집단 내 개체들의 적합도 평가
- ⊙ 유전 연산자들의 사용

이러한 요소들은 다양한 방법으로 구현될 수 있고 유전알고리즘의 성능에 미치는 영향은 크다.

SGA는 GA의 기본이 되고, 이진 코딩을 채용하고 있으며, 초기집단은 무작위 초기화를 사용한다. 재생산 방법으로는 룰렛휠 선택을 사용하며, 교배는 일점 교배를, 돌연변이는 비트 돌연변이를 사용한다. 하지만 엘리트 전략의 경우 집단의 크기가 크면 없어도 크게 영향을 미치지 않으므로 선택적인 사용이 필요하다.

2.3 마이크로 유전알고리즘

지금까지 다양한 분야에서 일어나는 최적화 문제를 해결하기 위하여 여러 형태의 유전알고리즘들이 개발되어 왔지만 아직도 룰렛휠 선택을 사용하는 경우가 많다. 만약 이러한 유전알고리즘이 작은 개체집단을 이루고 초기 세대에 초우량 개체가 출현하면 룰렛휠 선택은 이 개체를 여러 번 복제하게 되고, 이들의 집단을 지배함으로써 유전자의 다양성을 잃게 된다. 이러한 문제를 보완하기 위해 흔히 집단의 크기는 30 과 200 사이에서 유지된다[Goldberg 1989a]. 이 때 고려되어야 할 사항 중 하나가 계산부담이다.

이러한 계산 부담 문제를 해결하기 위하여 Goldberg는 유전 알고리즘(GA)안에서 작은 집단을 효율적으로 다룰 수 있는 방법을 제시하였다. 유전정보의 다양성을 충분히 유지하기 위하여 집단이 어느 한 점 가까이로 수렴하게 되면 집단을 재구성해서 다시 시동하게 된다. 이 때 수렴성은 각 개체의 유전자형을 비교하거나 아니면 표현형을 비교하는 방법으로 측정될 수 있다. 한 방법은 최적 개체와 나머지 개체들의 염색체 비트끼리 비교하여 서로 다른 비트 수가 5% 미만이면 수렴 집단 내에서 최적의 개체와 나머지 개체를 무작위로 초기화하여 구성된 새로운 집단을 가지고 재시동한다. 이러한 “시동과 재시동” 과정은 만족스러운 해가 얻어질 때까지 반복된다.

이런 접근방법에 기초하여 Krisnakumar는 매우 작은 집단을 취급하는 마이크로 유전알고리즘(micro genetic algorithm: μ GA)을 제안하였다[Krisnakumar

1989]. μ GA에서 집단은 5개의 염색체로 구성되고 이와 함께 채용된 염색체의 표현법, 연산자, 전략은 다음과 같다.

- 1) 해의 표현 : μ GA는 SGA의 한 수정된 형태로서 이진코딩을 채용하고 있다.
- 2) 재생산 연산자 : 매우 작은 집단을 취급함으로써 인해 유전정보의 결핍은 불가피하다. 이러한 환경에는 선택확률에 의존하는 선택을 적용하면 집단은 더욱 빨리 우량 개체로 고정될 가능성이 있기 때문에 결정적 토너먼트선택을 이용하고 있다. 또한 엘리트 전략을 채용하고 있기 때문에 집단 내 5번 염색체를 최적 개체를 관리한다. 적합도 평가가 끝나고 최적 개체가 결정되면 이는 5번 위치에 복제된다. 나머지 4개의 염색체(1-4)는 토너먼트선택으로 선택된다. 선택 시 염색체들은 임의로 그룹화 되고, 경쟁을 통해 적합도가 큰 것이 선택된다. 이때 최적 개체도 경쟁에 참여한다.
- 3) 교배 연산자 : μ GA는 일점교배를 채용하고 있는데 개체간의 정보교환이 절실히 요청되므로 선택된 어머니 쌍에는 반드시 교배가 일어나도록 교배확률 $p_c = 1$ 배려하고 있다.
- 4) 돌연변이 연산자 : μ GA는 개체들이 어느 한 점 가까이로 수렴하게 되면 수렴된 집단 내의 최적 개체와 임의로 발생된 나머지 4개체로 재구성되는 새로운 집단을 가지고 재시동하기 때문에 이 때마다 충분한 정도의 다양성이 도입된다. 따라서 별도로 돌연변이 연산을 필요로 하지 않는다. 다시 말하면 돌연변이확률 $p_m = 0$ 으로 고정된다.
- 5) 엘리트 전략 : 이 전략은 유전알고리즘에서 반드시 필요한 것은 아니지만 좋은 유전자의 확률적 손실을 방지해주므로 μ GA도 이를 채용하고 있다.

2.4 Threshold 유전알고리즘

GA에서, 일반적으로 교배가 진화과정에서 지극히 중요한 역할을 수행하지만 돌연변이는 백그라운드 연산자로 간주되어 왔다. 그러나 돌연변이는 GA 수행에 크게 영향을 줄 수 있으며, 다음과 같은 2가지 중요한 역할을 한다. 집단이 교배 연산자에 의해서 최적해 근처에 도달하였을 때, 돌연변이는 계속적으로 최적해에 수렴하도록 보장할 수 있다. 분명히 이러한 상황에서 돌연변이 확률은 작은 값을 가져야 한다. 두 번째 역할은 집단에서 교배의 적용이 반복됨에 의해 소실된 대립 유전자들의 재도입이고, 조기 수렴을 피하기 위해 집단의 변화를

주게 된다. 이러한 측면에서는 돌연변이 확률을 큰 값을 줄 필요가 있다. 이것은 서로 상반되어지므로 적당한 돌연변이 확률을 선택하는데 어려움을 야기시킨다[Fan et al, 2000]. 이에 Fan 등은 전역적 최적인가 국부적 최적인가를 판단하는 파라미터를 이용하여 이를 돌연변이에 접목 시켜 경우에 따라 돌연변이 확률을 달리 주는 Threshold 유전 알고리즘(Threshold Genetic Algorithm: TGA)을 제안하였다.

$f(x)$ 를 최대화하는 문제를 풀기위해, TGA는 다음의 단계를 따라 수행된다.

- Step 1. 집단의 초기화
- Step 2. 각 개체에 대한 적합도 결정
- Step 3. 선택 수행
- Step 4. 교배 수행
- Step 5. 각 개체에 대한 돌연변이 확률을 정하고 돌연변이 수행
- Step 6. Step 2부터 반복 수행

위의 TGA과정에서 Step 5는 위에 언급된 내용이 포함된다. 이 Step은 다음에 따른 Sub-step으로 수행된다.

- Sub-step 1. 매개변수 $C(t) : C(t) = f^*(x_t^0) - e$, 여기서 x_t^0 는 전 세대의 최상의 개체이고, e 는 매우 작은 양의 상수이다.
- Sub-step 2. 각 개체에 대하여 $f(x)$ 와 $C(t)$ 를 비교한다. 만약 $f^*(x) > C(t)$ 이라면, $p_m = p_{mh}$, 아닐 경우에는 $p_m = p_{ml}$ 이고 p_{ml} 과 p_{mh} 는 상수이다.

위의 sub-step에서 매개변수 C 를 푸는 동안 e 는 이론상 매우 작은 수이지만, 사실상 얼마나 작아야 하는지는 수치 계산 결과에서 요구되는 정확도에 의존한다. 일반적으로 TGA의 초기진화에서는 높은 값을 가지게 되고, 그래서 알고리즘은 최적점을 거칠게 탐색할 것이다. 더불어 진화 과정이 길어짐에 따라, 알고리즘에 의해 좋은 최적점을 획득하기 위해 점점 더 작은 값을 가지는 경향 보인다.

위에 언급된 것에 따라 TGA에서 C 가 주어졌을 때 $f(x)$ 를 최소화 하는 문제에 대하여 만약 최대화 문제로 변환된 그 적합도가 \sqrt{C} 보다 크다면 이전의 최

소는 국부 최소로서 고려되어야 한다. 그러한 분지에서 개체의 돌연변이 확률은 물론 높은 정도의 값을 가지게 된다. \sqrt{C} 보다 작은 적합도 함수를 가지는 최소값에 대해서는 최소 분지가 전역적인 것으로 다루어져야 한다. 그러한 분지의 개체의 돌연변이 확률은 물론 크게 주어야 한다. TGA에서 e 의 값은 알고리즘 자신이 계속 진행되면서 적당하게 변화된다. 진화가 진행될 때 e 는 감소하고, 그러므로 더더욱 국부 최적점이 구분되어진다. 이러한 알고리즘 비교 과정을 통해 개체들은 분지에 빠져든 이후 비교적 큰 확률로 국부 최소 분지로부터 벗어나게 된다. 이렇게 볼 때, Threshold 유전 알고리즘은 전역적 최적화 방법이라 생각할 수 있다.

2.5 하이브리드 유전 알고리즘

유전 알고리즘에 다른 최적화 기법을 이용한 알고리즘을 말한다. Hybrid GA는 두가지 관점에서 볼 수 있는데 첫째는 국부 최적화 알고리즘이 유전 알고리즘의 국부 최적점 근처에서의 미세 조정을 돕는다는 관점이고, 둘째는 유전 알고리즘이 국부 최적화 알고리즘을 위한 다양한 초기해를 제공한다는 관점이다. 이러한 두 가지 관점을 바탕으로 우선 국부 탐색 기법인 Hook&Jeeves Method를 알아보고, 이를 GA와 병합한 Hybrid 유전 알고리즘을 알아본다.

2.5.1 Hook&Jeeves method

Hook and Jeeves 방법은 변수에 약간씩의 변위를 주어(Exploratory move), 목적함수가 감소하는 방향으로 변수를 변화시켜 가는(Pattern move)방법이다. 일반적인 탐색 과정은 다음과 같다.

Step 1. 각 변수의 좌표 방향 \mathbf{u}_k 로의 step 길이 Δx_k 를 정하고, $k=1$ 로 두고, 임의의 점 $\mathbf{X}_1 = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 를 starting base point로 두고 시작.

Step 2. $f_k = f(\mathbf{X}_k)$ 를 계산한다. 이 때 $i=1$, $\mathbf{Y}_{k0} = \mathbf{X}_k$ 로 두고, Step 3과 같이 exploratory move를 시작. 여기서 \mathbf{Y}_{kj} 는 \mathbf{X}_k 의 j 번째 성분의 이동에 의해 base point \mathbf{X}_k 로부터 구해진 임시 base point를 나타낸다.

Step 3. 변수 x_i 는 현재의 임시 base point $Y_{k,i-1}$ 에서 새로운 임시 base point를 획득하기 위해 식(2.7)과 같이 이동한다.

$$Y_{k,i} = \begin{cases} Y_{k,i-1} + \Delta x_i u_i & \text{if } f^+ = f(Y_{k,i-1} + \Delta x_i u_i) \\ & < f = f(Y_{k,i-1}) \\ Y_{k,i-1} - \Delta x_i u_i & \text{if } f^- = f(Y_{k,i-1} - \Delta x_i u_i) \\ & < f = f(Y_{k,i-1}) \\ Y_{k,i-1} & \text{if } f = f(Y_{k,i-1}) < \min(f^+, f^-) \end{cases} \quad (2.7)$$

이러한 새로운 임시 base point를 찾는 과정은 x_n 에 의해 $Y_{k,n}$ 이 구해 질때 까지 $i = 1, 2, \dots$ 에 대해 계속된다.

Step 4. 만약 점 $Y_{k,n}$ 이 X_k 와 같다면, step length Δx_i 를 감소시키고 $i = 1$ 로 놓고 단계 3으로 간다. $Y_{k,n}$ 이 X_k 와 다르다면 식(2.8)과 같이 새로운 base point를 획득하고 단계5로 간다.

$$X_{k+1} = Y_{k,n} \quad (2.8)$$

Step 5. base point X_k 와 X_{k+1} 에 의해, pattern direction S 를 식(2.9)와 같이 정해지고, 식(2.10)에 의해 점 $Y_{k+1,0}$ 을 구할 수 있다.

$$S = X_{k+1} - X_k \quad (2.9)$$

$$Y_{k+1,0} = X_{k+1} + \lambda S \quad (2.10)$$

여기서, λ 는 간단하게 1로 둘 수 있는 step length이다. 다른 방법으로, direction S 에 대해서 단일변수 최소화 문제를 풀어 식(2.10)에 λ 대신 최적 step length λ^* 을 사용할 수 있다.

Step 6. $k = k + 1$ 로 두고 $f_k = f(Y_{k0})$ 를 계산하고, $i = 1$ 로 한 후 단계 3부터 반복한다. 만약 단계 3의 마지막에 $f(Y_{k,n}) < f(X_k)$ 이라면 새로운 base point로서 $X_{k+1} = Y_{k,n}$ 을 취하고, 단계 5로 간다. 반면에, 만약 $f(Y_{k,n}) \geq f(X_k)$ 라면, $X_{k+1} \equiv X_k$ 라 두고 step length Δx_i 를 줄이고 $k = k + 1$ 로 두고 단계 2로 간다.

Step 7. 이 과정은 step length가 작은 수 ϵ 보다 작아질 때 수렴했다고 가정한다. 그러므로 과정은 만약 식(2.11)을 만족한다면 종료된다.

$$\max_i (\Delta x_i) < \epsilon \quad (2.11)$$

Fig. 2.7에 이 과정이 나타난다.

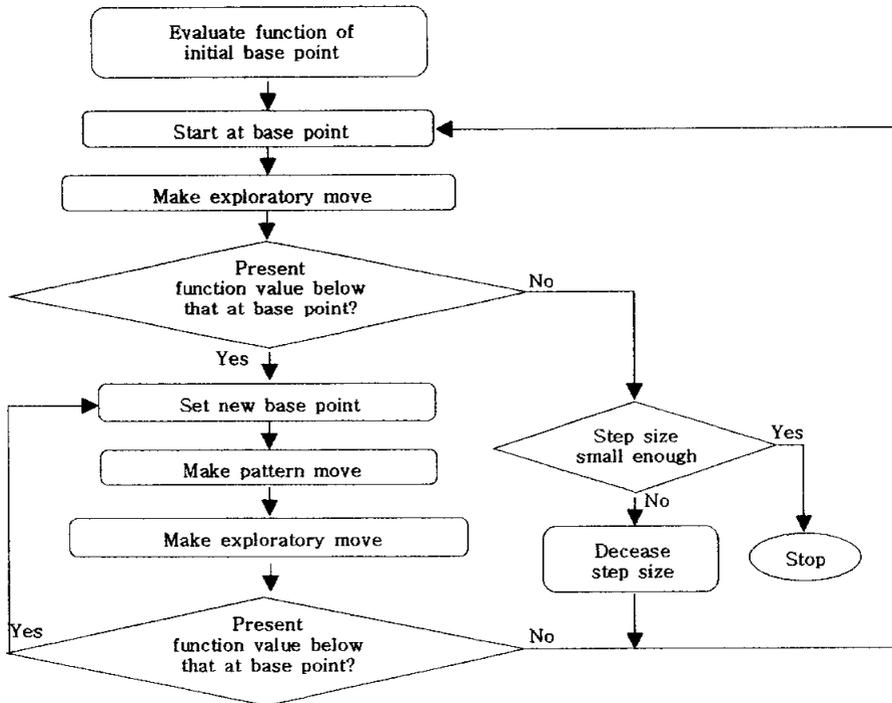


Fig. 2.7 The flowchart of Hook&Jeeves Method

2.5.2 Hybrid method

본 논문에서 Fig. 2.8과 같이 Hybrid GA[a]를 수정하여 Hybrid GA[b]를 사용한다. 즉, 본 논문에서 Hybrid GA는 Hybrid GA[b]를 나타낸다.

(1) Hybrid GA[a]

이(1994)등에 의해 제안된 방법으로 유전 알고리즘과 직접탐색법의 장점을 유지하면서 단점을 보완한 방법이다. 먼저 유전 알고리즘을 이용하여 간략하게 최적화를 수행하여 최적점이 존재할 가능성이 높은 영역을 구한 뒤, 유전 알고리즘을 이용하여 얻어진 최적점을 Hook&Jeeves Method의 출발점으로 사용하

여 최적화를 다시 수행하게 된다. 여기서 GA의 종료 조건은 10세대간 적합도의 변화가 없을 때를 말한다.

(2) Hybrid GA[b]

Hybrid GA[a]의 경우 공학적 최적화 문제에 있어서 그 최적점이 국부적 해일 가능성이 크게 된다. 따라서 본 연구에서는 Hook&Jeeves Method의 수행 이후에 계속적으로 GA 연산을 수행하고 이후 적합도의 변화가 있을 때마다 Hook&Jeeves Method를 수행하도록 하였다. 그러므로 인해서 해의 질적 향상을 빨리 가져오게 되고, Hybrid GA[a]에 비해 전역적 최적점을 찾을 확률을 더욱 높일 수 있다.

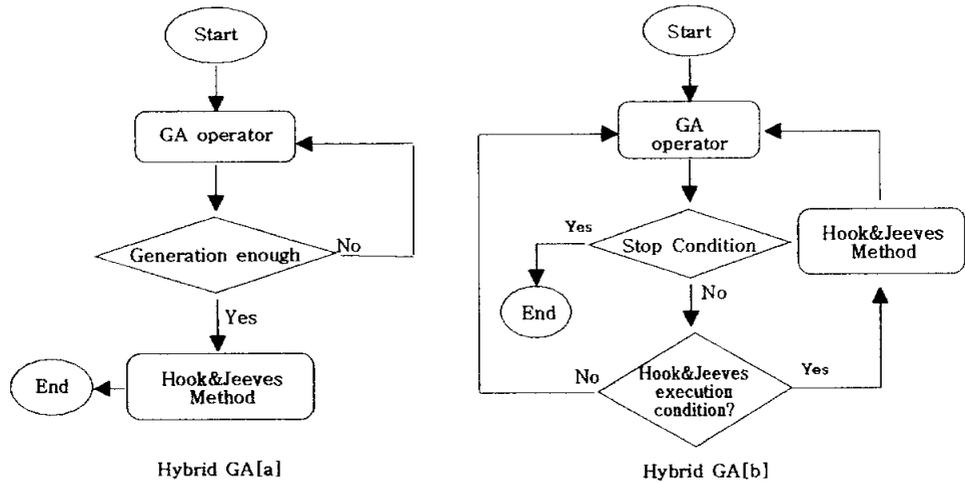


Fig. 2.8 The flowchart of hybrid GAs

3. 초기설계에서 망간단과 수송선의 최적설계 문제

망간단과 수송선은 해상에서 loading 작업을 하기 때문에 bulk-carrier와 같은 선박에 자기위치 유지장치(DPS)등의 설비가 필요할 것이다. 하지만 DPS 장비는 현재 외국의 기술에 의존하고 있으나 앞으로 망간단과 개발 사업을 시작할 때 까지 DPS장비를 국내 기술로 개발할 계획이다. 하지만 본 연구에서는 DPS장비가 최적값에 큰 영향을 미치지 않는다고 가정하고, 광구까지의 거리를 수송 조건으로 하는 bulk-carrier를 최적화하여 경제성을 평가하기로 한다.

초기 선박 설계의 최적화라 하면, 요구되는 조건(선속, deadweight, 등), 기술적 요인, 환경적인 요인 등을 만족하는 최적 선박의 주요 치수(principal dimension)를 정하는 것을 말한다. 설계모델은 크게 성능 모델과 경제성 모델을 사용하며 경제성 모델은 최대 이윤(Maximum Yield)을 사용하는 방법과 RFR(Require Freight Rate)를 이용하는 방법이 있다. 최대 이윤을 사용하는 경우는 컨테이너 선박과 같이 수입이 운임이 협약에 의해 결정되어 예측 가능한 경우 사용되며, RFR은 bulk-carrier와 같이 부정기선인 경우 수입 예측이 어려울 때 사용된다.

3.1 설계과정

Bulk-carrier의 초기 선박 설계에 있어 RFR을 이용한 설계흐름은 한(1979)의 방법에 따라서 Fig. 3.1 와 같다. 건조비와 운항비의 계산에 앞서 선박의 중량, 소요 마력과 운송 용적을 설계 변수에 의해 추정하고, 제약 조건을 평가하여 유용 설계인가를 판단하여 설계하게 된다.

3.1.1 마력 및 중량 추정

마력을 추정하기 위해서는 우선 추진기를 선택하여야 한다. 본 논문에서는 Direct drive slow diesel engine을 사용하였으며 고정피치인 단추진기선인 것으로 했다. Diesel engine을 사용할 경우 제동마력(BHP)를 추정하게 되는데, 이는 아래와 같이 크게 세 종류로 나눌 수 있다.

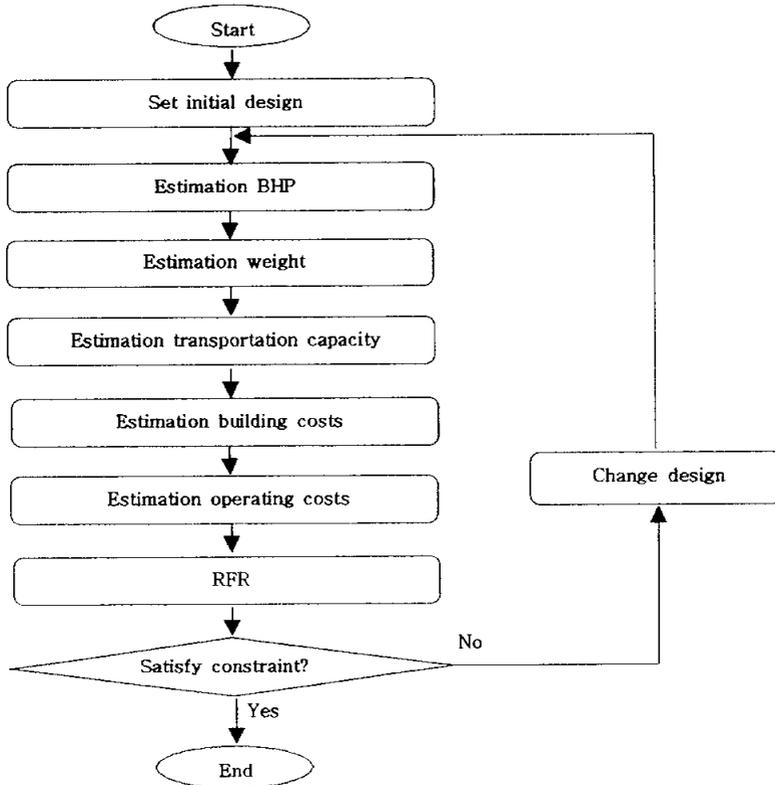


Fig. 3.1 Flowchart of ship design using RFR in preliminary design

- 자료를 그래프 등으로 근사시켜 얻은 경험식들에 의한 추정
- 모형선 시험자료, 실선 시운전 자료를 모아 Data retrieval의 방법을 통해 basis ship을 얻고 그것으로부터 근사시키는 방법
- Methodical series의 자료를 통계학적으로 처리하는 회귀해석법을 이용하는 방법

본 논문에서는 한(1979)이 이용한 방법을 따라 첫 번째 방법을 사용하였으며, 저항계수, 잉여저항계수는 Fisher가 제시한 자료를 사용을 하였다. 마력 추정하는 과정은 식(3.1)에서 식(3.5)까지로 계산 할 수 있다.

$$S = \left\{ 2.65 + \frac{(B/T - 2.65)^2 \times 0.05}{0.51^2} \right\} \times L \sqrt{B \times T \times C_B} \quad (3.1)$$

여기서, S는 침수 표면적

$$R_T = (C_F + C_R) \times \frac{1}{2} \rho S V^2 \quad (3.2)$$

여기서, R_T 는 전체 저항, C_F 는 마찰저항계수, C_R 은 잉여저항계수, V 는 선속으로 ft/sec단위를 가진다.

$$EHP = \frac{R_T \times V_K}{326} = \frac{R_T \times V}{550} \quad (3.3)$$

여기서, EHP 는 유효마력, V_K 는 선속으로 Knot단위이다.

$$QPC = 3.6 C_B - 3.24 C_B^2 - \frac{V_K}{\sqrt{1.03L}} \times \frac{1}{4.8 C_B} \quad (3.4)$$

여기서, QPC 는 준 추진효율

$$BHP = \frac{EHP}{QPC \times TE} \times SM \quad (3.5)$$

여기서, TE 는 축 전달 효율로 0.99, SM 은 sea margin이다.

중량의 추정은 크게 선각, 의장, 기장으로 나누어 계산하게 되는데 이들 역시 마력 추정과 마찬가지로 주요 치수를 이용해 기존의 자료를 통해 근사한 그래프를 가지고 경험식을 이용하여 추정하게 된다.

선각의 중량은 hull steel, forecastle, deckhouse weight로 나누어 계산되어지며 식(3.6)과 같다.

$$WS = WH + WF + WDH \quad (3.6)$$

여기서, WH , WF , WDH 는 각각 hull, forecastle, deckhouse weight이고,

$$\begin{aligned} WH &= 3.28 C_1 C_2 C_3^{0.69} L \times (1.104 - 0.016L/B) \\ &\times (0.53 + 0.04L/D) \times (1.98 - 0.04L/D) \\ &\times (1.146 - 0.0163L/D) \end{aligned}$$

$$C_1 = 1.0 + \frac{0.73}{\sqrt{L}}, \quad C_2 = 1, \quad C_3 = \frac{2.1 C_3' L^2 B (C_B + 0.7)}{1000000}$$

$$C_3' = \begin{cases} 3.0408175 + 0.014826515L - 0.0000173469L^2 & (L < 240) \\ 1.32 + 0.298333L - 0.00005L^2 & (240 \leq L \leq 300) \\ 5.77 & (L > 300) \end{cases}$$

$$WF = 0.04 \times L \times B$$

$$WDH = 160 + 0.00874 \times L \times B$$

의장의 중량은 식(3.7)과 같이 추정한다.

$$WO = 277 + 0.115 \times L \times B \quad (3.7)$$

기장의 중량은 식(3.8)과 같이 추정한다.

$$WM = \frac{895 \times BHP - 0.0025 \times BHP}{10000} \quad (3.8)$$

3.1.2 운송 용적 계산

연간 운송 용적(ATC)를 계산하기 위해 다음의 식(3.9)를 사용한다.

$$ATC = WP \times VOY \quad (3.9)$$

여기서 WP는 Payload, VOY는 연간 항차수이다.

연간 항차수는 다음과 같이 식(3.10)~식(3.12)으로 계산되어진다.

$$VOY = \frac{365 - TOFF}{STIME + PTIME} \quad (3.10)$$

$$STIME = \frac{VOYL}{VK \times 24} \quad (3.11)$$

$$PTIME = \left(\frac{WP}{RL \times 24} + TWAIT \right) \quad (3.12)$$

여기서 TOFF는 연간 휴선일수, STIME은 1항차 항해일수, PTIME은 1항차 정박일수, VOYL은 항해 거리, VK는 선속, RL은 하역능력(ton/hour), TWAIT는 입항 대기시간이다.

3.1.3 비용 계산

비용 계산에 있어서는 Benford(1967)의 분류대로 크게 건조비와 운항비로 나누어지게 되고 그 각각의 세부 항목은 Table 3.1~3.2과 같다.

Table 3.1 Details of Building cost

선각 재료비	$CSTL = 4.32 \times WS$
선각 인건비	$CLST = 2.25 \times 8 \times 10^4 \times \left(\frac{WS}{1000}\right)^{0.85}$
외장 재료비	$CO = 2860 \times WO$
외장 인건비	$CLO = 2.25 \times 55600 \times \left(\frac{WO}{100}\right)^{0.8}$
기장 재료비	$CM = 332 \times 10^3 \times \left(\frac{BHP}{1000}\right)^{0.8}$
기장 인건비	$CLM = 2.25 \times 24800 \times \left(\frac{BHP}{1000}\right)^{0.8}$
총 재료비	$TCMAT = 1.1 \times (CSTL + CO + CM)$
총 인건비	$TCLAB = 1.3 \times (CLST + CLO + CLM)$
간접비	$OHVD = 0.7 \times TCLAB$
선가	$CONE = 1.05 \times (TCMAT + TCLAB + OHVD) \times 1.04$

Table 3.2 Details of Operating cost

선원 급여	$CCREW = 12700 \times NCREW$
주간식비	$STNCE = 800 \times NCREW$
수리비	$CMR = 14 \times 10^3 \times \left(\frac{CN}{1000}\right)^{0.67} + 6300 \times \left(\frac{BHP}{1000}\right)^{0.67}$
선용품비	$CSTOR = 1500 \times \left(\frac{NCREW}{10}\right)^4$
전쟁보험비	$WRINS = 7 \times 10^{-4} \times CONE$
P&I 보험비	$PINS = 1000 \times NCREW$
선체 및 기관 보험비	$HMINS = 1 \times 10^4 + 0.005 \times CONE$
총 보험비	$CINSU = WRINS + PINS + HMINS$
관리비	$COHV = 7 \times 10^4 + 4.2 \times CN$

연간 입학 횟수	$PORT = 2 \times VOY$
항비	$CPTV = PORT \times (250 + 20 \times \frac{CN}{1000})$ $CPTD = (PTIME - 0.5) \times VOY \times (20 + 10 \times \frac{CN}{1000})$
운항중 연료비	$SFUEL = STIME \times VOY \times 3.076 \times \frac{BHP}{1000}$
정박중 연료비	$PFUEL = PTIME \times VOY \times \frac{DISP}{1000} \times \frac{1.5}{6.52}$
연료가격	$CFPB = 20$
연간 연료비	$CFUEL = CFPB \times (SFUEL + PFUEL)$
평균 운항비	$AOC = CCREW + STNCE + CMR + CSTOR + CINSU$ $+ COHV + CFUEL + CPTV + CPTD$

※ $NCREW$ 는 선원수, CN 은 Cubic number

3.1.4 자본회수율

금리 i 가 주어졌을 때, 매년 균일한 수입 A 로 투자된 돈 P 가 n 년 만에 회수 된다고 했을 때 그 비 A/P 를 자본회수율(Capital Recovery Factor : CRF)라 한다. 이는 식(3.13)와 Fig. 3.2에 나타난다.

$$CRF = \frac{A}{P} = \frac{i(1+i)^n}{(1+i)^n - 1} \quad (3.13)$$

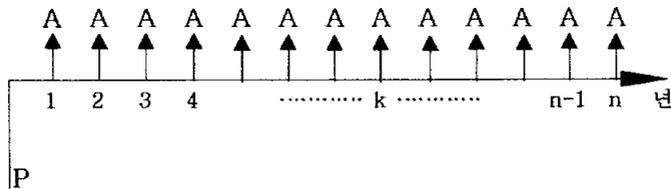


Fig. 3.2 Capital Recovery Factor

3.1.5 RFR(Required Freight Rate)

RFR은 선주가 목표로 하는 이윤을 낼 수 있는 최소한의 요구 운임으로 선가의 연간 분할금(감가 상각비), 이윤, 연간 운송비들의 합을 연간 총 운송 화물량으로 나눈 값이다. 이는 식(3.14)에 나타난다.

$$RFR = \frac{AAC}{ATC} = \frac{CRF \cdot P + AOC}{ATC} \quad (3.14)$$

여기서, AAC (Average Annual Cost)는 연간 평균 비용, CRF (Capital Recovery Factor)는 자본회수율, P 는 총 초기 자본, AOC (Annual operating cost)는 연간 운항 비용, ATC (Annual Transport Capacity)는 연간 운송 용적이다.

이는 최적선박을 결정하는데 중요한 인자가 된다.

3.1.6 건현과 GM계산

건현계산은 국제 만재 흘수선 조약에 따라 한(1979)이 사용한 것을 사용하였고, GM 계산은 식(3.15)와 같이 Fisher의 방법과 식(3.16)과 같은 Nowacki 방법이 있으나 본 논문에서는 Fisher의 방법이 사용되었다.

$$GM = BM + KB - KG \quad (3.15)$$

$$GM = 0.515T + 0.805 \frac{B^2}{T} \left(1 - \frac{3.5 + (L/90)}{100}\right) - 0.525D \quad (3.16)$$

3.2 최적 설계 문제의 정식화

선박 설계의 최적화는 다음과 같이 비선형 계획 문제화하여 식(3.17)와 같이 정식화 할 수 있다.(한, 1979)

$$\begin{aligned}
\text{Find} \quad & \mathbf{x} \in R^n \quad (n=1, \dots, 6) \\
\text{Minimize} \quad & RFR = f(L, B, D, C_B, V, T) \\
\text{Subject to} \quad & 6.25 \leq L/B \leq 7.75 \quad , \quad 2.5 \leq B/T \leq 3.5 \\
& GM_{\min} \leq GM \leq GM_{\max} \quad , \quad 0.45 \leq V/\sqrt{L} \leq 0.9 \quad (3.17) \\
& FB_{\min} \leq FB \quad , \quad L/D \leq 14 \\
& 0.64 \leq C_B \leq 0.85 \quad , \quad T \leq 13 \\
& AOC = AOC_{\text{required}}
\end{aligned}$$

선박 설계 최적화문제는 비선형 제약 최적화 문제이다. 하지만 GA는 비제약 최적화 문제만을 풀 수 있다. 따라서 제약 최적화 문제를 비제약 최적화 문제로 바꾸는 SUMT-exterior method(순차적 비제약 최소화 기법-외부법)를 이용한다. SUMT-exterior 방법은 제약조건 대신에 벌점(Penalty)를 목적함수에 추가하여 비제약 문제화하는 방법이다. 이 방법의 형태를 보면 벌점 함수는 목적함수가 유용 영역 내($g_i \leq 0$)에서는 작용하지 않으며, 불용 영역으로 벗어나면 작용하게끔 되어 있다. 이는 식(3.18)과 Fig. 3.3에서 볼 수 있다.

$$\phi(x) = f + t \cdot \sum_{i=1}^m [g_i(x) + |g_i(x)|]^2 \quad (3.18)$$

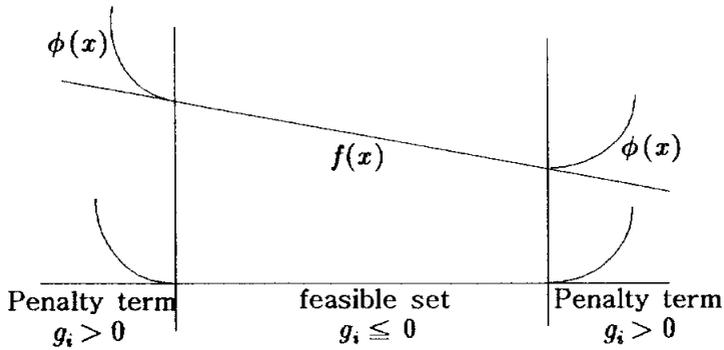


Fig. 3.3 SUMT-exterior Method

(1) 설계 변수의 허용범위

설계변수의 허용범위에 대한 제약은 우선 선박의 3가지 주요치수(길이, 폭, 흘수)를 가지고 제약하게 된다. 이에 식(3.19)~(3.23)과 같다.

$$\frac{2.5}{B/T} \leq 1.0 \quad (3.19)$$

$$\frac{B/T}{3.5} \leq 1.0 \quad (3.20)$$

$$\frac{6.25}{L/B} \leq 1.0 \quad (3.21)$$

$$\frac{L/B}{7.75} \leq 1.0 \quad (3.22)$$

$$\frac{L/D}{14} \leq 1.0 \quad (3.23)$$

그리고 속장비, 즉 Froude number에 대한 제약은 식(3.24),(3.25)와 같고, 방형계수의 제약은 일반적으로는 0.36에서 0.90까지 사용하기도 하나, 여기서는 식(3.26),(3.27)과 같이 제약을 주었다.

$$\frac{0.45}{V/\sqrt{L}} \leq 1.0 \quad (3.24)$$

$$\frac{V/\sqrt{L}}{0.9} \leq 1.0 \quad (3.25)$$

$$\frac{0.64}{C_B} \leq 1.0 \quad (3.26)$$

$$\frac{C_B}{0.85} \leq 1.0 \quad (3.27)$$

(2) 기술상의 제약조건

GM의 제약조건은 식(3.28),(3.29)와 같이 두었고, 건현은 하절기의 최소 건현 이상이 되는 것으로 하여 식(3.30)과 같이 두었다. 그리고 하역 작업을 하는 항구의 제약으로 13m의 흘수를 식(3.31)과 같이 두었다.

$$\frac{GM}{0.06B} \leq 1.0 \quad (3.28)$$

$$\frac{32.17(0.8\pi B)^2}{TRIM^2 \times GM} \leq 1.0 \quad (3.29)$$

$$\frac{FB + T}{D} \leq 1.0 \quad (3.30)$$

$$\frac{T}{13} \leq 1.0 \quad (3.31)$$

(3) 선주 제약조건

선주에 의한 제약 조건은 보통 선박의 기본치수나, deadweight를 주게 되나 본 연구에서는 등호 제약 조건으로 식(3.32),(3.33)과 같이 연간 화물 운송량을 제약으로 하였다.

$$\frac{AOC}{AOC_{required}} \leq 1.0 \quad (3.32)$$

$$\frac{AOC_{required}}{AOC} \leq 1.0 \quad (3.33)$$

4. 알고리즘의 적용 및 비교

4.1 설계자료

4가지 유전 알고리즘을 적용하기 위해서는 각 설계 변수에 대해 Table 4.1에 보여 지는 것과 같이 하한치, 상한치, 분해능, string 길이를 정의하였다.

Table 4.1 Design variables and string lengths

Design var.	Minimum	Maximum	Resolution	String length
Length	244.52	285.47	0.01	12
Velocity	9.88	20.11	0.01	10
Block Coeff.	0.4953	0.9048	0.0001	12
Breadth	32.27	57.74	0.01	11
Depth	12.88	23.11	0.01	10
FreeBoard	10.72	13.27	0.01	8

유전알고리즘 적용에 앞서 선박 설계 문제가 최소화 문제이므로, 최대화 문제로 바꾸기 위해서 식(4.1)와 같이하여 적합도를 최대화 문제로 하여 수행한다.

$$F(x) = \gamma - \phi(x) \quad (4.1)$$

여기서 γ 는 $F(x) \geq 0$ 되게 하는 최소한의 양수이고, $\phi(x)$ 는 SUMT-exterior Method를 이용하여 $f(x) + r[g_i(x) + |g_i(x)|]^2$ 으로 계산되어지는 함수이다.

Penalty parameter r 은 유전 알고리즘에서 크게 constant penalty parameter와 variable penalty parameter로 나누어지게 되는데, 본 연구에서는 constant penalty parameter를 사용하였으며, 이를 이용하였을 경우 선택 압의 증가로 좋은 해를 얻어 내기가 힘들어 진다(Mitsuo, Runwei, 1997). 따라서 목적 함수를 log scaling을 통해 penalty parameter에 의해 선택 압이 크게 증가하지 않도록 하였다. 따라서 식(4.1)은 식(4.2)와 같이 변형된다.

$$F(x) = \gamma - \log_{10}[\phi(x)] \quad (4.2)$$

경제성 모델에 있어서 설계 변수 외에 대표적인 몇 가지 constant parameter는 선박의 수명, 금리, 운항거리, 항구대기시간, 휴선일수, 연료가격 등을 들 수 있는데 이는 Table 4.2과 같이 가정한다.

Table 4.2 Constant parameters for ship design

선박의 수명	20년	항구대기시간	1/4일
연 금리	14%	휴선일수	15일
운항거리	5800마일	하역능력	4000ton/h
연간운송용적	1,500,000ton	연료가격	20\$/barrel

4.2 적용 결과 및 비교 분석

(1) 초기 탐색 효율

탐색 효율을 비교하기 위한 알고리즘의 반복 횟수는 약 100회이므로 각 알고리즘은 200세대까지 100회씩 반복하여 각 세대별 적합도의 평균을 구한다(Fan et al., 2000). 탐색 효율을 비교하기 위한 알고리즘의 수행 계획은 Table 4.3과 같다.

Table 4.3 The running schemes of each algorithm

	SGA&HGA	μ GA	TGA
Selection manner	Roulette wheel	Tournament	Roulette wheel
Cross-over manner	One-point	One-point	One-point
Mutation manner	Bit	None	Bit
Population size	20	5	20
Cross-over probability	0.85	1.0	0.85
Mutation probability	$p_m = 0.01$	None	$p_{mh} = 0.6$ $p_{ml} = 0.01$
Coding manner	Binary	Binary	Binary
End condition	200 generation	200 generation	200 generation

각 알고리즘의 초기 집단은 반복 할 때 마다 다르게 생성되며, Threshold GA의 경우 threshold parameter의 e값은 세대가 진행됨에 따라 지수 함수적으로 감소하도록 하였다. 그 결과가 Fig. 4.1과 Table 4.4에 보여 진다.

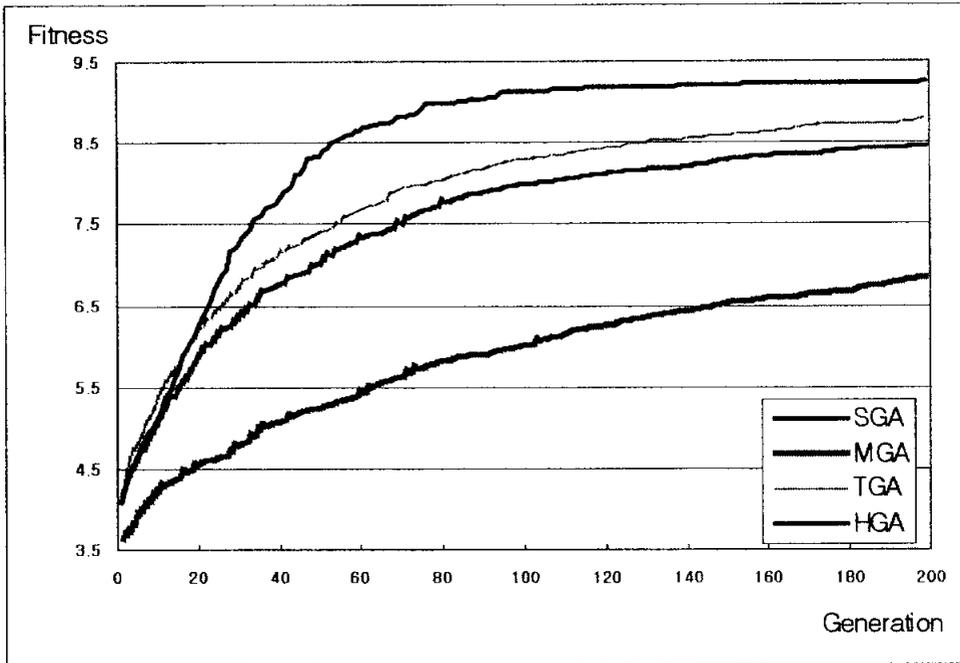


Fig. 4.1 The variations of the averaged best fitness value for each algorithm

Table 4.4 comparison of the result for each algorithm

	Minimum	Maximum	Gap	Average
SGA	4.6	9.31	4.71	8.4533
μ GA(200)	4.846	9.214	4.368	6.8505
μ GA(800)	5.597	9.302	3.705	8.3786
TGA	6.081	9.297	3.216	8.8104
HGA	9.144	9.309	0.165	9.2511

* () : Generation

Fig.4.1에서 볼 수 있듯이 초기 세대에 TGA가 비교적 빠른 탐색 능력을 보여준다. 이는 TGA가 개체에 따라서 돌연변이 확률을 다르게 주게 되는데 돌연변이 확률이 큰 개체들에 의해서 다른 GA들에 비해서 집단의 유전 정보가 좀더 다양하기 때문에 초기 성능은 뛰어난 것으로 보인다. 하지만 SGA에 비해서 계산 횟수가 2배가 되는 점을 생각해 볼 때, 상대적으로 TGA는 효율적이지 못한 알고리즘이라는 것으로 판단된다.

μ GA는 작은 집단에 의해 진행되기 때문에 세대별로 어떠한 GA보다도 좋은 성능을 보여주지 못한다. 하지만 계산 횟수 면에서는 다른 GA에 비해서 1/4보다 더 작게 나타나므로 Table 4.4에서 보여 지는 것처럼 SGA와 계산 횟수를 맞춰서 800세대까지 계산한 결과는 SGA에 비슷하게 나타나지만 다소 좋지 못한 결과를 보여준다.

HGA는 약 15세대까지는 SGA와 비슷한 탐색 능력을 보이다가 약 50세대까지는 급격하게 해의 질이 향상되고 있음을 볼 수 있다. 이 시점이 Hook & Jeeves Method의 수행 시점으로 보여 진다. Fig 4.1과 Table 4.4로부터 HGA가 다른 3가지 알고리즘에 비해서 뛰어난 탐색 효율을 가짐을 알 수 있다.

(2) 수렴 신뢰성

일반적으로 유전 알고리즘으로 다봉 함수의 최적화일 경우에는 정규 분포 데이터라는 가정이 타당성을 가지기 힘들기 때문에 알고리즘을 수행을 할 때마다 다른 국부적 최적해에 수렴하게 된다. 따라서 알고리즘을 반복 수행하여 각 목적함수의 간격에 대한 빈도를 계산함으로써 수렴 신뢰성을 평가한다(Fan et al. 2000).

그래서 본 연구에서는 각 알고리즘을 100회 반복 수행하여 목적함수의 간격에 대한 빈도를 나타낸 막대그래프가 Fig. 4.2에 나타나고, 통계적인 빈도가 Table 4.5에 보여 진다.

탐색 계획은 초기 탐색 효율을 평가하기 위해 사용된 탐색 계획과 대부분 동일하며, 집단의 크기를 100으로 하고, 종료 기준을 5000세대로 하여 계산하였다. 본 평가에서도 μ GA의 경우 함수 계산 횟수를 SGA와 동일시하기 위해서 집단의 크기가 1/20이므로 세대수를 20000세대까지 계산하였다.

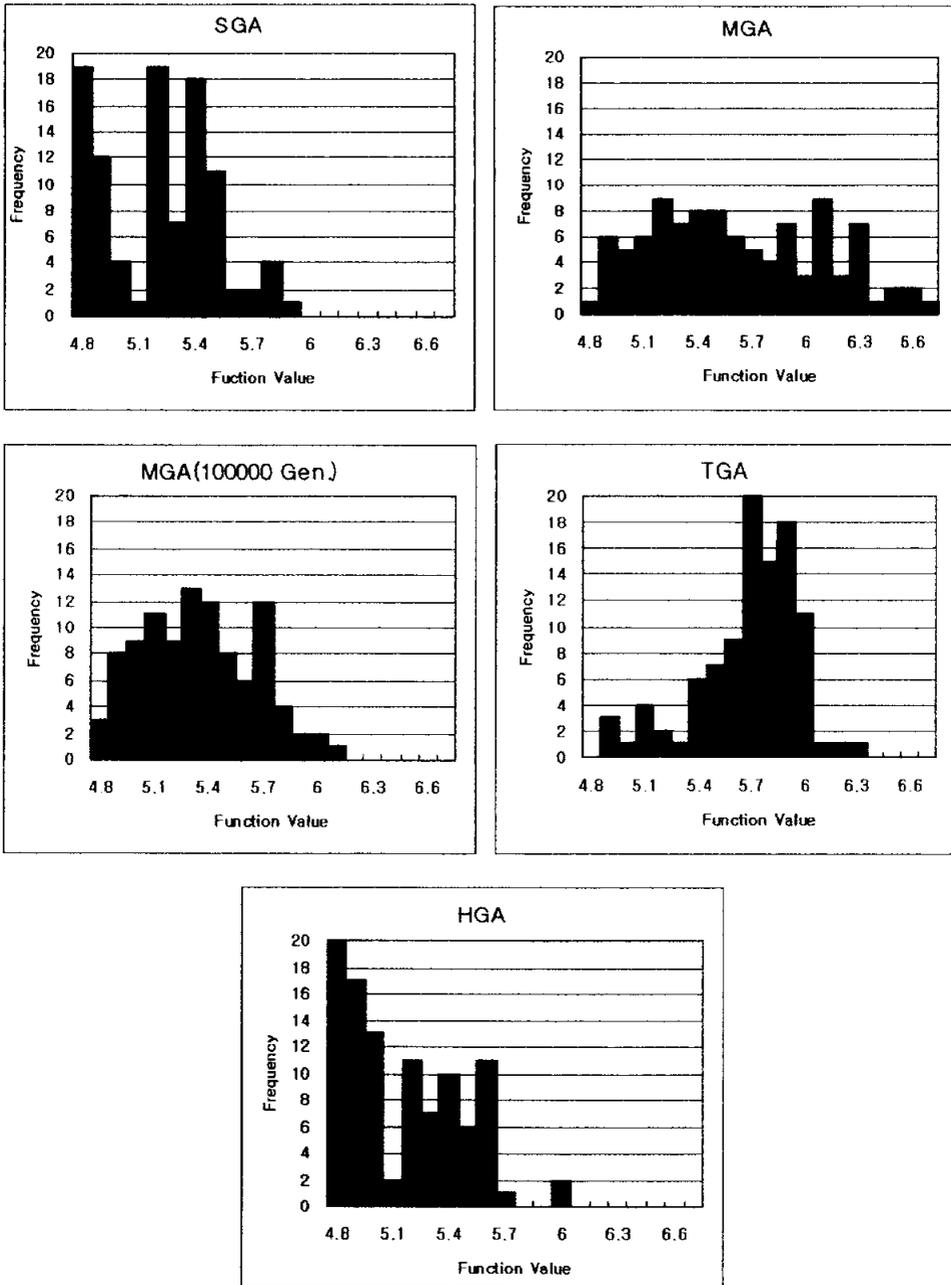


Fig. 4.2 Histograms of the final best objective function value

Table 4.5 Statistical frequencies of the GAs in the given interval

Function interval	Frequencies	
	[4.8 , 5.0]	[4.8 , 5.3]
SGA	35	62
MGA	12	34
MGA(100000 Gen.)	20	53
TGA	4	11
HGA	50	70

Fig. 4.2에서 보면 TGA의 경우 초기 탐색 성능은 μ GA나 SGA에 비해서 좋은 결과를 보였으나 많은 세대수를 거치게 될 경우, 수렴 신뢰성에 있어서는 가장 좋지 않은 결과를 보인다. μ GA는 SGA와 HGA에 비해 수렴 신뢰성이 크게 떨어지며, HGA가 SGA보다는 수렴의 신뢰성이 높아 보인다.

지금까지 초기 선택 설계에 있어 각 유전 알고리즘의 초기 탐색 성능이나 수렴 신뢰성 면에서 볼 때, 본 연구에서 제시한 탐색 계획을 따른다면 초기 선택 설계 과정에서의 최적화에 있어 HGA가 가장 뛰어나다는 것을 확인 할 수 있다.

5. 망간단괴 수송선의 경제성 검토

망간 단괴 수송선의 경제성 검토는 황과 조(1998)에 의해 검토 된 적이 있으나 그는 수송선의 규모, 속도를 가정 하여 초기 자본 및 비용을 TAMU모형을 이용하여 계산하였다. 본 연구에서는 위에서 가장 뛰어나다고 판단되는 HGA를 이용하여 평가하기로 한다.

5.1 평가방법

평가 방법은 건조비용(초기 투자자본 : CONE)과 연간 운항비(AOC)를 이용하여 20년간 소요되는 총 비용을 바탕으로 어떠한 선박을 몇 대로 운영하는 것이 더 경제적인가에 대해 평가하도록 하며 유가 변동, 하역능력, 휴선일수, 금리에 따라서 어떻게 변화하는지 살펴보도록 한다.

우선, 우리나라의 망간단괴 연간 생산량을 300만톤으로 보고 있으므로 선박의 연간 운송 용적(Annual Transport Capacity : ATC)를 제약 조건으로 주어 Table 5.1과 같이 8가지 Case를 살펴보기로 한다.

설계 조건은 앞의 Table 4.5를 기준으로 하고, 수송 거리는 한국이 할당 받은 Clarion-Clipperton지역으로부터 한국으로 직접 수송하는 경우에 대해서만 고려하여 5800마일만 사용한다. 유류 가격은 20\$/BBL에서 90\$/BBL까지 변화시키며, 하역능력은 4000, 6000, 8000, 10000, 12000ton/hour 의 경우, 휴선일수는 30, 15, 10, 5, 0일로 변화 시켜서 그 영향에 대해 알아본다.

Table 5.1 Cases of economic evaluation

CASE 1	(ATC)300만톤 1척
CASE 2	(ATC)200만톤 1척 + (ATC)100만톤 1척
CASE 3	(ATC)150만톤 2척
CASE 4	(ATC)120만톤 2척 + (ATC) 60만톤 1척
CASE 5	(ATC)100만톤 3척
CASE 6	(ATC)80만톤 3척 + (ATC)60만톤 1척
CASE 7	(ATC)60만톤 5척
CASE 8	(ATC)50만톤 6척

5.2 결과 및 평가

우선 유류 가격이 20\$/BBL에 대한 각각의 연간 운송 용적을 가지는 최적의 선박은 앞선 결과에서 가장 효율성이 좋은 HGA에 의해 수행하여 Table 5.2과 같이 각 ATC별 deadweight와 선속, 선가, 20년간 총 비용이 계산되었다. 각 ATC에 따른 목적함수의 변화가 Fig. 5.1에 나타난다.

Table 5.2 Optimum of each ATC

ATC	Object	DWT	VE	CONB(백만)	AOC(20년(백만))
3000000	6.486	119218	23.00	69.733	178.591
2000000	4.850	102272	16.10	34.821	88.868
1500000	4.831	81852	14.53	24.711	70.314
1200000	4.999	72473	12.81	19.866	59.980
1000000	5.549	59940	12.76	18.038	56.511
800000	6.153	42195	14.41	14.238	55.457
600000	6.857	36230	12.36	11.874	46.431
500000	7.447	31883	11.63	10.323	43.290

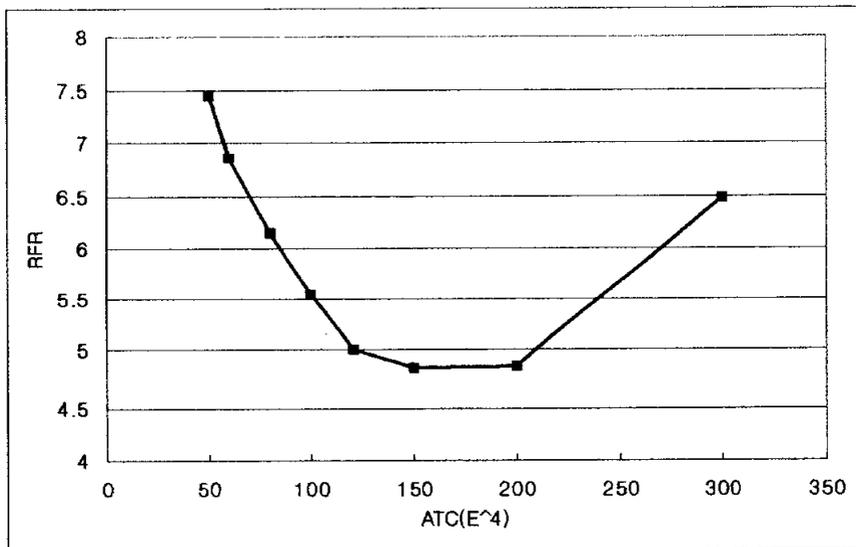


Fig. 5.1 The variations of Object value for each ATC

Fig. 5.1과 Table 5.2을 살펴보면, 목적함수(RFR)값으로 봤을 때 ATC 120만톤이나 150만톤, 200만톤인 선박이 광구까지의 거리에 대해 비교적 경제적인 것을 알 수 있다.

이 데이터를 바탕으로 해서 각 CASE 별 경제성 평가한 것이 Table 5.3와 Fig. 5.2에 나타난다.

Table 5.3 Economic evaluation of each case

CASE	초기자본 (백만)	20년간 운영비 (백만)	총비용 (백만)
CASE 1	69.733	178.591	248.324
CASE 2	52.859	145.379	198.238
CASE 3	49.422	140.628	190.05
CASE 4	51.605	166.390	217.995
CASE 5	54.114	169.534	223.648
CASE 6	54.587	212.802	267.389
CASE 7	59.368	232.153	291.521
CASE 8	61.940	259.739	321.679

※(단위 : 달러)

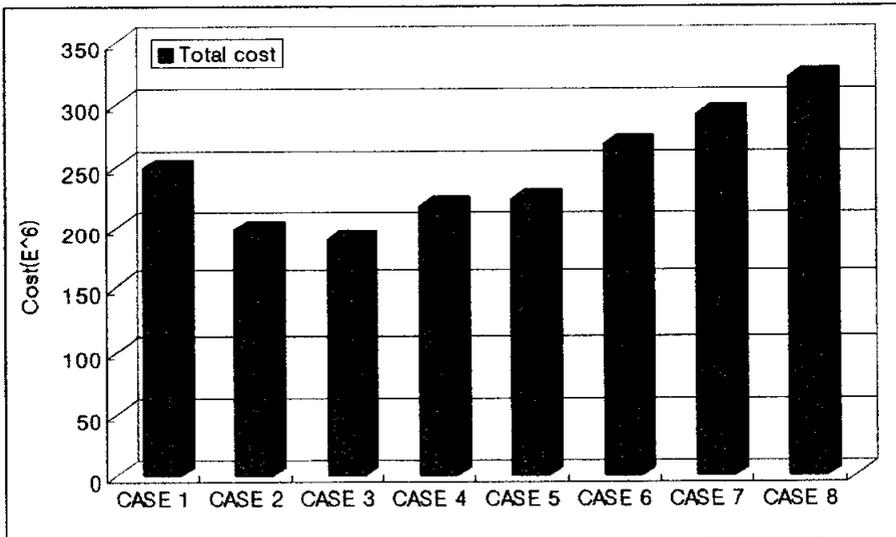


Fig. 5.2 Comparison of total cost for each case

위의 결과로부터 유류 가격이 20\$/BBL일 경우 CASE 3인 ATC 150만톤 2척, 즉 DWT 82,000톤급 14.53knot 선박을 2척 운항하는 것이 가장 경제적이다. 이는 CASE 1에 비해 약 24% 절감되며 CASE 8에 비해 약 41% 절약되는 가격이다.

(1) 유가 변동에 따른 영향

사실상 유가 변동에 따라서 선가에도 다소 영향을 미칠 수 있으나, 운항비용의 차이에 비해서는 미소하다. 따라서 20\$/BBL에서 90\$/BBL까지 변화 시켜가면서 각 ATC별 운항 비용의 증가를 살펴보면 Fig. 5.3와 같다.

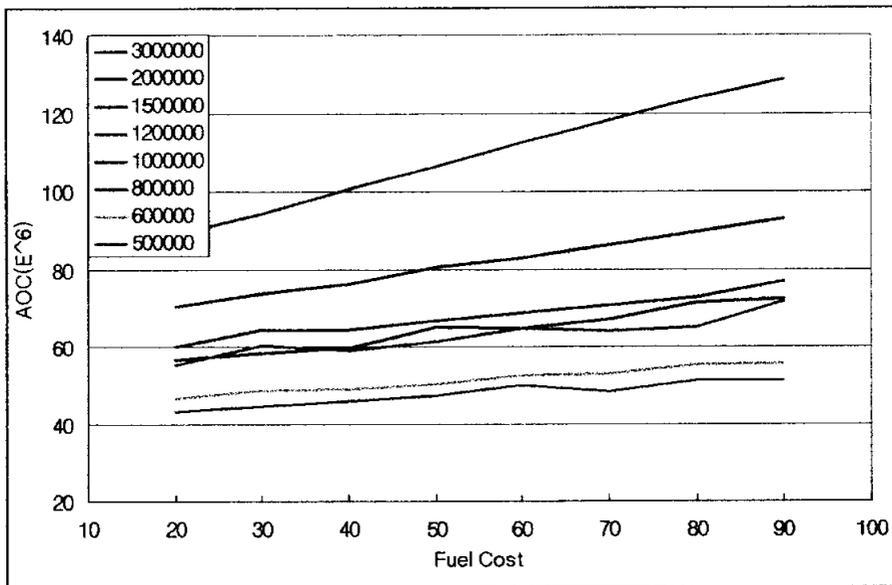


Fig. 5.3 Variation of AOC for increasing fuel cost

Fig. 5.3에서 보듯이 속도가 빠르고 대형 선박일수록 운항 비용의 증가량은 비교적 급격하게 증가하는 것을 볼 수 있다. 그렇다면 이러한 변화가 각 Case별 총 비용에 어떠한 영향을 미치는지 알아본 것이 Fig. 5.4와 Table 5.5에 나타난다.

Table. 5.4 Total cost in each case according to fuel cost increasing

	248.32	337.44	464.11	86.9
	198.24	225.15	254.58	28.4
	190.05	211.04	236.64	24.5
	218.00	235.23	260.31	19.4
	223.65	251.18	270.93	21.1
	267.39	291.99	327.56	22.5
	191.52	311.55	337.83	15.8
	321.68	345.32	373.70	16.2

※F/C : Fuel Cost

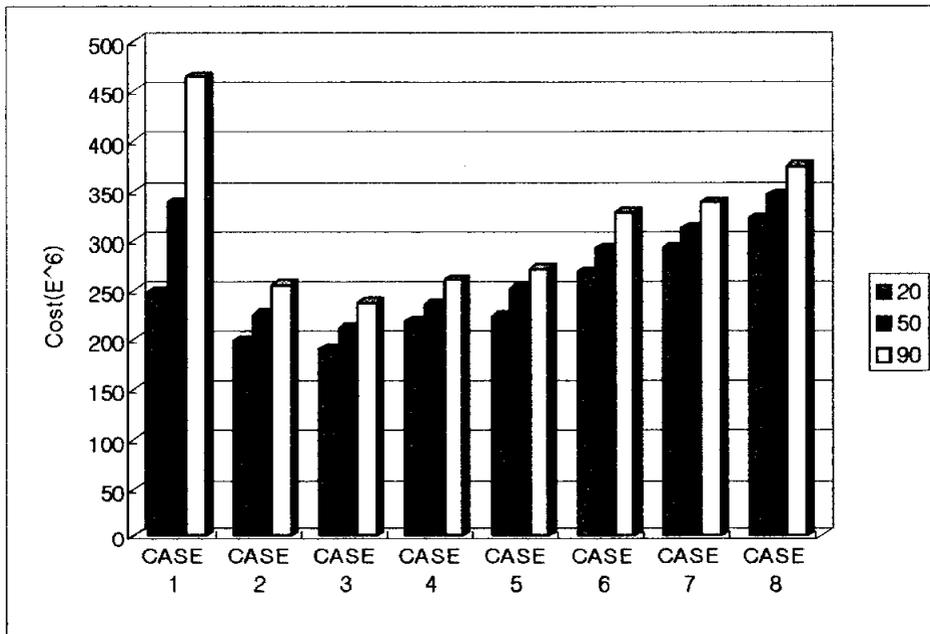


Fig. 5.4 A comparison of total cost in each case according to fuel cost increasing

Table 5.4와 Fig. 5.4로부터 유류의 가격이 90\$/BBL이 되었을 때, CASE 1의 경우 그 비용이 월등하게 증가하게 되는데, 이는 앞의 결과를 뒷받침 해준다. 비록 CASE 3의 경우 CASE 2보다 90\$/BBL이 되었을 때 비용의 증가폭은

작게 나타나지만, 국제 유가가 폭등 한다 하더라도 40\$/BBL 정도라 고려 해 볼 때, 유가의 변동이 일어난다 하더라도 CASE 3의 경우가 가장 경제적인 계획임을 쉽사리 확인할 수 있다.

(2) 하역능력에 따른 영향

하역능력은 전적으로 망간단괴 수송선이 어느 항구를 이용하느냐, 또는 제련소에서 직접 하역 작업을 하느냐에 따라 틀려지겠다. 따라서 본 연구에서는 유가를 우선적으로 40\$/BBL로 고정 하고, 하역능력을 4000, 6000, 8000, 10000, 12000ton/hour로 하여 하역능력에 변화에는 어떤 영향을 미치는지 알아본다. 그 결과는 Table 5.5과 Fig. 5.5와 같다.

Table. 5.5 Total cost in each case according to improvement of cargo handling's ability

	Total cost (백만 원)			Variation Rate (%)
	4000	8000	12000	
Case 1	239.913	179.075	168.863	0.30
Case 2	160.171	157.952	154.824	0.03
Case 3	152.409	147.060	145.521	0.05
Case 4	177.504	175.903	177.979	0.002
	178.529	181.887	176.592	0.01
	225.702	226.125	222.177	0.02
	245.093	250.178	244.397	0.002
	274.509	271.818	269.398	0.02

Table 5.6과 Fig. 5.5에서 볼 수 있듯이 CASE 1의 경우 하역능력이 상승함에 따라서 비용이 크게 감소하고 있으나 8000ton/hour 이후로 더 좋아진다 하여도 큰 변화를 보이지 않으며, 여전히 CASE 2에 비해서 경제적으로 좋지 못함을 확인할 수 있으며, CASE 1을 제외하고는 비용에 그다지 큰 영향을 미치지 못하는 것으로 보여진다.

CASE 3의 경우 하역능력이 4000ton/hour에서 8000ton/hour로 변화면, 약 3.5%, 12000ton/hour로 변화면, 약 5% 정도의 비용 절감을 가져온다.

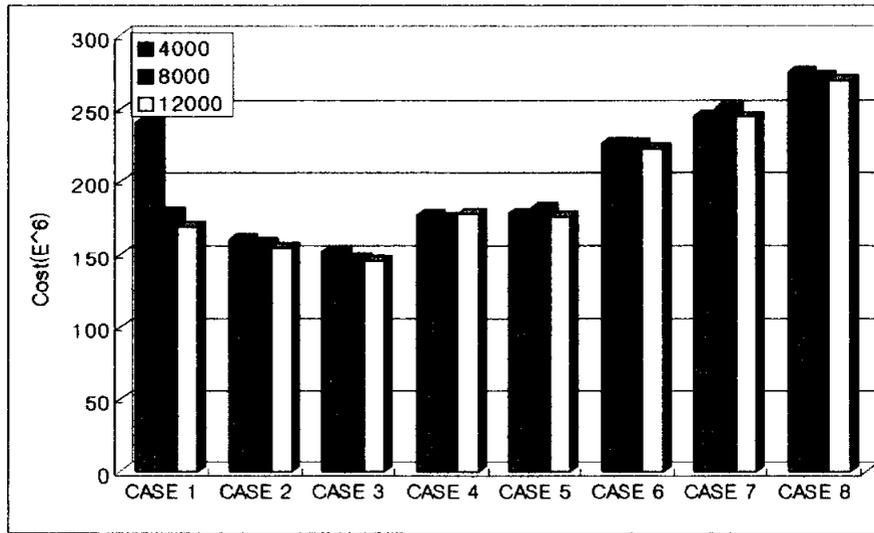


Fig. 5.5 A comparison of total cost in each case according to improvement of cargo handling's ability

(3) 휴선일수의 변화에 따른 영향

휴선 일수는 일반적인 bulk-carrier의 경우는 15일이나 30일 정도로 하는 것이 보통이다. 이에 본 연구에서는 30일, 15일, 10일 그리고 0일에 대해서 살펴 보도록 한다. 휴선 일수를 변화 할 때, 유가 40\$/BBL, 하역능력 4000ton/hour 로 고정한다. 이에 대한 결과는 Table 5.6과 Fig. 5.6과 같다.

Table. 5.6 Total cost in each case according to rest days decreasing

	268.56	294.71	357.69	0.25
	209.18	210.80	219.53	0.05
	196.83	200.82	212.39	0.07
	230.58	238.90	240.54	0.04
	233.42	230.51	237.59	0.02
	282.95	275.44	285.57	0.01
	309.78	320.57	323.85	0.04
	330.92	332.26	344.34	0.04

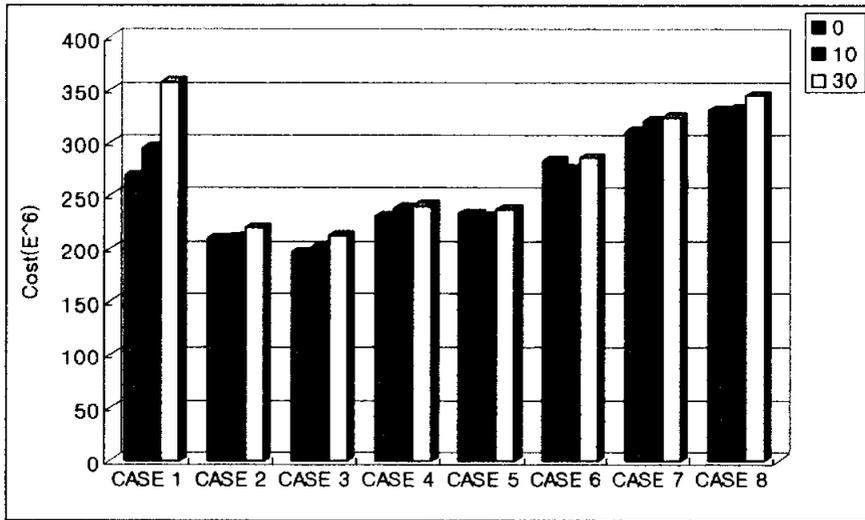


Fig. 5.6 A comparison of total cost in each case according to rest days decreasing

위의 결과로부터 CASE 1이 역시 가장 민감한 변화를 보이고 있으며, 그 외의 CASE들은 그렇게 크지 않은 변화를 보인다. CASE 3의 경우 휴선일수가 0일이 될 경우 30일 보다 총 비용이 약 7% 감소되고, 10일이 될 경우 30일 보다 약 5.4%정도가 감소한다. 선박의 휴선일수는 주로 수리 일수가 되는데 선박의 기술 발달을 이루면, 좀 더 경제적인 선박을 선택할 수 있을 것이다.

지금까지의 결과들을 살펴 볼 때, 망간단파 수송선은 CASE 3의 경우가 가장 경제적이며, 유가의 변동, 하역능력, 휴선일수에는 영향을 받지 않는다.

6. 요약 및 결론

본 연구에서는 두 가지 연구가 수행되었다. 첫째, 초기 선박 설계 과정에서 최적설계 문제를 푸는데 있어 몇가지 유전알고리즘의 성능을 평가하였다. 적용한 유전 알고리즘은 Simple 유전 알고리즘(SGA), 매우 작은 집단 크기를 사용하는 Micro 유전 알고리즘(μ GA), 돌연변이 확률의 차이를 줘서 국부 최적점을 벗어날 수 있도록 수정한 Threshold 유전 알고리즘(TGA), 국부적 탐색 능력이 떨어진다는 유전 알고리즘의 단점을 Hook&Jeeves Method를 이용해 보완한 Hybrid 유전 알고리즘(HGA)을 적용하여 그 성능을 비교하였다.

그 결과 μ GA는 작은 집단을 이용하는 것으로 인해 비교적 좋지 못한 탐색능력을 나타내었으며, SGA와 함수 계산 횟수를 맞춘 세대수에서도 SGA보다 다소 그 수렴 신뢰도가 떨어졌다. TGA는 초기에는 e 값에 의해서 비교적 다양한 유전 정보를 취득하여 해의 질 향상이 가장 뛰어나게 나타났으나 세대가 진행되어 e 값이 감소하면서 별다른 성능 향상이 없음 확인할 수 있었다. 이에 e 값의 변화를 적절하게 조절하게 되면 성능의 향상을 기대해 볼 수 있겠다. HGA의 경우 탐색 능력이나 수렴 신뢰성 평가에서 모두 우수하게 나와 다른 3개의 알고리즘 보다 본 연구에 적용함에 있어 뛰어난 것으로 나타났다.

이를 바탕으로 HGA를 이용해 망간단괴 수송선의 경제성을 평가해 보았다. 등호제약조건으로 연간 운송 용적(ATC)을 사용하여 우리나라가 예상하는 300만톤 생산에 맞추고 8가지 Case로 나누어 경제성을 평가해 보았다.

우선 유가를 20\$/BBL로 고정하여 각각의 ATC에 따른 최적 선박을 선택하였는데 그 목적함수(RFR : Economic factor)를 살펴봤을 때, ATC 120만톤, 150만톤, 200만톤 정도의 선박이 광구까지 운행하는데 경제적인 것으로 나타났다.

이어 각각의 Case별로 20년간의 총 비용을 계산하여 비교한 결과 CASE 3, 즉 DWT 82,000톤급 14.53knot 선박을 2척 운항하는 것이 가장 경제적인 방법임을 보였다. 이는 CASE 1에 비해 약 24% 절감되며 CASE 8에 비해 약 41% 절감되는 가격이다.

그리고 유가의 변화에 따라 어떻게 변하는지를 살펴보았다. 유가가 20\$/BBL에서 90\$/BBL까지 변화 시켜 각 ATC별 운항비용을 계산해 보았는데, ATC가 클수록 유가 변동에 따른 운항비용 변화량이 큰 폭으로 상승하는 것을 볼 수 있었으나 국제 유가는 현재 약 20~30\$/BBL을 유지 하고 유가 폭동이라고 해도 약 40\$/BBL정도인 것임을 감안해 볼 때, Case 3의 경우는 유가의 변화가

있다고 하더라도 가장 경제적인 선택임을 확인 할 수 있다.

다음으로 하역능력의 변화에 따른 영향을 살펴보았으나, 초기에 급격히 비용이 급격하게 줄어들던 CASE 1의 경우도 8000ton/hour이후로는 큰 영향을 미치지 못하였고, 다른 CASE들도 비용의 절감에 크게 영향을 끼치지 못했다.

휴선 일수의 변화에 대해서는 하역능력의 변화와 마찬가지로 비용 절감에 큰 영향을 끼치지 못하였다.

결국, 유가나, 하역능력, 휴선일수의 변동에 의해서는 처음 선택한 망간단괴 수송선에 대한 최적 계획은 영향을 받지 않는다는 것을 알 수 있다.

참고문헌

Harry Benford(1967). "The Practical Application of Economics to Merchant Ship Design", Marine Technology, January

H. Nowacki(1970). "Tanker Preliminary Design - An Optimization Problem with Constraints", Society of Naval Architect and Marine Engineering, Vol. 78

L.K. Kupras(1976). "Optimization Method and parametric study in precontracted ship design", International Shipbuilding Progress, May.

David E. Goldberg(1989). "Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning", Addison Wesley Longman, Inc.

Singiresu s. Rao(1996). "Engineering Optimization - Theory and Practice", A Wiley- Interscience Publication John Willy & Sons, Inc.

Mitsuo Gen, Runwei Cheng(1997). "Genetic Algorithms and Engineering Design", A Wiley-Interscience Publication John Willy & Sons, Inc.

Hui-Yuan Fan et al.(2000). "An empirical comparison of three novel genetic algorithms", Engineering Computations Vol 17, No 8.

임상전 역(1997). "기본조선학", 대한교과서주식회사

한순홍(1979). "선박 기초 설계과정에서 경제성 검토와 최적화 방법의 활용", 서울대학교 대학원.

이동곤, 정성재, 김수영(1994). "유전적 알고리즘과 직접탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화 방법에 관한 연구", 대한조선학회논문집 Vol 31, no 3.

황기영, 조규남(1998). "우리나라 심해저 광물자원 개발사업의 경제성평가 연구", 한국해양공학회 춘계학술대회 논문집.

대한조선학회(1999). "선박계산", 동명사.

진강규(2000). “유전알고리즘과 그 응용“, 교우사.

김여근, 윤복식, 이상복(2000). “메타 휴리스틱“, 영지문화사.

조민철, 박제웅(2000). “선박설계를 위한 유전자 알고리즘의 적용에 관한 연구“, 대한조선학회 춘계학술대회 논문집.

고창두(2000). “유전자 알고리즘을 이용한 로버스트 선박설계에 관한 연구“, 부산대학교 대학원.

문병로(2001). “유전알고리즘“, 다성출판사.

박성수, 박해영(2001). “C++로 구현한 유전자 알고리즘“, 한울출판사.

김제현(2001). “유전 알고리즘을 이용한 강상형교의 최적설계“, 부경대학교 대학원.

박노식, 홍도천(2001). “심해자원 채광에 소요되는 첨단기술 조사, 분석 및 발전방향 연구“, 한국해양공학회 춘계학술대회 논문집