Journal of the Korean Institute of Navigation.
Pusan Korea Vol. 24. No. 5. pp. 361~371. 2000.

선박운항일정계획 문제의 유전해법

이희용*, 김시화**

A Genetic Algorithm for the Ship Scheduling Problem

HeeYong Lee, Si-Hwa Kim***

〈목 차〉

Abstract

This paper treats a genetic algorithm for ship scheduling problem in set packing formulation. We newly devised a partition based representation of solution and compose initial population using a domain knowledge of problem which results in saving calculation cost. We established replacement strategy which makes each individual not to degenerate during evolutionary process and applied adaptive mutate operator to improve feasibility of individual. If offspring is feasible then an improve operator is applied to increase objective value without loss of feasibility. A computational experiment was carried out with real data and showed a useful result for a large size real world problem.

1. 서 론

선박운항일정 계획문제 (SSP)는 Appelgren[2][3]의 연구 이후로 주로 집합 분할(Set Partitioning Problem: SPP) 또는 집합패킹(Set PacKing problem; SPK) 형태로 모형화되며 이에 관한 정확한 해법에 관한 많은 연구가 행해졌다.

Kim[13]의 연구에서 SSP에 대한 적절한 해법으로 LP 완화법을 제안하고 있으며 문제의 특성상 98%정도가 정수해로 도출되므로 실용상 훌륭한 결과를 보여주고 있다. 열제거 기법을 적용한 황의 논문[29]도 제약식의 밀도가 희박한 SSP에 대하여 만족할 만한 결과를 보여 주었다.

하지만 어떤 경우의 해법이라도 LP를 풀지 않

* 정회원, 한국해양연구소 연구원
** 정회원, 한국해양대학교 해사수송과학과 교수

고는 해결할 수 없으며 문제의 크기가 커짐에 따라 LP를 해결하는 비용이 증가함을 의미한다.

본 연구의 목적은 문제의 크기가 큰 경우에도 효율적이고 빠르게 문제를 해결할 수 있는 해법을 찾는데 있다. 이러한 해법의 효율성에 대한 기준은 LP 완화법이 될 것이다.

본 연구의 아이디어를 제공한 집합 문제 유형의 유전해법에 관한 연구는 Beasley와 Chu[10][11]에 의한 연구이다. 그들은 집합포함 문제 및 집합 패킹문제 문제에 관한 연구결과를 보고하고 있으나 비슷한 문제 유형임에도 불구하고 그 해법은 다른 접근 방법을 사용하고 있음을 알 수 있다.

본 논문에서는 SSP의 문제 특성을 충분히 활용하여 분할기반 해의 표현을 고안하고 이에 적합한 유전 연산을 적용하며 이의 유용성을 실험 결과를 통하여 입증한다.

제 2장에서는 SSP의 문제를 소개하고 제3장에서는 관련연구를 돌아보며 제 4장에서는 유전해법에 관해 설명하고 제5장에서 실험결과를 보인다.

2. 선박운항 일정 계획 문제

이 최적화 모형의 목적함수는 보유 선대의 선박 i를 계획 기간동안 운항할 때, 화물의 수송에 투입된 선박의 운항비의 총합에 대하여 화물의 수송에 의한 운항이익의 총합을 최대화하는 것이다.

1) 선박운항일정계획 모형(SSP)

[기호]

$$q_{ijk}=\begin{cases}1, & \text{만일 선박 } i\text{가 운항일정 } j\text{에} \\ & \text{투입되어 화물 } k\text{를 수송할 경우,} \\ 0, & \text{그 외의 경우.}\end{cases}$$

$p_k =$ 화물 k를 수송할 경우의 운임수익

$h_{ij} =$ 운항일정 j에 투입된 선박 i의 운항비용

$J_i =$ 선박 i의 후보 운항일정 집합

[의사결정변수]

$$x_{ij}=\begin{cases}1, & \text{만일 선박 } i\text{가 운항일정 } j\text{에} \\ & \text{투입될 경우,} \\ 0, & \text{그 외의 경우.}\end{cases}$$

[모형]

$$Max \sum_i \sum_{j\in J_i} \left(\sum_k q_{ijk} p_k\right) x_{ij} - \sum_i \sum_{j\in J_i} h_{ij} x_{ij}$$

s. t. $\sum_{j\in J_i} x_{ij} \le 1, \quad \forall i$

$\sum_j \sum_{j\in J_i} q_{ijk} x_{ij} \le 1$, 모든 화물 k에 대해

$x_{ij} = \{0,\ 1\},\ j\in J_i\ ,\ \forall i$

SSP를 행렬표기를 사용하면 다음과 같다.

N : 총 변수수, $j=1,\dots,N$

K : 화물 수, M : 선박 수,

제약식 $i=1,\dots,M,\ M+1,\ \dots,\ M+K,$

c는 $1\times N$의 행벡터,

A는 $M\times N$의 행렬,

B는 $K\times N$의 행렬인

$$\begin{array}{llll} z= & \max & cx & \\ & s.t. & Ax\le 1 & \text{선박제약식} \\ & & Bx\le 1 & \text{화물제약식} \\ & x_j\in\{0,1\}, & 1\le j\le N & \end{array}$$

로 표현된다.

2) 선박운항일정계획 문제의 특징

선박운항일정계획 문제의 대상은 선박과 화물이다. 많은 선박과 화물 중에서 운임수익을 최대화하는 방향으로 선박에 화물을 배정하는 것으로 볼 수 있다. 해법 절차는 우선, 각 선박에 대하여 수송 가능한 화물들을 골라낸다. 한 선박으로 문제를 국한하여 보면 그림 1.과 같은 그래프 구조가 됨을 알 수 있다.

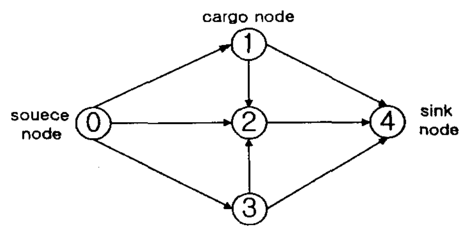

그림 1. 선박-화물 수송 그래프

선박-화물 수송그래프는 운항일정의 시작과 종

료를 의미하는 가상의 시작, 종료 노드와 수송해야 할 화물 노드로 구성된 방향성 그래프이다. 그림 1.의 그래프에는 수송해야 할 3개의 화물이 있으며 가능한 수송경로는

0 -> 1 -> 4,
0 -> 2 -> 4,
0 -> 3 -> 4,
0 -> 1 -> 2 -> 4,
0 -> 1 -> 3 -> 4

가 된다. 단, 0은 시작노드 4는 종료 노드이다.

만약 선박이 한 척이라면 이러한 그래프의 경로 중에서 최대 운항이익을 갖는 경로가 최적해가 된다는 것은 자명하다.

이러한 문제의 특성상 선박 제약식은 그림과 같이 각 선박별로 분할되며 이는 유전 해법에서 해의 표현 방법을 고안하는 기준이 된다. SSP 모형에서 A 행렬의 모습은 그림과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

그림 2. 행렬 A의 전형적인 모습

이러한 제약식 구조를 갖는 문제는 LP로 풀어도 정수해를 도출하는 정수적 특징[20]을 갖는다고 알려져 있다. 선박 제약식 A가 선박별로 분할된다는 점에 착안하여 분할 기반 해의 표현방법을 고안하였다.

3. 관련 연구

본 연구에서 고안한 해의 표현방법과 유전연산자의 유용성을 검토해보기 위해 선행연구와의 비교가 필요하다.

주요 검토 내용은 해의 표현 방법, 실행불가능해 처리, 벌점항의 관리 그리고 유전 연산자에 대해 간략히 알아본다.

$A = [a_{ij}], a_{ij} = \{0,1\}$ 인 m×n 행렬,
e를 m×1로 이루어진 열벡터,
c를 양의 정수 가중치를 갖는 1×n 행벡터,

이라 할 때 집합 문제의 유형을 정리하면 다음과 같다.

집합 포함 문제 (SC)
$$\begin{aligned} &\text{Minimize } cx \\ &Ax \geq e \\ &x \in [0, 1] \end{aligned}$$

집합 패킹 문제 (SPK)
$$\begin{aligned} &\text{Maximize } cx \\ &Ax \leq e \\ &x \in [0, 1] \end{aligned}$$

집합 분할 문제 (SPT)
$$\begin{aligned} &\text{Minimize } cx \\ &Ax = e \\ &x \in [0, 1] \end{aligned}$$

1) 해의 표현 방법

Beasley, Chu[10] 및 Levine[14]은 그림과 같이 0-1 변수에 대한 표현방법으로는 0-1 이진 표현이 적절하다고 간주하여 {0, 1} 문자열로 표현하는 열 기반 표현 방법(Column-Based Representation)을 사용하였다. 비트 문자열은 컬럼에 해당된다. 해집합에서 열 j가 있으면 $S[j]$는 1이고 그렇지 않으면 0이다. (그림 3. 참조)

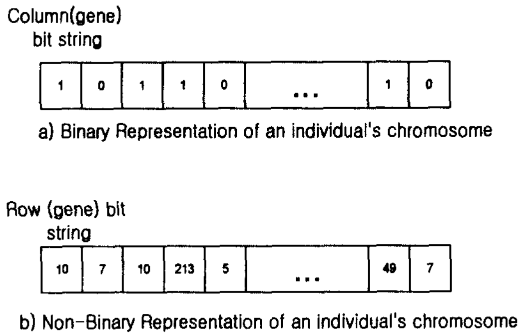

그림 3. 해의 표현 방법

2) 벌점항 관리

Beasley[16]는 그의 논문에서 Levine[14]이 사용한 세가지 벌점항을 다음과 같이 정리하였다.

· Countinfz 벌점항

$p(S) = \sum_{i \in I, w_i \neq 1} \lambda_i$, 단 스칼라 가중치 λ_i는 (경험적으로) $\lambda_i = \max_{j \in \alpha_i} \{c_j\}$로 한다. 이 벌점항은 위반 제약식에 대하여 어느정도 위반했는지에 상관없이 일정량의 벌점을 매긴다.

· 선형 벌점항

$p(S) = \sum_{i \in I, w_i \neq 1} \lambda_i \mid w_i - 1 \mid$ 이 항은 위반의 정도를 고려한다.

· Smith-Tate 벌점항 (Smith and Tate [22])

$p(S) = \sum_{i \in I, w_i \neq 1} (z_f - z_b)/2$ z_f는 지금까지 찾아진 가장 좋은 실행가능해 값이고 z_b는 지금까지의 실행 가능 또는 불가능 모든 경우의 가장 좋은 값이다.

이 벌점항의 목적은 좋은 적응도를 가진 실행불가능인 해를 최적해에 포함될 수 있게 한다. 실행가능성과 떨어진 정도는 위반한 제약식의 수로 한다. 또한 Beasley 등은[11] 적응도와 비적응도를 2차원 좌표축으로 표현하고 이를 세대교체 계획에 적절히 반영하여 훌륭한 효과를 거두었다.

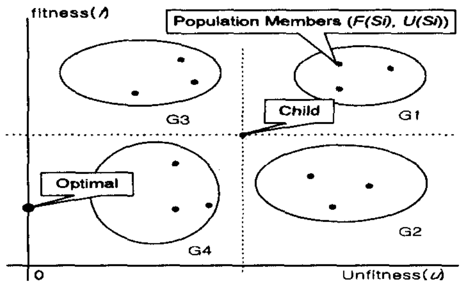

그림 4. 적응도/비적응도 축에 표현한 개체집단의 부그룹

3) 유전 연산자

Beasley와 Chu[10]는 SC문제에 대해 적응도 기반의 교배연산자인 Fusion Operator를 사용하였다. P_1, P_2를 부모, C를 자손, f_{P_1}과 f_{P_2}를 각각의 적응도라 할 때, 혼합연산자(Fusion Operator) 는 다음과 같다.

단계 1 : $i = 1$

단계 2 : 만약 $P_1[i] = P_2[i]$ 이면,

$C[i] := P_1[i] = P_2[i]$ 로 한다.

단계 3. 만약 $P_1[i] \neq P_2[i]$ 이면

(3.1) 확률 $p = f_{P_2}/(f_{P_1} + f_{P_2})$로

$C[i] := P_1[i]$ 로 한다.

(3.2) 확률 $1 - p$로

$C[i] := P_2[i]$ 로 한다.

단계 4. 만약 $i = n$이면 종단하고 아니면

$i = i + 1$ 로 하고 단계 1.로 간다.

4. SSP에 대한 유전해법

1) 분할 기반 해의 표현 (Partition Based Representation)

본 연구에서는 앞장에서 설명한 SPP의 문제 특성을 반영한 해의 표현방법을 고안하였다. SSP 문제를 단순화하여 보면, 선박 제약식이 각 선박별로 분할되므로, 각 선박 분할 중에서 화물 제약식을 위반하지 않는 최대 목적함수 계수를 갖는 변수를 찾는 것이라 할 수 있다. 즉, 유전자의 길이는 선박수로 하며 유전 인자가 의미하는 것은 선박 분할 중에서의 변수 인덱스를 의미한다.

x = 의사결정 변수

I = the set of all rows,

J = the set of all columns,

K = 총 선박 수, $k = 1, \ldots, K$

P_k = 각 분할 별 후보 스케쥴 집합

$\mid P_k \mid$ = 각 분할의 후보스케쥴 수,

S = the set of solution, 이라 하면

각 선박 분할에 대한 유전인자는 {0, ..., $\mid P_k \mid$ }의 정수값으로 표현된다. 이 값은 각 분할에서의 인덱스 값이 되며 해집합에서 분할 k 에서 n번째 변수가 선택되는 경우 $S[k] = n$, $n \in P_k$ 이다.

파티션 k	1	2	3	4	5	...	k-1	k
S[k]	0	4	12	3	6	...	2	5

그림 4. SSP의 해의 표현

이렇게 해를 표현하는 장점은 이미 표현 방법의 설정에서 중복 열에 관한 개선이 이루어진 것이다. 즉, 전체 의사결정변수를 유전인자로 다루면 각 선박별 중복 선택이 있을 수 있고 이는 선박 제약식을 위반하게 되는 것이 되는데, 이렇게 선박별 분할을 다루게 되면 중복 선택을 하지 않게 된다. 이는 선박 제약식에 관한 경험적 개선 연산을 적용한 결과와 같다.

또한 각 분할에서의 인덱스 값 n에 대하여 0의 의미는 그 선박에 대한 어떠한 의사결정 변수도 선택하지 않는다는 의미이므로, n에 대하여 0의 값을 허용하면 집합 패킹 문제가 되며 0을 허용하지 않는 경우는 집합 분할 문제가 된다.

이러한 표현 방법의 단점으로는 전체 해공간을 탐색하기 위하여 보다 정교한 유전 연산자의 고안이 필요하다는 것이다. 하지만 적절한 유전 연산자를 고안하는 것이 전체 의사결정변수를 유전인자로 하는 방법보다 계산 비용면에서 효율적이다.

2) 적응도

조합 최적화 문제가 다른 문제에 비해 유전 해법의 고안이 쉽지 않은 것은 바로 실행 불가능해 때문이다. 어떠한 선행 연구에서도 실행불가능해를 다루는 전형적인 방법을 제시하지 못하고 있으며 다분히 경험적인 방법으로 이를 해결하고 있다.

이러한 실행 불가능해를 다루는 방법으로는 첫째, 실행가능해로 개선하거나 둘째, 벌점을 반영하는 방법을 사용하고 있는데 모두가 문제점을 갖고 있다. [14][17]

첫째 개선방법의 경우에는 실행가능해로 바꾸는 다항식 알고리즘이 존재하지 않아, 실행가능성을 회복하는 문제가 새로운 조합 최적화 문제를 푸는 것만큼 계산량이 크게 되어 사용 불가능하게 되며 둘째, 벌점을 적용하는 경우에는 벌점을 매기는 적절한 방법을 고안하기가 힘들어, 어떤 경우는 세대 전체에 걸쳐 실행 가능해를 만들어 내지 못하는 경우도 있다.

본 연구에서 적응도 $eval(S)$는 목적함수의 값 $f(S)$보다 제약식 위반정도에 중점을 두어 벌점 $p(S)$만으로 구성한다. 실험결과에 의하면 적응도에 목적함수 항을 부가하는 경우, 생성된 후손의 실행가능성이 나빠지는 경우가 대분분이어서 근사 최적해에 수렴하지 못하였다. 실행가능성이 높은 개체가 낮은 벌점을 갖게 되므로 적응도는 벌점의 역수를 취한다.

개체 선택에 있어 목적함수를 고려하지 않는 단점은 실행가능해인 후손이 생성된 경우, 목적함수 값을 증가시키는 경험적 개선 연산자를 통해 보완한다. 해의 표현방법에서 이미 선박제약식을 만족하도록 유전자를 고안하였으므로 벌점은 화물 제약식을 위반한 정도를 표시한다.

벌점은 위반한 화물제약식의 수 $v(S)$와 위반한 제약식에서 포함하는 열의 수를 합한 것 $p(S)$을 10으로 나눈 값을 사용한다. 위반한 제약식의 수만을 사용하여 벌점을 구성하면 개체의 대부분이 비슷한 값을 갖게 되므로 초기집단에서 좋은 해를 선택하는 기준이 모호해지므로 위반 제약식이 포함하는 열의 수를 같이 고려하되 비중은 1/10로 하여 개체 선택에 반영한다.

$$f(S) = \sum_{k=1}^{n} c_{j \in N_k} S[k]$$

$$\zeta_i = \begin{cases} 1, & \text{if } w_i > 1 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

$$p(S) = \sum_{i \in I \setminus K,\, w_i \neq 1} \zeta_i + |\, w_i - 1 \,|$$

$$eval(S) = \begin{cases} 1 \,/\, p(S), & \text{if } p(S) \neq 0 \\ f(S), & otherwise \end{cases}$$

벌점 $p(S)$는 제약식 위반의 정도를 재며 위반한 제약식의 수와 w_i는 행 i가 커버한 열의 갯수를 의미한다.

단, $\sum_{i \in I \setminus K,\, w_i \neq 1} \zeta_i$ 가 0인 경우는 $p(S)$를 0이라 두며 $f(S)$를 적응도로 한다.

실행가능해의 벌점이 0이 아닌 경우 실행가능해

인지를 판별하는 방법이 애매해지므로 실행가능해의 경우 벌점이 0이 되게 하는 것이 실행가능해를 도출해 내는데 있어 중요하다.

2) 초기 개체 집단의 생성

SSP 문제는 크기가 작고 화물 제약식의 밀도가 희박한 경우, 각 선박 분할 중 최대 목적함수 계수를 선택하는 방향으로 해를 도출한다. 이러한 점에 착안하여 문제의 크기에 따라 초기 개체집단을 생성하는 전략을 달리 한다.

P_k를 내림차순으로 정렬된 각 분할별 의사결정 변수집합이라 하고

$S[k]$ = Random(0, ..., R),
단, R = integer($|P_k|$ * r), $0 < r \leq 1$

이 되는 r을 문제의 크기에 따라 정한다. 계산실험에 따르면, 문제의 크기가 작은 경우(20척 이하)는 이 값을 0.2 정도로 한다. 이는 각 분할에서 계수값이 큰 상위 20%의 변수로 초기해를 구성함을 의미한다. 이렇게 함으로써, 초기에 적응도를 높이는 전략보다 실행가능성을 회복하는 방향으로 선택과 교배가 이루어지게 한다. 실험 결과에 의하면 적응도를 높이는 것보다 실행가능성을 회복하는 것이 더욱 힘들고 또한 중요하다는 것을 알았다.

2) 선택 및 교배 전략

적절한 개체 집단의 크기(N >= 100)[15][16]]라 할 지라도 선택과 교배 전략이 적절하지 않으면 모든 개체가 실행 불가능해로 조기수렴하여 해의 개선이 이루어지지 않는 경향이 있다. 즉, 모든 개체가 비슷하게 닮게 되는 부정적인 효과가 나타나게 된다.

선택과 교배의 효과는 부모의 좋은 형질을 자손에게 물려주는 것인데 목적함수의 값과 실행가능성의 상관관계에 따라 후손의 형질(실행가능성)이 부모보다 나빠진 경우가 발생하였다.

초기 집단을 목적함수 계수가 큰 개체들로 구성하였으므로 부모 선택은 실행가능성을 높이는 방향으로 진행한다.

$\delta(P_1, P_2) = |P_1[k] = P_2[k]|$, $k = 1, \dots, K$이다.

부모 P_1, P_2는 적응도 비례 전략을 사용하여 선택한다.

교배전략은 일양 교배를 사용한다.

일양교배는 다음과 같다. P_1과 P_2를 각각 $P_1[1], \dots, P_1[n]$, $P_2[1], \dots, P_2[n]$인 부모 유전자라 하자. 후손 C는 확률 0.5로써 $C[j] = P_1[j]$이라 하고 또 $C[j] = P_2[j]$ 라 하는 것이다. 이는 후손해의 염색체를 동일한 확률로 부모로부터 무작위로 가져오는 것을 말한다.[16]

3) 돌연변이 전략

돌연변이 시에 고려할 것은 목적함수의 값과 실행가능성의 상관 관계이다. 해를 개선하는 방향으로 돌연변이 하게 되면 실행불가능 해가 필연적으로 증가한다. 본 실험결과에 따르면 진화 전 단계에 걸쳐 실행가능해를 생성하지 못하는 경우도 있었다.

해의 질을 높이는 방향으로 돌연변이를 하더라도 가능하면 실행불가능해를 없애는 방향으로 연산을 수행하는 것이 도움이 되는 것은 자명하다. 즉, 돌연변이 할 유전인자를 제약식을 위배한 분할을 우선적으로 수행하게 하는 것이다. 이를 설명하면 다음과 같다.

k = 돌연변이를 수행 할 분할(선박)
α_i = 제약식에서 행 i를 포함하는 열의 집합
β_j = 제약식에서 열 j를 포함하는 행의 집
β_k = 제약식에서 분할 k를 포함하는 행의 집합이라 하면
k는 $|\beta_k|$ 가 최대가 될 때의 k가 된다.

이는 제약식에 많이 포함된 변수일수록 제약식을 위반할 가능성이 많으므로 그러한 변수를 갖는 분할을 찾아 분할 중에서 목적함수 계수가 큰 변수로 대체하는 것이다. 이렇게 하면 돌연변이 하더라도 실행가능성을 위반할 가능성이 줄어들게 된다. 돌연변이 하는 분할 수 M은 진화의 진행에 따라 가변으로 하되 초기에는 유전자 길이의 10% 정도

를 돌연변이 되게 하였고 일정세대후에는 50%까지 되게 하였다. 돌연변이 시에는 목적함수의 계수가 큰 것만 하게 되면 실행가능성이 개선되지 않으므로 10%정도는 0값을 갖게 하여 그 분할을 선택하지 않게 하였다. 하지만 이렇게 하여도 교배 시에 다시 선택될 기회가 있으므로 생각보다 신속히 0이 되는 분할은 없었으며 실험 결과에 의해 10% 정도를 사용하였다.

4) 해의 개선 연산자

해의 개선 전략으로는 두가지를 고려해 볼 수 있다. 먼저 실행가능성을 높이는 방향으로의 개선이 이 다른 하나는 목적함수의 값을 증가시키는 방향으로의 개선이다.

실험결과에 의하면 해의 개선은 급속히 실행불가능해를 증가시키므로 해의 개선에 치중할수록 진화전 단계에 걸쳐 실행가능해를 생성해 내지 못하는 경우가 발생하였다.

이는 목적함수의 값을 증가시키는 것보다 실행가능성을 회복하는 것이 중요하다는 의미이며 해의 개선도 이러한 실험결과에 바탕을 두고 설계한다.

실행가능성을 높이는 연산은 선택, 교배 및 돌연변이에서 실시하였으므로 해의 개선 전략은 생성된 후손을 세대교체하기 전에 벌점 $p(S)$가 0인 경우에만 시행한다.

알고리즘의 개요는 다음과 같다.

단계 1. 생성된 후손 S의 개체정보에서 $S[k]$가 0인 k를 찾는다.

단계 2. P_k중에서 목적함수 계수가 큰 변수부터 $S[k]$에 대입하여 실행가능성을 검사한다. $p[S]$가 여전히 0이면 $S[k]$에 대입하고 단계 1.로 간다.

단계 3. 더 이상 개선할 $S[k]$가 없는 경우 종료한다.

5) 교체 전략

진화 초기단계에는 실행가능성을 높이는 것이 무엇보다 중요하므로 실행가능성이 낮은 개체부터 교체해 나간다.

Beasley와 Chu[11]의 경우는 개체집단에서 적응도와 비적응도의 적용을 4개의 부그룹으로 나누어 고려하였지만 본 연구에서는 세대 교체 시에 벌점을 고려한 적응도를 사용하고 벌점이 0인 개체는 교체되지 않도록 하였다.

이렇게 하면 실행가능성을 회복하는 유전 연산이 해를 개선하는 유전 연산보다 많아지게 되는데 이는 해의 개선보다 실행가능성을 회복하는 것이 중요하다는 것을 의미한다.

하지만 궁극적으로는 좋은 해를 구해야 하기 때문에 해를 개선하는 연산도 필요하다. 본 연구에서 해를 개선하는 방법은 개선연산자를 이용하였다.

5. 전산실험 결과 및 검토

실험초기에는 화물제약식을 무작위로 생성한 문제를 사용하였으나 적절한 밀도를 유지하기 어렵고 제약식에서의 각 열의 값을 실제 문제와 같은 특성을 갖도록 생성하기가 힘들었다.

제약식의 밀도가 큰 경우 제대로 수렴하지 않았고, 제약식에서의 1의 분포가 균일하면 무작위 탐색과 유사하게 되었다. 실제문제에서는 각 선박별 후보 스케줄의 수의 편차가 큰 양상을 보이고 있다.

그리하여 계산 실험은 화물과 선박의 실제 자료로부터 문제를 생성하여 수행하였다. 수행된 실험결과 중 10 가지 문제 유형만을 추렸으며 LP 이완법(분지한계법 포함)에 의한 계산 속도와 정확도를 비교하였고 개체집단의 목적함수 값과 실행가능성을 축으로 하는 그래프에 문제 유형별 수렴과정을 표현하였다.

하나의 유형당 100번의 반복 실험의 평균치로 유전 알고리즘의 수행도를 결정하였다. 아쉽게도 선박의 수와 화물의 수가 50을 초과하면 LINDO 모듈에서 다룰수 있는 변수수 제약으로 더 이상의 실험이 곤란하였다. 표 1.에 문제 유형을 정리하였다.

표 1. 문제 유형

번호	선박	화물	열수	행수	밀도
1	10	10	374	20	0.241
2	10	20	629	35	0.155
3	10	40	2689	50	0.094
4	20	20	1410	40	0.103
5	20	30	2072	50	0.091
6	20	35	3895	60	0.086
7	20	40	4676	80	0.078
8	30	35	6446	75	0.073
9	30	40	7694	70	0.067
10	50	40	11841	90	0.052

표 1.에서 문제의 열수는 의사결정 변수수와 같으며 행수는 제약식의 수를 의미한다.

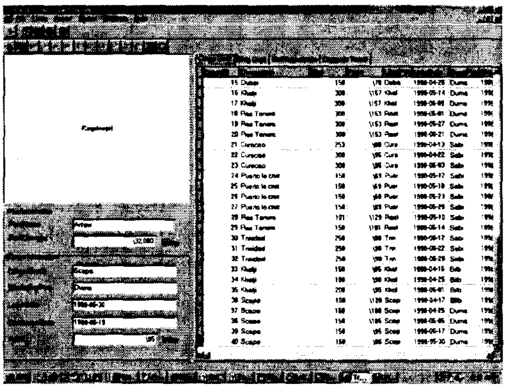

그림 5. 자료입력화면

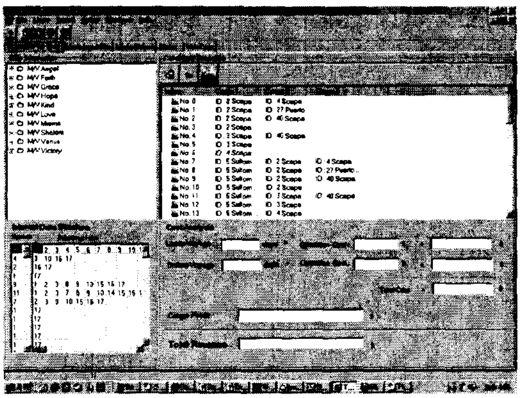

그림 6. 결과 출력화면

그림 5.의 화면 우측 스프레드쉬트에서 화물과 선박의 자료를 입력한다. 화물 자료는 선적일, 하역일, 선적항, 하역항, 화물 종류, 운임 등의 입력항목이 있으며 선박자료는 초기위치, 선적가능 화물 종류, 운항비 등의 입력항목이 있다.

그림 6.의 결과 출력화면에서는 각 선박별 수송 화물과 수송에 따른 운임과 운항비 등을 정리하여 일목요연하게 보여 주고 있다.

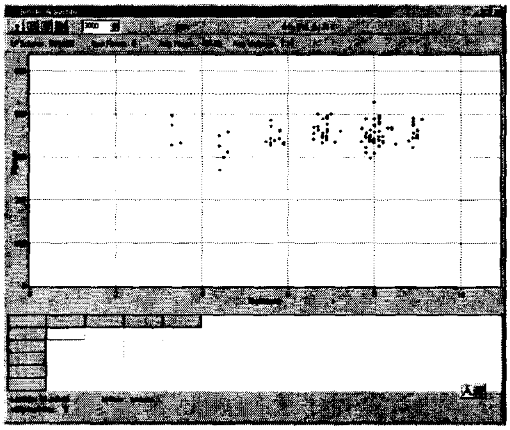

그림 7. 유전자 알고리즘 수행화면

그림 7.에서는 목적함수 값과 벌점을 좌표축으로 하는 2차원 평면에 각 개체의 진화 과정을 보여주고 있다.

1) 수렴과정

수렴과정을 확인하기 위하여 목적함수 값과 실행가능성을 좌표축으로 하는 그래프에 각 개체를 표현함으로써 개체들이 최적해에 수렴해가는 과정을 관찰할 수 있도록 하였다.(그림 7. 참조) 계산시간은 화면상에 개체정보를 표현하는 것을 포함하지 않은 것으로 하였다.

2) LP 이완법과의 수행도 비교

LP 이완에서 해를 도출할 수 있는 경우는 LP를 푸는 시간을 그렇지 않은 경우는 분지한계법을 수행하는데 필요한 시간을 수행 시간의 비교의 척도

로 삼았다.

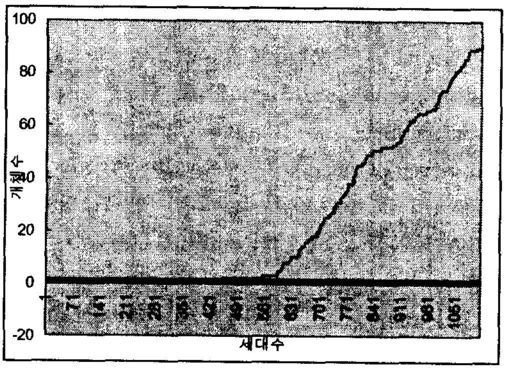

그림 8. 실행가능개체의 증가 추이(문제 2)

표 3. 수행도 비교 (시간 : 초)

문제유형	LP(IP)최적해	계산 시간	근사 최적해	평균수행시간
1	153496	0.48	148874	1.0988
2	359187	0.78	297058	1.3512
3	581259	3.23	398555	3.636
4	409869	1.33	322564	4.5196
5	583459	2.78	406735	6.4466
6	670816	4.8	4344635	10.4354
7	741568.31	6.94	479596	11.835
8	675991	7.16	499350	30.18
9	748445.19	9.55	503330	33.304
10	750738	22.55	599880	35.807

수행시간의 비교에서 유전해법의 효과는 그다지 훌륭하지 못한 것으로 판명되었으나 8번 이후의 문제와같이 대규모 문제에서는 문제의 크기에 상관없이 일정한 수행도를 보여주고 있으므로 대규모 문제에서 LP 이완법으로 소수해가 도출된 경우에 대체해법으로 사용 가능함을 알 수 있다.

6. 결 론

기존의 연구를 검토해 본 결과, 조합최적화 문제에 대한 유전해법은 정형적인 방법론을 찾기가 매우 힘들다는 것을 알았고 접근방법도 다양함을 알았다.

본 연구의 성과라면 문제의 특성을 활용한 새로운 해의 표현방법을 고안한 것이며 유전연산자는 이미 알려진 방법들을 적절히 적용한 것이라 볼 수 있다.

계산 실험 결과, 유전해법을 적용해도 실용상 해를 구할 수 있음을 알았으나 기존의 LP 이완과 비교하기에는 계산비용이 너무 큰 것도 발견하였다.

연구의 처음 목적은 LP이완보다 계산시간에서 우수한 해법을 개발하는 것이었으나 실행불가능해를 다루는 효율적인 방법을 찾지 못하여 계산 시간을 줄이지 못하였다.

단지, 대규모 문제의 경우, LINDO의 IP 해법인 분지한계법(Branch & Bound)과 비교해서는 실용상 대체해법으로 사용가능 하겠지만 LP 이완의 해법에는 미치지 못하였다. 대규모 문제에서 분지한계법 대신 유전해법을 사용하는 것을 고려할 수 있다.

유전해법에서의 계산시간 대부분은 제약식에 관한 정보를 모으고 해의 개선에 필요한 연산을 하는데 소요되었다. 이는 실행불가능해를 다루는 보다 효율적인 알고리듬이 개발이 필요하다는 의미이고 그런 알고리듬이 개발된다면 계산 시간을 줄이는데 많은 도움이 되리라 생각된다. 그렇게 되면 대규모 문제에서 LP완화법의 대안으로 사용될 수도 있을 것이다.

참고 문헌

[1] Abryan A. Norman, james C. Bean, "A Genetic Algorithm Methodology for Complex Scheduling Problems", *Naval Research Logistics*, Vol. 46, pp.199-211 (1999)

[2] Appelgren, L. H., "A Column Generation algorithm for a ship scheduling problem", *Transportation Science*, 3, pp. 53-68 (1969)

[3] Appelgren, L. H., "Integer programming methods for a vessel scheduling problem", *Transportation Science*, 5, pp. 64-78 (1971)

[4] Balas, E. and M. W. Padberg, "Set partitioning: A survey", *SIAM Review*, Vol 18, No. 4, pp. 710-760, Oct. (1976)

[5] Chu, P.C. and J.E.Beasley, "A genetic Algorithm for the generalised Assignment Problem", *Computers and Operations Research*, Vol. 24, pp. 17-23, (1997)

[6] Chu, P.C. and J.E.Beasley, "A Genetic Algorithm for the Multidimensional Knapsack Problem", *Journal of Heuristics*, 4, 63-86, (1998)

[7] Gengui Zhou, Mitsuo Gen, "Genetic Algorithm Approach on multi-criteria minimum spanning tree problem", European *Journal of Operational Research*, 55:3, 296-308 (1999)

[8] George L. Nemhauser, Laurence A. Wolsey, Integer and Combinatorial Optimization, Wiley, (1988)

[9] Harche, F. and G. L. Thompson, "The column subtraction Algorithm: An exact method for solving weighted set covering, packing and partitioning problems", *Computers & Operations Research*, Vol. 21, No. 6, pp. 689-705 (1994)

[10] J.E. Beasley and P.C. Chu, "A Genetic Algorithm for the set covering problem", *EJOR*, vol. 94, pp. 392-404, (1996)

[11] J.E. Beasley and P.C. Chu, "Constraint handling in genetic algorithms: the set partitioning problem", *Journal of Heuristics*, vol. 4, pp. 323-357, (1998)

[12] Kim, Si-Hwa and Kyung-Keun Lee, "An Optimization-based decision support system for ship scheduling", *Computers & I.E., An Intl. Journal*, Vol. 33, pp. 689-692 (1997)

[13] Kim, Si-Hwa, "Optimization-based Decision Support System for Some Maritime Transportation Problems", *Ph. D. Thesis, Dept. of Industrial Engineering*, Pusan National University (1999)

[14] Levine, D.M., "Parallel Genetic algorithm for the set partitioning problem", Ph.D. disseratation, Illinois Institute of Technology, (1994)

[15] Michalewicz, Z., "Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs, 3rd Ed.", Sproinger-Verlag, New York, (1996)

[16] Mitsuo Gen and Runwei Cheng, "A Brief Review of Penalty Methods in Genetic Algorithms for Optimization", 한국경영과학회지, 04, Vol. 21 No.1 pp101-114, (1996)

[17] Mitsuo Gen, Runwei Cheng, Genetic Algorithms and Engineering Optimization, John Wiley & Sons (2000)

[18] Ronen, D., "Cargo Ships routing and scheduling: Survey of models and problems", *European Journal of Operational Research*, 12, pp. 119-126 (1983)

[19] Ronen, D., "Ship Scheduling: The Last Decade", *European Journal of Operational Research*, Vol. 71, pp. 325-333 (1993)

[20] Ryan, D.M. and J.C. Falkner, "On the Integer Properties of Scheduling Set Partitioning Models", European Journal of Operational Research, Vol. 35,pp. 422-456, (1988)

[21] Sethi, A. P. and G. L. Thompson, "The pivot and probe algorithm for sloving a linear program", *Mathmatical Programming*, 29, pp. 219-233 (1984)

[22] Smith, A.E. and D.M. Tate, "Genetic Optimization Using a Penaty-Function", In S. Forrest(ed.), *Proceedings of the fifth International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, pp 499-505, 1993

[23] Takeo Takeno, Genji Yamazaki, "Implrovement of Local Area Transportation System Scheduling Using Genetic Algorithm", *Engineering Design & Automation*, 3(2), 191-200 (1997)

[24] Whiton, J. C., "Some constraints on shipping

in linear programming models", *Naval Research Logistics Quarterly*, 14, pp. 257-260 (1967)

[25] Yee Leung, Guo Li, and Zong-Ben Xu, "A Genetic Algorithm for the Multiple Destination Routing Problems", *IEEE Transactions on Evolutionary Computattion*, Vol. 2 No.4 pp. 150-161 (1998)

[26] 김도형, 도착시간대를 가지는 Dial-A-Ride 문제에 대한 유전해법의 적용, 석사논문, 한국해양대학교 대학원(1997)

[27] 신해웅, 혼합형 유전해법을 이용한 배송차량의 경로결정, 박사논문, 한양대학교 대학원 (1994)

[28] 이희용, 유조선 운항 일정 계획 의사결정 지원 시스템의 개발에 관한 연구, 석사논문, 한국해양대학교 대학원 (1995)

[29] 황희수, 집합패킹문제에 적용된 컬럼 서브트랙션 해법구현에 관한 연구, 석사 논문, 한국해양대학교 대학원 (2000)