

# 수정 유전자 알고리즘을 이용한 중복방문, 다중차고 차량경로문제

전건욱<sup>†</sup> · 심재영

국방대학교 운영분석학과

## A Vehicle Routing Problem with Double-Trip and Multiple Depots by using Modified Genetic Algorithm

Geonwook Jeon · Jae Young Shim

Department of Operations Research, Korea National Defense University, Seoul, 122-875

The main purpose of this study is to find out the optimal solution of the vehicle routing problem considering heterogeneous vehicle(s), double-trips, and multi depots. This study suggests a mathematical programming model with new numerical formula which considers the amount of delivery and sub-tour elimination and gives optimal solution by using OPL-STUDIO(ILOG). This study also suggests modified genetic algorithm which considers the improvement of the creation method for initial solution, application of demanding point, individual and last learning method in order to find excellent solution, survival probability of infeasible solution for allowance, and floating mutation rate for escaping from local solution. The suggested modified genetic algorithm is compared with optimal solution of the existing problems. We found the better solution rather than the existing genetic algorithm. The suggested modified genetic algorithm is tested by Eilon and Fisher data(Eilon 22, Eilon 23, Eilon 30, Eilon 33, and Fisher 10), respectively.

**Keyword:** modified genetic algorithm, vehicle routing problem, multi-trip, multiple depots, meta heuristic.

### 1. 서론

차량경로문제는 지리적으로 분산된 수요지점의 요구를 충족시키기 위하여 최소의 비용(거리)으로 차량경로를 선정하는 문제(Dantzig and Ramser, 1959)로 제약조건에 따라 HVRP, CVRP, MDVRP, VRPTW, SVRP, VRPPD 등으로 구분(Bodin *et al.*, 1983)된다.

현실적으로 적용 가능한 차량경로문제는 이러한 제약들이 동시에 고려되는 경우이나 기존 연구에서는 최적해 산출제한의 이유로 하나 내지는 두 개의 제약만을 고려한 연구가 이루어져 왔다. 또한, 기존의 연구에서는 단일수요지점의 수요는

차량의 적재용량을 초과하지 않는 것으로 가정(Dantzig and Ramser)하고 있으며, 초과하는 경우에는 별도의 차량을 할당하도록 함으로써 최적화 기회를 상실(신해웅, 1991)시키고 있어 본 연구에서는 중복방문을 고려하였다.

차량경로문제는 그 본질적인 조합적 특성에 의하여 수리모형으로 정식화가 가능(Magnanti and Wong, 1981)하지만 계산의 복잡도에 있어서 Lenstra and Rinnooy(1981)이 지적했듯이 NP-hard 부류에 속하므로, 문제의 크기가 증가함에 따라 정확한 해를 얻기가 거의 불가능(송성현, 1987)하므로 휴리스틱에 의한 접근방법이 연구되고 있다.

본 연구에서는 중복방문을 고려하여 하역량을 산출하는 수

<sup>†</sup>연락처 : 전건욱 교수, 122-875 서울시 은평구 수색동 국방대학교 운영분석학과, Fax : 02-309-6233, E-mail : gwjeon@kndu.ac.kr

식과 새로운 불법경로(sub-tour) 제거식을 고려한 수리모형을 구축하여 최적해를 산출하였으며, 기본적인 유전자 알고리즘에 초기해 생성방법 개선, 우수한 해를 찾기 위한 수요지, 개체, 최종 학습방법의 적용, 실행 불가능해의 생존확률 부여, 지역해에서 벗어나기 위한 변동 돌연변이율을 고려한 수정 유전자 알고리즘을 제시하였다.

특히, 본 연구에서 제시한 수정 유전자 알고리즘은 유전자 알고리즘이 다윈의 진화론을 기본으로 하여 교배와 돌연변이를 통하여 적자생존의 원칙에 따라 진화하는 과정을 적용하였으나, 상대적으로 빠르게 환경에 적응하는 인간의 경우에는 스스로의 학습(수요지별, 개체별 학습), 환경에 필요한 학습(최종학습)을 통해 주어진 환경에 보다 적합하게 변한다는 점에 착안하여 인간의 환경적응과정과 유사한 과정을 통하여 해의 효율적인 개선을 유도하도록 구성하였다.

수리모형을 통하여 중복방문의 효율성을 확인하고 제시한 알고리즘의 정확성을 확인한 후 기존 알고리즘과 비교 및 기존 예제의 적용을 통하여 수정 유전자 알고리즘의 효율성 및 우수성을 확인하고 다용량, 다중차고, 중복방문 차량경로문제에 적용하였다.

## 2. 수리모형

### 2.1. 문제의 정의

수요지점(N개)의 위치와 수요량이 알려져 있으며, 2개의 차고지에 보유중인 차량의 종류와 대수도 알려져 있을 때, 보유 차량을 활용하여 모든 수요지의 수요량을 만족시키는 최적의 경로를 구하는 것으로 가정사항은 다음과 같다.

가. 차량은 최초 출발한 차고지로 돌아온다.

나. 모든 수요지점에는 2회 이내의 차량이 방문한다.

다. 주어진 경로상의 하역량의 합은 차량의 용량을 초과할 수 없다.

라. 차고를 거치지 않는 경로는 제거한다.

### 2.2. 모형

본 모형에서 사용되는 용어의 정의는 다음과 같다.

N: 수요지점의 개수

I: 차고지 포함한 모든 지점의 개수

B<sub>1</sub>: 첫 번째 차고지의 차량대수

B<sub>2</sub>: 두 번째 차고지의 차량대수

T: 모든 차량의 대수

D<sub>n</sub>: 수요지점 n의 수요량

C<sub>t</sub>: 차량 t의 적재용량

d<sub>ij</sub>: 지점 i에서 지점 j까지의 거리

x<sub>ijt</sub> = 1, 지점 i에서 지점 j로 차량 t가 이동 시  
= 0, 기타

H<sub>int</sub>: 지점 i에서 지점 n으로 이동 시  
차량 t에 의한 하역량

max[C<sub>t</sub>]: 차량 t의 적재용량 중 최대값

n = {1,2,⋯, N}

i = {0,1,⋯, N+1}

단, i = 0, N+1 : 2개의 차고지를 의미

t = {1,2,⋯, T}

중복방문, 2개의 차고, 차량용량이 다른 차량경로문제의 수리모형은 다음과 같다.

$$\text{Minimize } Z = \sum_{t=1}^T \sum_{i=0}^{N+1} \sum_{j=0}^{N+1} d_{ij} x_{ijt} \quad (1)$$

Subject to

$$x_{(N+1)it} = 0 \quad \text{for } \forall i=1, 2, \dots, N, t=1, 2, \dots, B_1 \quad (2)$$

$$x_{0nt} = 0 \quad \text{for } \forall n=1,2,\dots, N, \\ t=B_1+1, B_1+2, \dots, T \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^{N+1} x_{int} = \sum_{i=0}^{N+1} x_{nit} \quad \text{for } \forall n=1,2,\dots, N, \\ t=1,2,\dots, T \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^{N+1} \sum_{t=1}^T x_{int} \leq 2 \quad \text{for } \forall n=1,2,\dots, N \quad (5)$$

$$\sum_{i=0}^{N+1} x_{iit} = 0 \quad \text{for } \forall t=1,2,\dots, T \quad (6)$$

$$\sum_{n=1}^N x_{0nt} = \sum_{n=1}^N x_{n0t} \quad \text{for } \forall t=1,2,\dots, B_1 \quad (7)$$

$$\sum_{n=1}^N x_{(N+1)nt} = \sum_{n=1}^N x_{n(N+1)t} \\ \text{for } \forall t=B_1+1, B_1+2, \dots, T \quad (8)$$

$$x_{int} \leq H_{int} \quad \text{for } \forall i=0,1,\dots, N+1 \\ n=1,2,\dots, N, t=1,2,\dots, T \quad (9)$$

$$H_{int} \leq x_{int} \times \max[C_t] \times 2 \quad \text{for } \forall i=0,1,\dots, N+1 \\ n=1,2,\dots, N, t=1,2,\dots, T \quad (10)$$

$$\sum_{i=0}^{N+1} \sum_{t=1}^T H_{int} = D_n \quad \text{for } \forall n=1,2,\dots, N \quad (11)$$

$$\sum_{i=0}^{N+1} \sum_{n=1}^N H_{int} \leq C_t \quad \text{for } \forall t=1,2,\dots, T \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} \leq |T|-1 \quad \text{for } \forall t=1,2,\dots, T \\ \forall T \subset V, |T| \neq 0 \quad (13)$$

본 모형의 목적함수(1)는 총 운행거리를 최소화하는 것이다. 식(2)와 식(3)은 차량이 다른 차고에서 출발하지 못함을 의미하고, 식(4)는 차량흐름의 연속성을 나타낸다. 식(5)는 각 수요지점마다 최대 2대의 차량까지 도착할 수 있다는 제약이다. 식(6)은 제자리의 이동은 고려하지 않는다는 제약이고, 식(7)과 식(8)은 운행된 차량은 출발지로 복귀해야 한다는 제약으로 이 식

이 제거되면 출발한 차고지가 아닌 다른 차고지로도 복귀할 수 있는 모형이 된다. 식 (9)에서 식 (12)까지는 중복방문 허용에 따라 2대의 차량이 방문했을 때 도착차량별로 배달되는 수요량을 구하는 하역량( $H_{im}$ )에 관련된 제약이다. 마지막으로 식 (13)은 부분경로 방지의 제약으로 기존(Miller *et al.*, 1960)의 차량경로문제에서 제시된 모형이나, 실제 제약식은 수요지의 수와 차량의 수에 따라 기하급수적으로 많아져 수요지가 5개이고 차량이 3대일 경우에는  $26 \times 3(\text{차량수})=78$ 개이지만, 수요지와 차량이 10개와 6대로 증가할 경우에는  $1013 \times 6 = 6078$ 개로 증가하여 실제 입력이 상당히 어려운 문제이다. 이에 따라 부분경로 방지제약의 간략화를 위해서 새로운 부분경로 방지식인 식 (14)를 구성하였다.

$$x_{abt} \times x_{act} \times x_{cdt} \times x_{det} \times x_{eft} = 0$$

(수요지의 수만큼 반복)  
for  $\forall a, b, c, d, e, f = 1, 2, \dots, N, t=1, 2, \dots, T$  (14)

식 (14)는 선형모형이 아니므로, 전산모형에서 이 수식을 적용하기 위해서는 ILOG(Solver)를 사용해야 하는데, Solver는 전역탐색을 통하여 최적해를 구하기 때문에 ILOG (CPLEX)에 비해 많은 시간이 소요되어 비효율적이므로 본 연구에서는 기존의 선형모형 제약식인 식 (13)을 사용한다. 그렇지만, 차후에 비선형모형에 대한 효율적인 연산 프로그램이 개발된다면 식 (14)가 보다 더 효율적인 부분경로 방지식이 될 것이다.

### 3. 수정 유전자 알고리즘

#### 3.1 개요

유전자 알고리즘은 동일 유전자 구조를 가진 염색체 개체(chromosome)들의 유전자 값을 서로 교환시켜 새로운 유전자 개체를 만들면 개체의 값이 향상된다는 원리를 응용한 것으로 생물의 진화과정, 즉 자연선택(natural selection)과 유전법칙을 모방한 확률적 탐색기법이다. 이 알고리즘은 Holland(1975)의 논문 "Adaptation in Natural and Artificial System"에서 처음으로 소개된 이후 유전자 알고리즘에 대한 이론 및 응용분야에서 활발한 연구가 이루어지고 있다.

본 연구에서는 기존의 유전자 알고리즘(김여근, 2000)에 효율성을 향상시키는 과정을 추가하여 수정 유전자 알고리즘을 제시하였다.

#### 3.2 수정 유전자 알고리즘의 특징

수정 유전자 알고리즘에서는 선별, 교배, 돌연변이로 이루어지는 기본적인 유전자 알고리즘에 우수한 초기해의 생성, 세대 간 학습, 최종해의 학습, 변동 돌연변이율, 벌금(Penalty)적용의 추가적인 과정을 거친다.

우수한 초기해의 생성은 일반적인 유전자 알고리즘에서 무작위적 선택에 의한 초기해의 산출이 갖는 비효율성을 개선하고 발견적 기법을 이용한 초기해의 생성이 갖는 지역해로의 조기 수렴을 제거하기 위하여 무작위적 선택에 의한 방법과 발견적 기법에 의한 방법을 혼용한 것으로, 각 수요지의 위치를 고려하여 인접한 수요지에 도착하는 차량이 같은 확률을 높이는 과정을 의미한다.

세대 간 학습은 초기해의 생성과정에서 만들어진 1회의 방문에 부족한 수요량을 적절한 차량에 의해서 중복방문을 찾아내는 과정과 임의의 한 수요지를 선정하여 다른 수요지와 도착 순서를 교환하면서 가장 좋은 경로를 갖도록 만드는 과정을 의미하며, 최종해의 학습은 최종적으로 구해진 해에서 차량별로 구성된 경로가 최적인지를 확인하는 과정을 의미한다.

변동 돌연변이율은 지역해로의 수렴에서 벗어날 확률을 높이기 위하여 해의 개선이 장기간 지연될 때 돌연변이율을 일정 수준까지 상승시키는 것을 의미한다.

마지막으로, 벌금(penalty)적용은 최적해는 실행 불가능해의 주변에 있다는 점(Gen and Cheng, 2000)에 착안하여 실행 불가능해일지라도 일정한 확률로 생존을 허락하여 내부적으로 가지는 우성인자가 교배를 통하여 전달할 수 있도록 하는 것을 의미한다.

<그림 1>은 수정 유전자 알고리즘의 흐름도를 나타낸다.

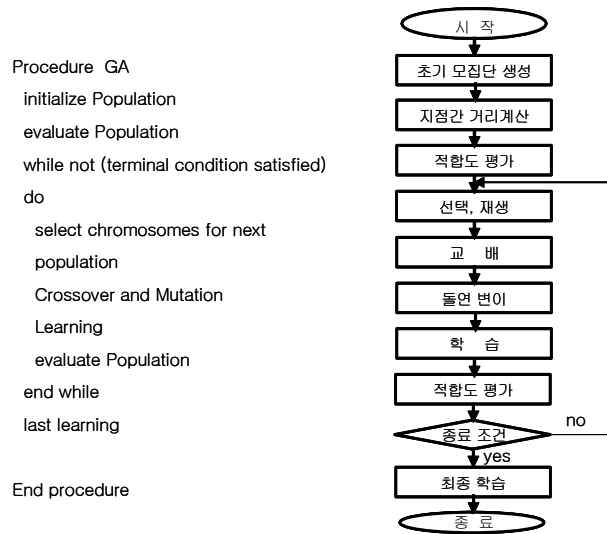


그림 1. 수정 유전자 알고리즘 흐름도.

기존의 유전자 알고리즘(Gen and Cheng, 1997)과 수정 유전자 알고리즘의 단계별 절차비교는 <표 1>과 같다.

#### 3.3 단계별 세부절차

유전자 표현은 문제의 특성을 잘 반영하여야 하는데 본 연구에서는 3개의 스트링(string)으로 차량의 경로와 중복차량의 방문을 표현하였다.

표 1. 기존 알고리즘과의 단계별 절차비교

단계	기존 유전자 알고리즘	수정 유전자 알고리즘
1	파라미터,종료조건	파라미터,종료조건
2	모집단 구성 (무작위 생성)	모집단 구성 (발견적 기법 혼용)
3	적합도 평가/ 실행 불가능해 소멸	적합도 평가/실행 불가능해의 확률적 생존
4	선별	선별
5	교차	교차
6	돌연변이	돌연변이
7	없음	학습과정 적용으로 적합도 개선
8	적합도 평가	적합도 평가
9	조건만족 시 종료, 불만족 시 단계 4로	조건만족 시 단계10 불만족 시 단계 4로 필요 시 돌연변이를 상승
10	없음	최종해 학습을 통해 경로의 개선 여부 확인

※표의 구분은 흐름도 상<그림 1>의 단계를 나타낸다.

표 2. 유전자 표현

A1	1	2	3	4	5
A2	2	5	4	1	3
A3	1	2	1	3	2
A4	0	1	0	0	3

위의 <표 2>에서 A<sub>1</sub>은 수요지점의 번호를 나타내지만 불필요한 부분이므로 실제 구성은 고려하지 않는다. A<sub>2</sub>는 해당차량의 이동순서를, A<sub>3</sub>와 A<sub>4</sub>는 수요지 A<sub>1</sub>에 도착하는 차량의 일련번호를 나타내므로, 각 수요지점당 최소 1대의 차량은 도달해야 하기 때문에 A<sub>3</sub>에는 0이 올 수 없지만, 중복방문이 이루어지지 않을 수도 있기 때문에 A<sub>4</sub>에는 0이 올 수 있다.

<표 2>에서 차량 1은 1, 2, 3의 수요지를 방문하게 되는데 수요지의 방문순서로는 수요지 1의 A<sub>2</sub> 값이 2이고, 수요지 2의 A<sub>2</sub> 값이 5이며, 수요지 3의 A<sub>2</sub> 값이 4이므로 차량 1의 이동경로는 차고지를 출발하여 A<sub>2</sub> 값이 가장 작은 수요지 1을 거쳐, 수요지 3으로 이동한 후 마지막으로 A<sub>2</sub> 값이 가장 큰 수요지 2를 거쳐 최초로 출발한 차고지로 돌아오는 D<sub>1</sub>-1-3-2-D<sub>1</sub>의 경로를 형성하게 된다. 같은 방법으로 차량 2는 D<sub>1</sub>-5-2-D<sub>1</sub>의 경로를, 다른 차고지에서 출발하는 차량 3은 D<sub>2</sub>-4-5-D<sub>2</sub>의 경로를 형성하게 된다. 여기에서 D<sub>1</sub>은 첫 번째 차고지를 의미하고, D<sub>2</sub>는 두 번째 차고지를 의미한다.

3.3.1 초기 모집단

초기 모집단은 확률에 의해 발견적 기법에 의한 초기해의 생성과 임의생성기법에 의한 초기해의 생성을 혼합적용하여 각각의 장점을 동시에 가질 수 있도록 적용하였다. 임의생성기법

에서는 난수발생을 통해 어떠한 해도 구성이 가능하게 하여, 전역을 탐색할 수 있는 기반을 마련토록 하였으며, 발견적 기법에서는 중앙차고를 중심으로 네 개의 구역으로 나누어 해당 구역 내에 임의의 차량을 지정 할당하여 인접한 수요지가 동일한 차량으로 편성될 확률을 높여 우수한 초기해를 생성할 수 있도록 구성하였다.

3.3.2 수요지별 학습

수요지별 학습은 적합도를 계산할 때 기존 유전자 알고리즘과 같이 실행 불가능해를 제거하지 않고 실행 가능해로 바꾸고, 실행 가능해 중에서 불필요한 중복방문 등으로 비효율적인 해는 효율적인 해로 개선해 주는 과정으로, 불필요 중복방문을 제거하고, 차량용량 부족 때문에 실행 불가능해가 되는 경우 용량이 가능한 다른 차량으로 조정하여 실행 불가능해의 발생을 최소화하도록 하여 우수한 해의 발생을 유도하도록 하였다.

3.3.3 적합도 평가 및 선별

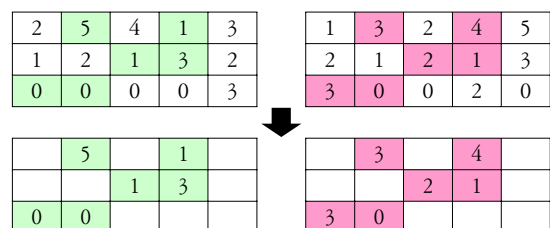
적합도는 총 누적거리의 합의 역수율, 선별은 물렛힐 방법(Michalewicz, 1994)을 각각 적용하였다. 적합도에서는 실행 불가능해를 제거하지 않고 일정한 벌금(penalty) 값을 적합도에 적용하여 실행 불가능해가 확률적으로 생존 가능하게 하였다. 물렛힐 방법의 적용과정에서는 동일한 개체끼리 교차가 발생하지 않도록 하여 교차의 효율성을 높였다. 다음 세대로의 전환 시에도 물렛힐 방법을 적용하였으며, 우수한 해의 확률적 소멸을 막기 위하여, 세대별 최적해는 반드시 살아남을 수 있도록 엘리트 보존전략을 수립하였으며, 나머지 세대의 구성은 기존의 세대와 새로이 생성된 세대를 통합하여 물렛힐 방법을 적용하여, 무조건적인 적자생존에 의한 지역해 수렴을 막으면서 우수한 해의 생존을 확률적으로 보장하였다.

3.3.4 교차

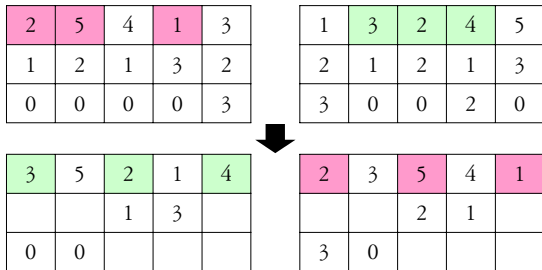
교차(김여근, 2000)는 차량경로를 형성하는 A<sub>2</sub>는 위치기반교차를, 할당된 차량을 나타내는 A<sub>3</sub>, A<sub>4</sub>는 점교차를 실시하였다. 단계별 교차순서는 다음과 같다.

**단계 1:** 선택된 두 부모해에서 교차율에 의해 교차의 실시 여부를 결정한다.

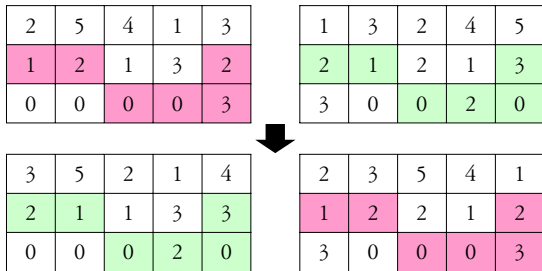
**단계 2:** 확률에 의해 교차가 이루어질 부분을 결정하여, 자손에게 상속한다.



**단계 3 :**  $A_2$ 에 관련된 위치기반교차로  $A_2$ 에 빈 칸에는 상대방 개체의  $A_2$ 에서 선택되지 않은 값을 순서에 따라 상속시킨다 (좌측 개체에서 5와 1이 선택되었으므로, 우측 개체에서 5와 1을 제거하면 순서대로 3, 2, 4가 남으므로, 이 순서를 그대로 우측 자손 개체의 빈 곳에 채워넣는다).



**단계 4 :**  $A_3, A_4$ 에 관련된 점교차로 상대방 개체의  $A_3, A_4$ 에서 그대로 상속받는다.



교차에 의한 연산적용 시  $A_3, A_4$ 에 같은 차량이 편성되는 경우가 발생할 수 있으나 이는 수요지 내 학습에서 자동 소멸되므로 문제가 되지 않음을 밝혀둔다.

3.3.5 돌연변이

돌연변이는  $A_2$ 는 개체 내 학습을 통해 상위수준의 변이가 발생하므로 적용하지 않고,  $A_3, A_4$ 에 대해서 점 돌연변이 기법을 적용하였다. 점 돌연변이는 개체 내 임의의  $A_3, A_4$  지점 중 한 지점을 돌연변이율과 난수에 의해 선택하고 이 점에 난수를 통한 임의의 차량을 할당하는 방법을 사용하였다.

3.3.6 개체 내 학습

개체 내 학습이란 개체별로 임의의 한 인자를 지정하여 반복 실험을 통해 더 좋은 값을 찾아내는 과정을 의미하며, 이는 개체별 임의의 한 점을 선정하여 해당 지점의  $A_2$  값을 다른 모든 점들과 교환하여 가장 좋은 적합도를 가지는 값으로 변경하는 과정(Alba and Dorronsoro, 2004)을 수행하도록 하여 적용하였다.

3.3.7 최종학습

최종학습이란 종료조건을 만족한 후의 최종해에 대해서 차량별로 구성된 경로가 개선 가능한지를 휴리스틱 기법을 통해

여 확인하는 과정을 의미한다. 이는 차량경로를 결정하는 모든  $A_2$  값을 순서대로 교환하여 현재 수요지별로 할당된 차량 내에서 더 우수한 해를 찾아내는 과정으로 종료조건 직전에 우수한 해로의 진화가 이루어졌을 경우 개체 내 학습이 이루어지지 않았을 때도 우수한 해를 산출하는 효과를 얻을 수 있다.

3.3.8 변동 돌연변이율

일정 세대 간 최적해의 진화가 없을 경우 지역해에 돌연변이율을 단계적으로 상승시켜 지역해에서의 탈출확률을 증가시키고, 진화가 발생하면 최초의 돌연변이율로 환원시키도록 하였다. 그러나 과도한 돌연변이율의 상승은 전역탐색을 유도하므로 일정한 수준까지의 상승만을 고려하였다.

4. 기존 예제의 적용

4.1 수리모형과 개선된 알고리즘 결과비교

수리모형의 결과와 개선된 알고리즘의 결과를 비교 확인하기 위하여 최적해의 산출이 가능한 수요지 5개에 대한 임의의 문제를 구성하고 그 결과를 비교하였다. 적용예제의 수요지 정보 및 차고지별 가용차량은 다음 <표 3>, <표 4>와 같다.

표 3. 수요지 정보

수요지	위 치	수요량	수요지	위 치	수요량
1	(15, 2)	1000	4	(21,24)	6000
2	( 5,21)	2000	5	(18,36)	7000
3	(32,14)	5000			

※ Depot 1 : (10,10)    ※ Depot 2 : (20,20)

표 4. 차고지 정보

구 분	Depot 1		Depot 2	
보유 대수	1	1	1	1
차량 용량	8000	9000	3000	5000

수리모형(OPL-studio)에 의한 최적해 산출결과는 다음<표 5>와 같다.

표 5. 최적해 산출결과

구 분		차량별 경로	
총 운행거리		128.2312	
Depot 1	용량	8000	D1-3-1-D1
		9000	D1-5-2-D1
Depot 2	용량	3000	D2-4(3000)-D2
		5000	D2-4(3000)-D2

개선된 알고리즘에 의한 최종결과는 다음 <그림 2>와 같다.

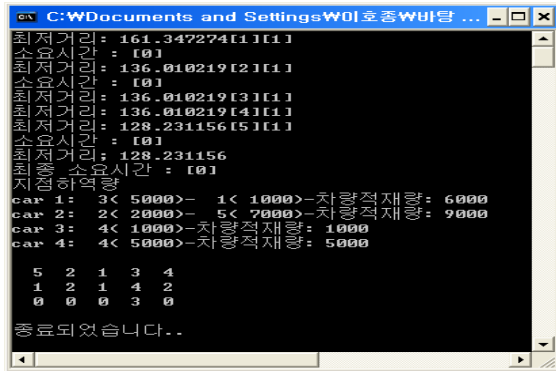


그림 2. 알고리즘 수행결과.

위의 <표 5>와 <그림 2>의 결과를 비교한 결과 동일한 해를 산출한 것을 확인할 수 있다.

#### 4.2 수정 알고리즘의 효율성 확인

같은 조건의 차량경로문제에 대해서 수정 유전자 알고리즘과 추가적인 절차를 제외한 유전자 알고리즘에 적용한 결과비교를 통해 제시한 알고리즘의 효율성을 살펴본다. 적용예제의 수요지 정보 및 차고지별 가용차량은 <표 6> 및 <표 7>과 같다.

표 6. 수요지 정보

수요지	위 치	수요량	수요지	위 치	수요량
1	(12,34)	1000	11	(75, 8)	4500
2	(24,14)	1200	12	( 5,45)	500
3	(54,24)	1800	13	(69,94)	1300
4	(84,81)	2000	14	(74,37)	1400
5	(65,54)	1600	15	(21,35)	1300
6	(12,67)	2100	16	(48,49)	100
7	(80,48)	1200	17	(55,76)	2600
8	(64,15)	1100	18	(94,15)	200
9	(24,48)	900	19	(45,48)	1000
10	(41,54)	9400	20	(20,82)	1500

※ Depot1:위치(50,50) ※ Depot2:위치(80, 80)

표 7. 차고지별 가용차량

구 분	Depot 1		Depot 2		
	보유대수	2	2	2	2
차량용량	2500	5000	2500	5000	9000

제시된 문제에 대한 추가적인 절차를 제외한 알고리즘과 수정 알고리즘을 통한 세대별 해의 그래프는 다음 <그림 3>에서 보는 바와 같다.

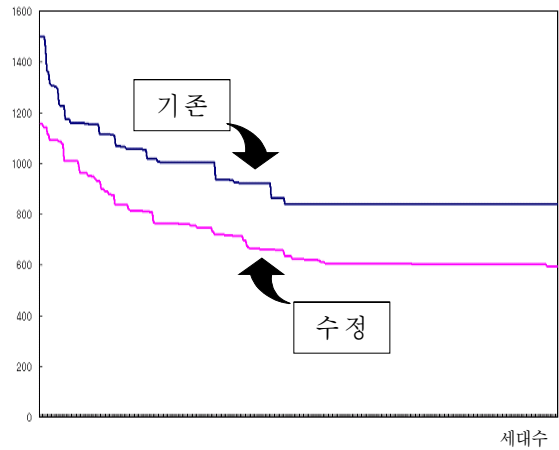


그림 3. 적용결과 비교.

위의 <그림 3>에서 초기해가 수정 알고리즘과 많은 차이를 보여주고 있으며, 세대수의 진행에 따라 그래프 간의 차이가 넓어지고, 지속적인 해의 개선이 발생되는 것을 볼 수 있어 알고리즘의 효율성을 확인할 수 있다. 또한, 변동 돌연변이율의 적용에 따라서 수정 알고리즘에서는 지역해에 도달한 후 벗어나는 과정을 확인할 수 있었다.

다음 <표 8>은 임의생성기법에 의한 초기해와 발견적 기법을 혼용한 초기해를 비교한 것으로, 본 연구에서 적용한 초기해 생성방법이 더 효율적임을 보여주었다.

표 8. 초기해 비교결과

구분	실행횟수	실행 불가능해 발생률	최대값	최소값	평균
기존	100	92%	1540	1159	1390
수정	100	3%	1247	976	1152

반복실험을 통한 최종해의 비교결과는 <표 9>와 같다.

표 9. 최종해 비교결과

구분	실행횟수	실행 불가능해 발생률	최대값	최소값	평균
기존	100	7 %	942	662	767
수정	100	0 %	802	596	654

최종해의 비교결과에서 추가적인 절차를 제외한 유전자 알고리즘보다 수정 유전자 알고리즘이 우수한 해를 안정적으로 찾고 있음을 확인할 수 있었다.

#### 4.3 기존 예제의 결과와 비교

본 연구에서 제시한 다용량, 다중차고, 중복방문을 허락하는 기존 예제는 없으므로, 이 절에서는 차량경로문제의 일반적인

비교문재인 Eilon Data(Eilon *et al.*, 1971) 문제들과 Fisher Problem10 (Fisher, 1994)의 결과를 본 연구의 알고리즘에 적용하여 비교하였으며, 비교를 위하여 중복을 허락한 해와 허락하지 않은 해로 구분하여 제시하였다.

기존 연구의 최종해와 본 연구의 결과에 대한 최종해는 <표 10>과 같다.

표 10. 기존 연구결과와 비교

구 분	기존 결과	수정 알고리즘 적용결과	
		1회 방문	중복방문
E-n22-k4	375	375(25)	-
E-n23-k3	569	568(35)	-
E-n30-k3	534	517.4(138)	515.9(294)
E-n33-k4	839	837.7(192)	-
F-n45-k4	724	722.0(243)	-

운행거리(소요시간:CPU time)

※ E(Eilon), F(Fisher), -n22(지점 22), -k4(차량 4대)

문제별 최종해는 <표 11>과 같다.

표 11. 최종해의 차량경로

구분	거리	차 량 경 로
E-n22-k4	1회 방문	D-14-16-19-21-D
		D-3-4-8-10-11-13-D
		D-12-15-17-18-20-D
		D-1-2-5-6-7-9-D
E-n23-k3	1회 방문	D-10-13-D
		D-12-11-6-1-2-3-16-15-14-17-22-20-19-18-D
		D-7-9-8-5-4-21-D
E-n30-k3	1회 방문	D-26-28-27-29-25-24-6-21-D
		D-19-20-3-4-1-5-2-22-D
		D-18-23-10-11-12-8-14-9-17-7-13-16-15-D
	중복 방문	D-21(400)-14-8-9-17-7-13-16-15-12-11-10-23-18-D
		D-19-26-28-27-29-25-24-6-1-5-4-3-22-D
D-21(1100)-2-20-D		
E-n33-k4	1회 방문	D-1-15-26-27-16-28-29-D
		D-30-14-31-D
		D-3-5-6-10-18-19-21-20-22-23-24-25-17-13-D
		D-2-12-11-32-8-9-7-4-D
F-n45-k4	1회 방문	D-43-44-28-33-29-27-6-5-7-35-3-4-14-13-12-11-18-17-10-D
		D-42-41-30-32-31-34-40-39-36-38-37-D
		D-24-9-15-1-2-16-D
		D-21-20-25-26-23-22-19-8-D

위 <표 11>에서 중복방문되는 지점은 하역량을 명시하였다. <그림 4>, <그림 5>, <그림 6>은 E-n30-k3 문제의 기존 최적해와 수정 알고리즘을 통한 최적해의 경로를 나타낸 그림으로 다른 형태의 해를 통해 개선되었음을 알 수 있다.

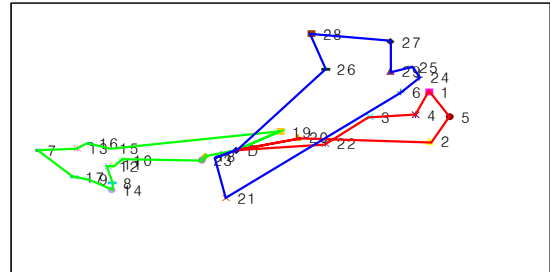


그림 4. 기존 최적해의 차량경로.

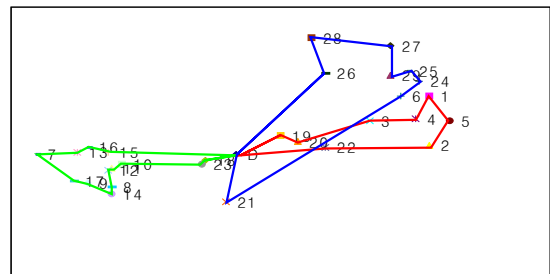


그림 5. 1회 방문 차량경로.

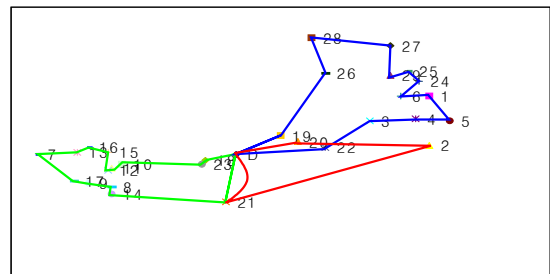


그림 6. 중복방문 차량경로.

기존의 예제에 적용한 결과, 본 연구에서 제시한 수정 유전자 알고리즘의 효율성을 입증하였으며, 일반적인 문제에 대해서도 우수한 해를 제공하는 것을 확인할 수 있었다.

#### 4.4 다용량, 다중차고, 중복방문 문제의 적용

문제구성은 <표 12> 및 <표 13>과 같다.

표 12. 차고지별 차량정보

구 분	Depot 1		Depot 2		
	보유대수	1	1	1	1
차량용량	500	900	500	900	1000

표 13. 수요지 정보

수요지	위 치	수요량	수요지	위 치	수요량
1	(12,34)	100	11	(75, 8)	450
2	(24,14)	120	12	( 5,45)	50
3	(54,24)	180	13	(69,94)	130
4	(92,90)	200	14	(74,37)	140
5	(25, 4)	160	15	(21,35)	130
6	(12,67)	210	16	(78,49)	10
7	(94,48)	120	17	(55,76)	260
8	(64,15)	110	18	(94,15)	20
9	(24,48)	90	19	(15,72)	100
10	(65,60)	940	20	(20,82)	150

※ Depot1:위치(50,50) ※ Depot2:위치(80,80)

본 연구에서 제시한 알고리즘을 이용하여 계산한 최종해는 <표 14>와 같다.

표 14. 최종해

구 분	거리	차 량 경 로
Depot 1	606.2 (52 CPU time)	D1-6(140)-19-20-17(110)-D1
		D1-9-6(70)-12-1-15-2-5-3-D1
Depot 2		D2-4-13-17(150)-D2
		D2-16-14-8-11-18-7-D2
		D2-10-D2

위 <표 14>에서는 6, 17 수요지에 중복방문이 이루어진 최종해가 산출되어 하역량을 명시하였으며, 이 때의 총 운행거리는 606.2이다.

2개의 차고지에 대한 최종해를 도식하면 다음 <그림 7>과 같다.

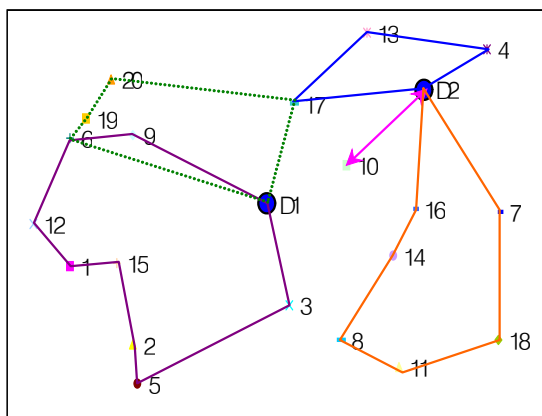


그림 7. 최종해의 차량경로.

위의 <그림 7>에서는 지점 6과 지점 17에 각각 2대의 차량

이 방문하여 수요량을 만족시키는 것을 확인할 수 있었다.

### 5. 결론 및 향후 연구방향

일반적으로 차량경로문제는 여러 가지 종류의 제약에 대해서 별개의 문제로 정의하고 다루어 왔지만, 본 연구에서는 용량과 차고지 및 중복방문 제한의 제약을 동시에 제거한 조건하에서 차량경로문제의 해를 구할 수 있는 알고리즘을 제시하였다.

또한, 여러 가지 제약이 동시에 제거됨에 따라 최적해로의 접근성이 상실되는 것을 고려하여, 기존의 유전자 알고리즘에 새로운 과정을 추가하여 최적해로의 접근성을 향상시키고, 효율성을 증가시키는 수정 유전자 알고리즘을 제시하였다.

수정 유전자 알고리즘은 기존의 휴리스틱들이 상호 장점과 단점이 대칭되는 부분에 착안하여, 유전자 알고리즘이 갖는 장점과 초기해의 비효율성, 복잡한 문제의 유전표현 시 발생하는 많은 실행 불가능해의 처리, 지역해에서의 탈출 능력 부족과 같은 단점들을 적절히 조화하여 유전자 알고리즘을 효율적으로 개선하였다.

수정 알고리즘은 기존 유전자 알고리즘과의 비교를 통하여 초기해의 개선과 세대진행에 따른 효율성 및 지역해에서 벗어나는 능력이 우수함을 보였으며, 기존 예제에 적용한 결과 기존의 해보다 우수한 해의 산출을 통하여 제시한 알고리즘의 효율성과 우수성을 확인할 수 있었다.

제시한 알고리즘을 통하여 다용량, 다중차고, 중복방문과 같이 많은 제약이 고려된 차량경로문제의 우수한 해를 신속히 산출할 수 있었다.

수정 유전자 알고리즘은 문제의 형태에 따라 적용할 경우 차량경로문제뿐만 아니라 휴리스틱의 적용이 필요한 다른 문제들에 대해서도 적용이 가능할 것이다.

향후 연구방향으로는 차량경로문제에서 최종적으로 필요한 연구는 모든 제약이 현실과 동일한 문제의 최적해를 산출하는 것이므로, 본 연구에서 고려한 다용량, 다중차고, 중복방문의 제약 이외에 시간제약, 무제한 방문 등을 추가로 반영하는 연구가 필요하며, 차량경로문제가 궁극적으로는 수요지의 거리에 의존하는 문제인데 반해 본 연구에서는 좌표의 단순 직선거리만을 고려하여 현실성이 결여되므로, 실제 도로의 거리와 두 지점 간의 이동 시 노면상태, 도로의 폭 등과 같이 여러 조건이 부여되는 복수경로를 고려한 차량경로문제의 연구를 한다면 현실에 적용 가능한 모형이 될 수 있을 것이다.

### 참고문헌

김여근, 윤복식, 이상복 (2000), *메타휴리스틱*, 영지문화사.  
 송성현, 박순달(1987), 차량경로문제에 대한 최적해법, *한국경영과학회지*, 12, 34-44.  
 신해웅, 강맹규(1991), 다회방문을 허용하는 차량경로문제의 발견적



- 해법, *공업경영학회지*, 14, 141-147.
- Alba, E. and Dorronsoro, B.(2004), Solving the Vehicle Routing Problem by Using Cellular Genetic Algorithms, *Lecture Notes in Computer Science*, 3004, 11-20.
- Bodin, L. D., Golden, B., and Bender, A.(1983), The state of the art in the routing and scheduling of vehicle and crews, *Computers and Operations Research*, 10, 79-116.
- Danzig, G. B. and Ramser, J. H.(1959), The Truck Dispatching Problem, *Management Science*, 6, 80-91.
- Eilon, S., Watson-Gandy, C.D.T., and Christofides, N. (1971), *Distribution Management: Mathematical Modelling and Practical Analysis*, Griffin, London.
- Fisher, M. L.(1994), Optimal Solution of Vehicle Routing Problems using Minimum K-Trees, *Operation Research*, 42, 626-642.
- Gen, M. and Cheng, R. (1997), *Genetic Algorithms & Engineering Design*, A Wiley-Interscience Publication.
- Gen, M. and Cheng, R. (2000), *Genetic Algorithms & Engineering Optimization*, A Wiley-Interscience Publication.
- Holland, J.(1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor.
- Lenstra, J.K., and Rinnooy, K. (1981), Complexity of vehicle routing and scheduling problems, *Networks*, 11, 221-227.
- Magnanti, T.L. and Wong, R.T.(1981), Accelerating Benders Decomposition-Algorithmic Enhancement and Model Selection Criteria, *Operations Research*, 29(3), 464-484.
- Michalewicz, Z. (1994) *Genetic Algorithm+Data Structure=Evolution Programs*, 2nd ed., Springer-Verlag, New York.
- Miller, C., Tucker, A., and Zelmin, R. (1960) Integer Programming Formulation of Travelling Salesman Problems, *Journal of the Association of Computing Machinery*, 7, 326-332.



### 전 건 욱

공군사관학교 전자공학과 학사  
 고려대학교 산업공학과 석사  
 University of Louisville 산업공학 박사  
 현재: 국방대학교 운영분석학과 조교수  
 관심분야: 최적화기법 응용, 일정계획,  
 신뢰도 분석, 셀형 제조시스템



### 심 재 영

육군사관학교 토목공학과 학사  
 국방대학교 운영분석학과 석사  
 현재: 육군 25사단 수송중대장  
 관심분야: 유전자 알고리즘, 최적화기법 응용