

## 하이브리드 유전자알고리즘을 이용한 엄격한 시간제약 차량경로문제

### (A Vehicle Routing Problem Which Considers Hard Time Window By Using Hybrid Genetic Algorithm)

백 정 구\*(JungGu Baek) · 전 건 옥\*\*(GeonWook Jeon)

#### 초 록

본 연구는 엄격한 시간제약 차량경로문제에 대하여 유전자알고리즘과 휴리스틱 기법을 이용하여 최적해를 산출하는 것이다. 문제해결을 위해 수리적 모형을 구성하고, ILOG-CPLEX를 이용하여 최적해를 산출하였다. 임의 생성방법과 세이빙 휴리스틱을 적용한 초기해 생성, 실행불가능해의 교정과 유전자 알고리즘 종료 후 2-opt, Or-opt 등 해교정 및 해개선을 위한 과정이 추가된 하이브리드 유전자 알고리즘을 구축하여 엄격한 시간제약이 있는 차량경로문제에 적용하여 솔로몬 예제와 비교하고, 제안한 알고리즘의 해공간 탐색능력, 수렴성, 휴리스틱 기법의 효과를 확인하였다.

**Keywords:** 하이브리드 유전자 알고리즘, 차량경로문제, 세이빙 휴리스틱, 2-opt, Or-opt

#### ABSTRACT

The main purpose of this study is to find out the best solution of the vehicle routing problem with hard time window by using both genetic algorithm and heuristic. A mathematical programming model was also suggested in the study. The suggested mathematical programming model gives an optimal solution by using ILOG-CPLEX. This study also suggests a hybrid genetic algorithm which considers the improvement of generation for an initial solution by savings heuristic and two heuristic processes. Two heuristic processes consists of 2-opt and Or-opt. Hybrid genetic algorithm is also compared with existing problems suggested by Solomon. We found better solutions rather than the existing genetic algorithm.

**Keywords:** hybrid genetic algorithm, vehicle routing problem, saving heuristic, 2-opt, Or-opt

\* 국군수송사령부 항만운영단 계획장교

\*\* 국방대학교 국방관리대학원 운영분석전공 부교수

## 1. 서 론

### 1.1 연구배경 및 목적

차량경로문제(Vehicle Routing Problem)는 차고지(Depot)에서 출발한 차량들이 서비스를 요구하는 고객들을 방문하고 다시 차고지로 복귀하는데 소요되는 최단거리의 경로를 결정하는 문제로써 우편 시스템, 택배 시스템, 제품A/S 서비스 시스템, 물류유통 시스템, 군 전투근무지원 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 최근에는 유가 상승에 따른 생산원가의 상승과 더불어 물류비의 비중이 높아지는 추세에 있어 물류비 중 수송비의 절감이 절실히 요구되어 그 중요성이 더욱 높아지고 있는 실정이다. 또한 고객들은 과거보다 차별화된 서비스를 원하고 있고, 특히 시간제약이 있는 수·배송 서비스의 경우 서비스의 질 향상과 기업 재고관리 능력의 재고, 고객과 기업 간의 신뢰도 향상과 기업경쟁력의 중요한 척도가 될 수 있다.

따라서 본 연구는 고객이 요구하는 시간제약과 수요량을 만족하면서, 운행거리를 최소화하는 시간제약 차량경로 문제를 다루고자 한다.

### 1.2 연구범위 및 방법

일반적인 차량경로문제에 엄격한 시간제약을 고려하여 단일 창고에서 다수의 수요지로 차량이 1회만 방문하여 고객의 수요량과 시간제약을 만족시키는 차량의 최소운행거리를 산출한다.

본 연구는 유전자 알고리즘과 휴리스틱 기법을 혼용하여, 다음과 같은 방법으로 접근하고자 한다.

시간제약 차량경로문제의 해결을 위하여 하이브리드 유전자 알고리즘을 제시하고, VC++ Studio 3.0과 ILOG Dispatcher를 이용하여 모형을 구축하고, Solomon의 실험예제[24]를 비교하여, 하이브리드 유전자알고리즘의 해공간 탐색능력의 우수성과 수렴성을 확인한다.

## 2. 기존 연구 고찰

### 2.1 차량경로문제

기본적인 차량경로문제는 수요자의 위치와 수요량, 운송수단, 차량의 적재용량에 대한 정보 등을 알고 있다는 가정으로 시작하며, 차량의 적재용량 제약 하 최소의 비용(운행거리, 운행시간, 변동비[1], 고정비[3] 등)으로 고객의 수요를 만족시키는 문제로 정의된다.

차량경로문제가 최초로 제기된 후에 제약조건에 따라 한 종류의 한정된 대수의 차량을 고려한 CVRP, 창고가 복수인 MDVRP, 차량 운행주기를 고려한 PVRP, 다회방문이 가능한 VRPMT, 시간제약이 있는 VRPTW, 차량의 용량이 서로 다른 HVRP, 확률적 상황을 고려한 SVRP, 수요시간 물품교환이 있는 VRPPD, 창고로의 수거물량이 있는 VRPB등이 있다. 또한 여러 제약들이 혼합되어 있는 혼합된 제약상황 하 차량경로 문제들도 다양한 방법 및 알고리즘으로 연구되고 있다. 이러한 문제에 대한 해법으로 기본적인 차량경로문제는 외판원문제(TSP)로 일반화되는 NP-hard[15] 문제로서 최적해를 찾기 위한 이항시간 해법이 존재하지 않는다[12]. 차량경로문제를 일반적인 대응문제로 생각하여 최적해를 구하는 방법이 Christofides와 Elion[8]에 의해 제시되었으나, 비용행렬이 대칭행렬인 경우를 가정하고 있다. 비용행렬이 대칭이 아닌 경우에는 집합 분할법, 분지 한계법등 여러 기법을 이용한 최적해법이 존재하지만, 문제의 크기가 증가할수록 최적해를 구하는데 소요되는 시간이 기하급수적으로 증가하기 때문에 크기가 비교적 작은 문제에 대해서만 최적해를 찾을 수 있다. 이와 같이 최적해를 구하는데 많은 어려움이 있으므로 문제의 크기가 큰 경우 적절한 시간 내에 근사 최적해를 찾기 위한 여러 가지 경험적 기법들이 연구되고 있다. 이중 메타 휴리스

틱 기법에 기초한 연구로서 Osman[17], Chiang & Russell[9]은 SA(Simulated Annealing) 기법, Laporte & Hertz[14], Garcia et al[11].과 Schulze & Fahle[22]은 Tabu Search 기법, Shin & Kang[23]은 최근접 이웃 탐색 기법을 이용한 가속 유전해법을 연구하였으며, Potvin[18,19]은 병렬삽입 경험적 해법을 기본으로 한 유전해법을, Rochat & Thangiah[21]는 지역후행 최적화 기법과 혼합된 형태의 유전 해법 등을 차량경로 문제에 적용하였다.

## 2.2 시간제약 차량경로문제

시간제약 차량경로문제(VRP with Time Windows)는 기본적인 차량경로 문제에 수요지별 서비스가 요구하는 시간대내에 이루어져야 한다는 시간제약이 추가된 문제로 알려져 있으며, 문제의 유형에 시간제약을 추가하면 된다.

시간을 제약하는 방법에 따라 완화된(Soft) 시간제약과 엄격한(Hard) 시간제약으로 분류할 수 있다. 완화된 시간제약은 고객이 요구하는 시간대가 일부 완화된 방법으로 벌금 및 비용을 부여하여 서비스 시간대 이전 및 이후에도 서비스가 이루어 질수 있도록 하는 방법이며, 엄격한 시간제약은 고객이 요구하는 시간(정시)에만 서비스가 이루어지도록 하는 방법이다. 만약 차량이 먼저 도착하면 시간대 이전까지 차량은 대기 후 서비스를 실시하고, 시간대 이후에 도착 시에는 서비스가 불가능한 모형이다.

시간제약 차량경로문제는 NP-hard 문제이므로 최근 메타 휴리스틱 기법을 이용한 경험적 해법들이 다양하게 제시되었다. 특히 유전자 알고리즘을 이용한 시간제약 차량경로문제는 greedy 휴리스틱이 추가된 수정 유전자 알고리즘이 Blanton & Wainwright[7]에 의해 처음 소개된 이후, "Cluster First, Route Second"라는 차량경로문제 해법[25]을 통하여 새롭게 제시되었으며, 두 부모해로부터 두 개의 일부 차량경로

를 결합하여 다음 세대를 구성하는 알고리즘, 경로구성 휴리스틱을 적용하여 특정 수요지를 제거하는 혼합 유전자 알고리즘[6], 새로운 교차 및 돌연변이 연산[8] 등이 제안되었다.

진화전략으로는 Or-Opt[16],  $\lambda$ -interchanges[10], 2-Opt[20] 및 2-Opt 기법에 기초한 Two Evolutionary Meta - heuristics이 제안되었다. 유전자 알고리즘 외에도 시간제약 차량경로문제를 해결하기 위하여 다른 유형의 메타 휴리스틱 기법[3]으로 Ant Algorithm, Harmony Search 등 다양한 유형의 기법들이 최근에도 연구되고 있다.

## 3. 유전자 알고리즘의 구성

### 3.1 유전자 알고리즘의 이론적 고찰

유전자 알고리즘은 자연계의 생명체 중 환경에 잘 적응한 개체가 좀더 많은 자손을 남길 수 있다는 자연선택 과정과 자연계의 생명체의 설계도와 같은 유전자의 변화를 통해서 좋은 방향으로 발전해 나간다는 자연진화의 과정을 모방한 확률적 탐색기법이다. 이 알고리즘은 1975년 홀랜드(Holland)의 논문 "Adaptation in Natural and Artificial Systems"에서 처음으로 소개되었다.

유전자 알고리즘의 큰 특징은 복수의 잠재해들로 이루어진 해의 집단(Population)을 운용한다는 점이다. 이러한 해의 집단에 대하여 자연선택과 유전법칙의 진화과정을 적용하면 집단내의 전체 해들이 점차 최적의 상태로 근접해 간다. 유전자 알고리즘은 다수해를 가지는 문제, 병렬성을 가지는 문제 및 짧은 계산시간으로 근사해를 구하고자 할 때 적합하다[4].

### 3.2 유전자 알고리즘의 과정

유전 탐색 프로세스는 크게 초기화, 적합도 평가와 재생산, 교배(교차), 돌연변이 4단계로 구

분된다. 초기화 단계에서는 주어진 문제의 해가 될 가능성이 있는 개체들의 집합인 집단이 형성된다. 초기해들은 해 공간 내에 무작위로 분포되도록 선택되거나 아니면 경험적인 방법으로 선택된다.

다음 단계에서는 개체들의 강점과 약점이 적합도 항목으로 평가된다. 여기서 각 개체는 복호화되어 목적함수를 제공하고 이로부터 적합도가 계산되며, 적합도는 자연계에서 환경의 역할을 수행한다. 그들의 상대적인 적합도 값에 따라 현재 집단 내의 개체들이 재생산을 위해 선택된다. 성능이 좋은 개체들은 더 많이 선택되어 복제되고 반면에 성능이 나쁜 개체들은 집단으로부터 소멸되게 된다.

선택된 개체들은 교배를 통해 재결합되는 데서로 간에 유전정보를 교환함으로써 집단에 새로운 개체를 도입하게 된다. 교차는 일반적으로 현 집단 내에 존재하는 정보만을 이용하여 변화를 시도하게 한다. 만약 이전 세대의 선택과정에서 특정정보를 잃게 되면 교차는 이러한 정보를 보유하는 새로운 개체들을 생산 할 수 없다.

돌연변이는 선택된 개체의 하나 이상의 유전정보를 임의로 변경하여 집단에 새로운 정보를 도입하는 수단을 제공한다. 이러한 변화는 매우 낮은 확률을 가지고 이행된다. 돌연변이를 이용한다는 것은 탐색공간상의 어떤 점에 도달할 수 있는 확률이 결코 "0"이 아니다 라는 사실을 말해준다. 이렇게 해서 새롭게 형성된 집단은 다시 평가되고 최적의 해가 발견될 때까지 앞서 수행한 일련의 연산과정은 반복된다.

유전자 표현은 유전자 알고리즘을 구축하는 첫 단계로 문제의 잠재 해를 유전적 표현 즉, 개체로 표현하여야 한다. 이 유전적 표현은 유전자 알고리즘의 다른 절차(적응도 평가와 유전연산자 등)에 영향을 주므로 문제의 특성을 잘 반영할 수 있도록 하고, 문제에 따라 표현은 다를 수 있다. 유전자 알고리즘은 개체들로 구성된 모집

단을 바탕으로 해를 찾아 나가기 때문에 초기에 모집단이 생성되어야 한다.

적응도는 유전자개체가 갖고 있는 피부색, 저항력 등과 같은 특성을 나타내는 값으로서 이것은 환경에서 생존할 수 있는 즉, 적용할 수 있는 정도를 나타내는 값이다. 개체가 주어진 어떤 환경에서 생존하기 위해서는 최적의 적응도를 가져야 하며 이러한 최적 값은 일반적인 최적화문제의 목적함수에서와 같이 목적함수인 적응도 함수를 설정하여 이것을 최적화함으로써 얻을 수 있다. 예를 들면, 임의의 염색체(스트링)의 유전자 값이 주어질 때, 이 값들을 변수로 한 적응도 함수를 설정하고 이 함수를 최적화함으로써 최적의 적응도를 구한다. 그러나 주어진 특정한 값을 갖는 염색체가 원하는 수준의 적응도를 충족시키지 못하면 유전자 변형을 통하여 염색체를 변화시켜 원하는 최적 적응도가 생성될 때까지 반복한다.

선별은 적자생존의 자연법칙에 기초하여 환경에 대한 적응도를 평가하여 현 세대의 모집단으로부터 다음 세대를 만들 개체를 선택하는 과정이다. 모집단의 다양성과 선별압력이 조화를 이룰 수 있어야 하고, 강한 선별압력(적응도가 높은 우수개체가 열성개체보다 생존확률이 아주 높은 것)은 모집단의 개체들을 조기에 수렴시키나 해의 다양성이 떨어지며, 약한 선별 압력은 해의 다양성은 유지하나 효율적으로 해를 탐색하지 못한다.

유전연산자는 교차(Crossover)연산과 돌연변이(Mutation) 연산자로 나누어진다. 교차는 두 부모(Parent)가 갖는 유전자를 조합하여 자손(Offspring)을 생성하는 과정이다. 교차 시 부모의 좋은 형질(유전자)이 가능한 파괴되지 않고 자손에 상속될 수 있어야 한다. 돌연변이는 한 개체에서 아주 작은 수의 유전자를 임의로 변화시키는 과정이며 해를 다양하게 탐색할 수 있도록 한다.

세대는 알고리즘에서 유전연산의 횟수이다. 유전과파라미터는 모집단의 크기(Pop-size), 교차율, 돌연변이율, 종료조건 등이 있다. 모집단의 크기는 모집단을 이루는 개체수를 의미하며, 교차율은 각 개체가 교차될 확률, 돌연변이율은 각 유전자가 돌연변이 될 확률을 나타낸다. 알고리즘 종료조건으로는 진행된 세대수 또는 생성된 개체수, 해의 개선이 이루어지지 않고 진행된 세대수 또는 생성된 개체수, 계산 소요시간 등이 사용된다.

### 3.3 하이브리드 유전자 알고리즘 모형구축

#### 3.3.1 모형구축을 위한 가정사항

전체 수요지점과 수요량을 충족시킬 수 있는 단일차고가 있으며, 차고에는 단일용량 다수의 차량들이 있고, 수요지의 수요량은 알고 있으며 모든 수요지는 1회 방문을 통해 수요량이 만족되어야 한다.

모든 수요지에는 시간제약이 있다. 이러한 시간제약 단일용량 차량경로문제의 모형 구축을 위한 가정 사항은 다음과 같다.

첫째, 차량이동시간은 차량이동거리와 동일하다.

둘째, 수요지별 서비스 시간은 수요량에 관계없이 동일하다.

셋째, 모든 차량은 지정된 차고에서 출발하여 지정된 차고로 복귀한다.

넷째, 차량의 적재용량은 같고, 제한된 차량을 보유하고 있다.

다섯째, 수요지점의 수요량은 차량의 1회 방문에 의해서 만족되어야 한다.

여섯째, 각각의 차량경로에 포함된 수요량의 합은 차량의 적재용량을 초과할 수 없다.

일곱째, 모든 수요지 정보(위치, 시간제약, 수요량)는 알려져 있으며, 거리는 유클리드 내적을 통해 계산한 값을 사용한다.

여덟째, 차고지의 위치와 보유 차량의 종류와 대수도 알고 있다.

아홉째, 수요지내 모든 서비스는 서비스 시간대내에서만 가능하다.

열번째, 각각의 차량경로에 포함된 차량은 차고지의 시간제약내에 도착해야한다.

#### 3.3.2 용어정의

정의한 모형과 가정사항을 수리적인 모형으로 구성하기 위해 필요한 변수들은 다음과 같다.

$N$  : 수요지의 수

$i$  : 수요지  $\{i=1,2,\dots,N; i=1$  :차고지 $\}$

$D_i$  : 수요지  $i$  의 수요량

$C$  : 차량의 적재용량

$K$  : 차량의 수

$T$  : 수요지들의 부분집합

$V$  : 수요지들의 전체집합

$d_{ij}$  : 수요지  $i$  에서 수요지점  $j$  까지의 운행거리

$x_{ijk} = \begin{cases} 1: & \text{수요지 } i \text{ 에서 수요지 } j \text{ 까지 차량 } k \text{ 가 운행했을 때} \\ 0: & \text{otherwise} \end{cases}$

$a_i$  : 수요지  $i$  의 ready time

$b_i$  : 수요지  $i$  의 due time

$s_i$  : 수요지  $i$  에서의 서비스시간

$S_i^k$  : 수요지  $i$  에서  $k$  번 차량의 출발시간

#### 3.3.3 수리모형 구성

시간제약 차량경로 문제의 목적식 및 제약조건은 다음과 같으며, 박민우[4]의 수리모형을 기본으로 시간제약식을 추가하여 수리모형을 제시하였다.

$$\text{Minimize } Z = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

Subject to

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad \text{for } \forall j=2,3,\dots,N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad \text{for } \forall i=2,3,\dots,N \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ipk} - \sum_{j=1}^N x_{pjk} = 0 \quad \text{for } \forall p=2,3,\dots,N \quad (4)$$

$$k=1,2,\dots,K$$

$$\sum_{i=1}^N D_i \left( \sum_{j=1}^N x_{ijk} \right) \leq C \quad \text{for } \forall k=1,2,\dots,K \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ijk} \leq |T|-1 \quad \text{for } \forall k=1,2,\dots,K \quad (6)$$

$$\sum_{j=2}^N x_{1jk} \leq 1 \quad \text{for } \forall k=1,2,\dots,K \quad (7)$$

$$\sum_{i=2}^N x_{i1k} \leq 1 \quad \text{for } \forall k=1,2,\dots,K \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (x_{ijt} d_{ij} + s_i) \leq b_i \quad \text{for } \forall i,j=2,3,\dots,N \quad (9)$$

$$a_i + s_i \leq S_i^k \leq s_i + b_i \quad \text{for } \forall i=2,3,\dots,N \quad (10)$$

$$k=1,2,\dots,K$$

$$x_{iik} x_{jjk} = 0 \quad \text{for } \forall p=2,3,\dots,N \quad (11)$$

$$k=1,2,\dots,K$$

$$x_{ijk} = 0 \text{ or } 1, \quad \text{for } \forall \text{ 차량운행시 } 1 \quad (12)$$

$$\forall \text{ 차량미운행 } 0$$

본 모형의 목적함수는 수요지의 수요량과 시간제약을 충족시키면서 차량의 총 운행거리를 최소화시키는 것이다. 식(2)와 식(3)은 각 수요지는 한대의 차량에 의해 한번만 방문되어야 한다는 1회방문의 의미이다. 식(4)는 중간 경유지점 p는 다음 수요지로 이동하기 위한 출발 지점임을 의미한다. 식(5)는 각 경로에 포함된 수요지의 총 수요량은 차량의 적재 용량을 초과할 수 없음을 의미한다. 식(6)은 부분 경로로 가는 현상을 방지하기 위한조건으로 이 제약조건식은  $2^{\text{수요지의수}} - 1$ 개의 식으로 구성된다.

식(7)과 식(8)은 차고지를 출발하는 가용차량

을 반복운행 할 수 없다는 제약식이며, 식(9)는 차량이 전(全) 수요지에서 출발하여 후(後) 수요지로 갔을 경우 적어도 마감시간이전에 도착해야 한다는 의미하고, 식(10)는 서비스가 시간대내에서만 가능하다는 제약식이다. 식(11)은 제차리에서 운행하는 경우는 없다는 의미이고, 식(12)은 수요지점간 차량운행이 있으면 1, 없으면 0을 나타내는 제약식이다.

위 수리모형은 NP-Hard 문제에 속해 문제의 규모가 커지면 최적해를 구하기가 더욱더 어려워진다.

### 3.3.4 하이브리드 유전자 알고리즘 모형

엄격한 시간제약을 적용하여 차량의 이동거리를 최소화하는 모형은 다음 그림 1과 같다.

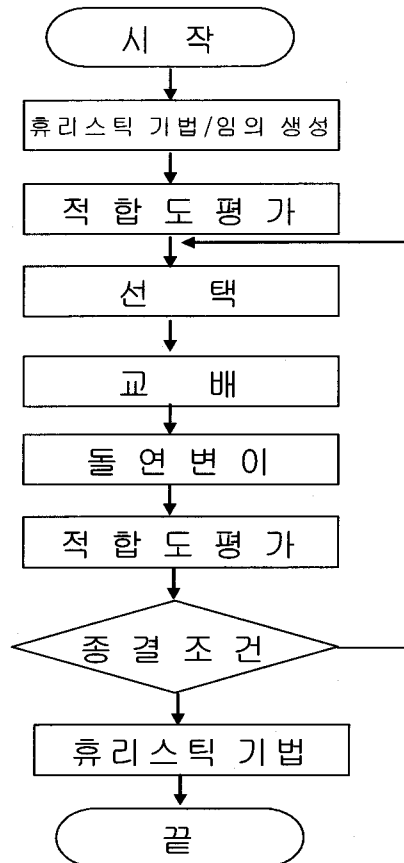


그림 1. 하이브리드 유전자 알고리즘 구성도

### 3.3.4.1 유전자 표현

유전자 알고리즘을 구축하는데 첫 단계로 문제의 잠재해를 유전적 표현, 즉 개체로 표현하여야 하는데, 이는 적응도 평가와 유전연산자 적용 등에 영향을 미치므로 문제의 특성을 잘 반영할 수 있어야 한다.

본 연구는 시간제약 차량 경로문제로서 1회의 방문만을 고려하여 유전자 표현을 하나의 해가 2개의 String으로 이루어진 이중구조로 설정하였다. 이는 차량의 특성에 따른 수요지점의 경로를 반영하여 차량의 종류와 적재용량을 표현할 수 있으며 다음 그림 2는 본 연구에서의 유전자 표현을 나타낸다.

수요지	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
방문우선순위	2	10	5	6	4	9	7	3	1	8
차량 번호	1	2	1	1	2	3	2	3	3	3

그림 2. 유전자 표현

그림 2에서 수요지는 수요지 번호를 나타내지만 불필요한 부분으로 실제 구성은 하지 않는다. 우선순위는 각 수요지의 방문 우선순위를 표현하였고 차량번호는 각 수요지의 방문차량을 나타내는 것으로 유전자에서 표현된 개체는 차량번호를 의미한다. 위의 2번 차량의 경우는 차량 경로가 D-2-5-7-D 인데 방문 원 순위를 고려한다면 D-5-7-2-D 인 경로를 구성하게 된다. 위와 같은 각 수요지의 각 차량을 할당하는 경우 할당된 노드의 수요량은 차량 용량을 초과할 수 없다는 제약을 만족해야 하는데 이는 수요지를 생성 후 차량번호를 랜덤 생성 할당하는 방식을 사용하여 초기해에서 실행 불가능해가 생성 시 다음과 같은 과정을 통하여 해의 탐색을 유도하였다.

### 3.3.4.2 초기모집단

유전자 알고리즘은 개체들로 구성된 모집단을 운영하므로 초기에 모집단이 생성되어야 한다. 초기의 모집단을 생성하는 방법으로는 문제의 특성에 따라 발견적 기법, 임의생성기법, 또는 혼용기법이 사용된다.

본 모형에서 초기 모집단은 임의생성기법과 Saving\_Heuristic기법을 이용하여 구성을 하였다. 임의생성기법은 실행 불가능해가 다수 포함되어 효과적인 해의 탐색이 어려운 단점이 있으나 다양한 해공간을 탐색할 수 있다는 장점이 있다. Saving\_Heuristic기법은 더 경제적인 경로를 형성할 수 있 수 있도록 유도하여 우수한 초기해를 산출해주는 역할을 한다. Saving\_Heuristic은 다음 그림 3과 같이 설명된다.

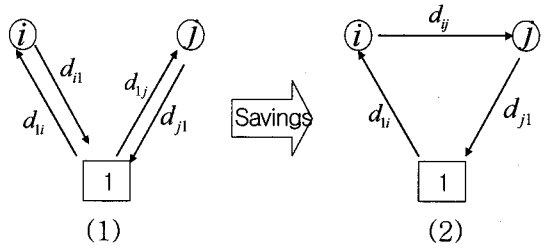


그림 3. 세이빙 휴리스틱

그림 3의 (1)과 같이 차고지에서 각 수요지로 한대씩 배차하고, 수요지  $i$ 에 배차된 차량을 그림의 (2)와 같이 수요지  $j$ 를 경유해서 복귀한다고 할 때, (1)의 경우와 (2)의 경우의 거리 차이가 절약( $S_{ij}$  : Savings)이다. (1)과 (2) 두 경우의 차이는  $S_{ij} = d_{i1} + d_{1j} - d_{ij}$ 로 나타낼 수 있다.

이는 (1)의 경우

총거리 =  $d_{i1} + d_{11} + d_{1j} + d_{j1}$ 이고, (2)의 경우 총거리 =  $d_{1i} + d_{ij} + d_{j1}$ 이기 때문이다.

절약값을 구하는 방법은 계산된 절약값을 크

기의 내림차순으로 정리하여 절약목록을 작성하고, 이 절약목록에서 절약이 가장 큰 수요지로 경로를 형성하면서, 순차적으로 연결 가능한 수요지점을 계속 연결하여 경로를 확정한다.

즉, 본 Savings 휴리스틱을 사용함으로써 최초 구성된 경로보다  $S_{ij}$ 만큼의 거리 절약을 가져왔음을 알 수 있다.

### 3.3.4.3 실행불가능해 교정

초기모집단에서 Savings휴리스틱기법을 생성된 개체는 차량의 적재량과 수요지별 시간제약을 만족하지만, 임의생성기법에 의해 생성된 개체는 제약사항을 만족시킨다고 볼 수 없다. 그리고 실행가능해도 교차와 돌연변이를 거치면서 대부분의 개체들이 실행불가능해로 바뀌게 된다. 따라서 이러한 개체들에 대한 교정과정이 필요하다.[4] 유전자 알고리즘은 초기모집단이 유전 연산을 거치면서 개체의 적합도를 향상시키면서 해를 찾아가는 기법이므로, 실행불가능해를 실행가능해로 바꾸어주는 교정과정이 필요하다.

교정과정은 차량의 경로 재형성 과정으로 첫 번째 차량이 방문한 수요지를 기준으로해서 시간제약과 용량제약을 만족하는 수요지를 순서대로 방문하여 조건을 만족하면 차량의 경로에 포함시키고, 제약을 만족시키고, 제약을 만족시키지 못하면 다른 수요지로 바꾸어 줌으로써 수요지 시간제약과 차량의 용량제약을 만족하면서 실행불가능해를 실행가능해로 바꾸어주는 차량과 수요지간의 재결합 과정이다.

### 3.3.4.4 적합도 평가

해의 적합도 평가는 목적함수를 만족시키는 정도로 모든 수요지점의 시간제약과 수요량을 만족시키면서 운행되는 모든 차량의 총 운행거리의 합을 최소화 시키는 해가 우수한 해로 평가되며, 사용되는 적합도 함수는 거리의 역수이다. 적합도 함수는 식(13)과 같다.

$$fitness = \frac{1}{\sum Total Distance} \quad (13)$$

### 3.3.4.5 선별

선별은 무조건적인 적자생존에 의한 지역해로의 수렴을 막으면서 세대별 우수한 해의 생존 확률 보장 및 지역해로의 수렴방지를 위하여 적합도가 작은 해의 생존확률을 확률적으로 보장해주는 룰렛휠 방법과 세대별 우수한 해는 반드시 생존시키는 엘리트 보존전략을 수립하였다.

### 3.3.4.6 교차

교차대상개체 선정은 룰렛휠에 의하여 선정된 개체에 대하여 난수를 발생시켜 발생된 난수를 교차율과 비교하여 작으면 교차대상자로 선정하고, 크면 교차 대상자에서 제외하였다. 각 개체의 스트링별 교차방법을 달리 적용하였다. 차량의 방문 우선순위는 차량 경로를 구성함에 있어서 우선순위가 중복되면 차량의 경로가 형성되지 않으므로 순서 교차를 실시하여 우선순위가 중복되지 않도록 하였으며, 수요지별 방문 차량은 2점교차를 실시하였다.

그림 4는 순서 교차를 나타낸다.

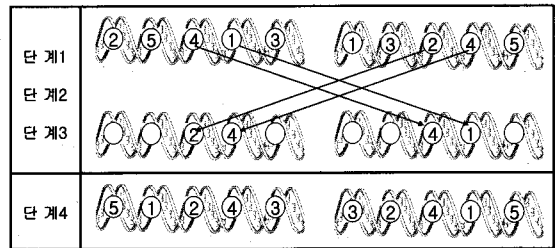


그림 4. 순서교차

단계1에서는 각 개체들에게 난수를 발생시켜 교차율과 비교하여 교차대상자를 선정하고, 단계2에서는 교차대상자로 선정된 개체들에 대하여 짝을 지워준다. 단계3에서는 짝지어진 개체들에 대해 2개의 절단점을 임의로 선정하고, 절단점내의 유전인자를 상대방 개체에 상속한다. 단계4에



서는 방문우선순위의 빈칸에는 두 번째 절단점 이후부터 부모의 유전인자를 차례대로 나열 후 상속되지 않은 유전자를 두 번째 절단점 이후부터 순서대로 채워 넣는다.

그림 5는 2점교차를 나타낸다.

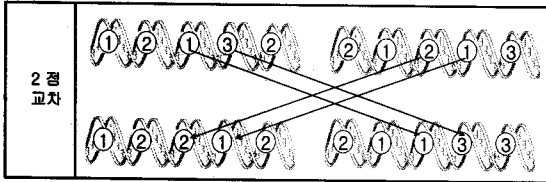


그림 5. 2점교차

절단점 중간부분은 상대방 개체로부터 상속 받고 나머지는 자신의 부모로부터 유전인자를 상속받는다. 좌·우측의 개체에서 각각 1, 3 유전인자와 2, 1 유전인자가 서로 교차되어 기존의 좌측 개체는 1-2-1-3-2에서 1-2-2-1-2로 우측 개체는 2-1-2-1-3에서 2-1-1-3-3으로 변경되었다.

### 3.3.4.7 돌연변이

돌연변이도 교차와 마찬가지로 차량도착 우선순위의 방문차량의 돌연변이 방법이 상이하다. 차량도착 우선순위는 교환에 의한 돌연변이를 통하여 우선순위가 중복되는 경우를 방지하였으며, 방문차량은 점 돌연변이를 실시하였다. 교환에 의한 돌연변이 단계는 다음 그림 6과 같다.



그림 6. 교환돌연변이

교환에 의한 돌연변이는 중복되지 않는 임의의 수요지 2개를 선택하고, 선택된 2개 수요지의 차량 우선순위 유전자를 교환한다.

기존의 2-4-1-3-5 유전자에서 4와 3의 인자를 바꾸어 2-3-1-4-5로 교환돌연변이를 실시했다.

점 돌연변이는 임의의 유전인자를 선택해 기존의 유전인자와는 전혀 다른 유전인자로 변경 해주며 그 절차는 그림 7과 같다.



그림 7. 점 돌연변이

임의의 1개 수요지를 선택 후 선택된 유전인자를 자신과 다른 유전인자로 변경해 준다. 기존의 개체인 1-3-1-2-2의 유전인자 중 중간의 1 유전인자를 3으로 변경하는 점 돌연변이를 실시하여 1-3-3-2-2의 새로운 개체가 생성되었다.

### 3.3.4.8 유전파라미터

유전자 알고리즘의 성능을 좌우하는데 몇 가지의 요인들을 고려해야 한다. 그것은 유전자 알고리즘이 확률과 모수에 의하여 다양한 결과를 발생시키기 때문이다. 이러한 요인들로는 랜덤함수의 초기값, 개체집단의 크기(Popsize), 교배확률(Pc), 돌연변이확률(Pm), 표현(Coding)의 방법 등을 들 수 있다. 개체군의 크기가 작으면 적합도 계산에 필요한 계산을 절약할 수 있으나 개체간의 다양성의 빠른 손실로 인해 최적해를 구하기 전에 수렴할 위험성을 내포한다. 반면에 개체군의 크기가 크면 최적해의 도달할 확률은 높으나 많은 기억용량과 계산시간을 필요로 한다. 이 둘의 성능 평가 항목을 모두 만족시켜주는 최적의 개체군의 크기를 정하는 방법은 문제의 성격과 다른 제어 파라미터들의 값에 따라 다르다. 그리고 돌연변이의 확률이 커질수록 랜덤 탐색에 가까워진다. 이는 반대로 돌연변이 확률이 적으면 탐색이 랜덤이 아닌 암시적으로 제시된 방향으로 진행되고 있음을 의미한다. 일반적으로 교배확률 (Pc)과 돌연변이확률(Pm) 값이 크면 알고리즘의 개발능력을 향상시킴으로 진화의 초기에 적합도가 높은 탐색공간을 찾는데 유리하지만, 동시에 개발 능력을 저하시킴으로써 어느 정도 좋은 해를 찾은 후에는 이 탐색공간 내에서 최적해로 수렴하는데 있어서 수렴속도를 저하시키는 요인으로 작용할 수 있다.

본 연구에서는 각각의 유전파라미터들이 적합

도에 미치는 영향을 반복 실험을 통해 비교한 후 본 알고리즘과 문제의 특성에 맞는 파라미터들을 산출하였으며, 다음 <표 1>와 같이 유전 파라미터를 적용하였다.

표 1. 유전파라미터

구 분	모집단수	교배율	돌연변이율	종료세대수
적용값	100	0.7	0.01	500

### 3.3.4.9 해 교정 / 해 개선 과정

시간제약 차량경로문제에 적용한 본 알고리즘은 유전자 알고리즘 과정에서 유전연산(교차, 돌연변이)을 거치면서 많은 실행 불가능해가 나타나고 이를 교정하였다.

2-Opt, Or-Opt과정은 실행가능해의 개선을 유도하는 과정이라고 할 수 있다. 본 과정들 모두 차량의 경로를 조정하는 문제로 차량의 경로를 차량별로 교환하여 적합도 개선 여부를 확인 후 적합도가 개선되면 개체의 유전자를 교환하고 개선이 되지 않으면 유전자의 교환을 기각하는 방법이며, 두 번째 단계는 차량을 바꾸어 차량 간 경로 교환이 가능한 경우에 적합도를 향상시키는 방향으로 경로를 바꾸어 주는 과정이다.

그림 8은 해의 개선을 위한 2-Opt과정을 나타내고 있다.

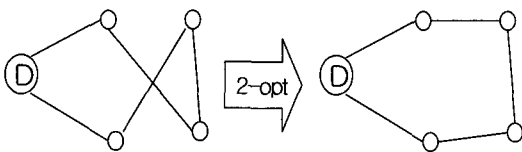


그림 8. 2-Opt

2-Opt과정은 임의의 두 지점을 바꾸어서 적합도를 계산해 본 후, 이전의 적합도 보다 개선되면 그 결과를 반영하는 지역 탐색 알고리즘이다. 2-Opt는 일정한 회수만큼 반복해서 시도하도록 했는데, 여기에서 해의 개선이 이루어지게

된다. 진행절차는 초기화, 초기해의 임의 이웃해 집단 생성, 현재해 수정 순으로 진행된다.

그림 9는 해의 개선을 위한 Or-Opt과정을 나타내고 있다.

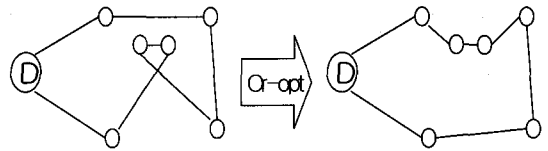


그림 9. Or-Opt

Or-Opt과정은 경로내에서 수요지 몇 개를 선택하여 그중에서 순서를 바꾸는 것이다. 다른 경로에서 적당하게 링크(Link)를 선택하여 경로를 섞을 수도 있으나 본 연구에서는 같은 경로에서만 선택하게 하였다.

## 4. 예제 적용 및 결과분석

수리모형에 대한 검증은 위해 ILOG CPLEX를 이용하고, 본 연구의 알고리즘의 산출값과 비교하였다. 초기해 생성방법 개선, 탐색능력과 해 개선과정의 효과, 수렴능력 등을 비교하고, Solomon 실험예제에 확대적용 후 결과를 분석하였다.

### 4.1 수리모형 결과분석

6개의 수요지점과 적재용량이 200으로 동일한 차량 4대의 문제를 적용하여 본 연구의 알고리즘 성능을 검증한다. 알고리즘은 VC++ Studio 3.0과 ILOG Dispatcher로 구현, 실험은 Pentium IV(2.4GHz, 512M RAM) 환경하에서 수행하였다. 알고리즘 수행을 위한 수요지 좌표, 수요량은 다음 <표 2>와 같다.

표 2. 수리모형 검증 예제

수요지	위 치	수요량	ready time	due time	서비스 시간
1	(41,49)	10	185	195	10
2	(35,17)	7	81	91	10
3	(55,45)	13	156	166	10
4	(55,20)	19	149	159	10
5	(15,30)	26	50	60	10
차고지	(35,35)	0	0	250	0

제시된 예제의 문제 형태는 전형적인 R-type 문제로 중앙 차고지를 중심으로 모든 지역에 수요지점이 분산되어 있다.

다음 <표 3>은 ILOG CPLEX와 본 연구의 알고리즘을 수행한 결과값의 비교이다.

표 3. 기존 연구와의 결과비교

구 분	ILOG CPLEX	알고리즘
운행거리	141.84	141.84

수리모형과 알고리즘의 분석결과 동일한 운행거리 결과값이 계산되어 본 연구 수리모형의 타당성을 입증하였다. 수리모형에서 분석해본 결과 변수는 494개, 제약사항은 128개가 산출되었다.

#### 4.2 Solomon 실험 예제 적용

시간제약이 있는 차량경로문제의 실험 예제를 하이브리드 유전자 알고리즘에 적용하여 시간제약 차량경로문제에 대한 알고리즘의 최적 근사해 접근성과 수렴성을 확인한다. 시간제약 차량경로문제와 관련된 실험 예제는 수요지의 분포 형태에 따라 크게 3가지로 분류되며, 3가지의 큰 범주 내에서 시간제약의 형태에 따라 유형별로 2가지로 구분되며, 수요지별 시간제약 형태에 따라서 10개 이내의 문제로 다시 세분화된다. Solomon의 실험 예제에서 수요지가 25개인 예제를 적용하였으며, 문제구성은 적재용량이 200으로 동일한 차량 25대를 이용하여 고객이

요구하는 시간대에 요구하는 수요량을 만족시키는 문제이다.

##### 4.2.1 Solomon 실험예제 구성

본 연구에서는 각 Solomon예제의 유형별로 실험을 하고, 결과치를 분석하였다.

<표4>는 Solomon 실험예제의 유형별 특징이다.

표 4. Solomon 실험예제의 유형

구 분	문제 유형별 특징	비 고
R-type	4사분면에 균일하게 분포	23문제
C-type	하나의 사분면에 군집분포	17문제
RC-type	각 사분면에 군집분포	16문제

##### 4.2.2 Solomon 실험예제 결과

본 연구에서는 수요지 25개, 적재용량이 200 및 1000으로 된 차량 25대를 전제로 하여 예제 적용을 하였다. <표 5>는 R-type 101번 문제로 수요지는 수요지 번호를 나타내고, 좌표는 유클리드 내적을 구성하는 x 및 y 좌표를 나타낸다. 시간제약은 (Ready time, Due time)으로 나타내고, Ready time은 수요지에 서비스가 이루어질 수 있는 가장 빠른 시간을 Due-time은 서비스가 이루어질 수 있는 가장 늦은 시간을 의미한다. 적재량은 수요지에서 요구하는 요구량을 나타낸다.

표 5. R101번 실험예제

구분	좌표	시간제약	수요	구분	좌표	시간제약	수요
1	(41,49)	(161,171)	10	14	(15,10)	(32,42)	20
2	(35,17)	(50,60)	7	15	(30,5)	(61,71)	8
3	(55,45)	(116,126)	13	16	(10,20)	(75,85)	19
4	(55,20)	(149,159)	19	17	(5,30)	(157,167)	2
5	(15,30)	(34,44)	26	18	(20,40)	(87,97)	12
6	(25,30)	(99,109)	3	19	(15,60)	(76,86)	17
7	(20,50)	(81,91)	5	20	(45,65)	(126,136)	9
8	(10,43)	(95,105)	9	21	(45,20)	(62,72)	11
9	(55,60)	(97,107)	16	22	(45,10)	(97,107)	18
10	(30,60)	(124,134)	16	23	(55,5)	(68,78)	29

11	(20,65)	(67,77)	12	24 (65,35)	(153,163)	3
12	(50,35)	(63,73)	19	25 (65,20)	(172,182)	6
13	(30,25)	(159,169)	23	차고(35,35)	(0,230)	-

R101실험예제는 총 소요거리가 593.137로 산출되었으면, 각각의 차량경로는 <표 6>과 같이 정리되었다.

표 6. R101번 실험예제 결과

차량	경로	거리
차량 1	Depot-5-18-Depot	47.61
차량 2	Depot-7-8-17-Depot	77.76
차량 3	Depot-12-9-20-1-Depot	83.40
차량 4	Depot-11-19-10-Depot	81.11
차량 5	Depot-14-16-6-13-Depot	79.48
차량 6	Depot-2-21-3-24-Depot	99.50
차량 7	Depot-15-23-22-4-25-Depot	124.28

다음 <표 7>는 R-type 실험예제의 적용결과이다.

표 7. R-type 실험예제 결과

구분	Best solution		기존 연구[13]		본 연구	
	차량수	거리	차량수	거리	차량수	거리
R101	8	617.1	8	627.2	7	593.9
R102	7	547.1	7	566.3	7	548.9
R103	5	454.6	3	579.3	6	464.8
R104	4	416.9	-	-	5	446.1
R105	6	530.5	-	-	6	538.4
R106	5	465.4	-	-	5	457.4
R107	4	424.3	-	-	5	457.4
R108	4	397.3	-	-	4	428.1
R109	5	441.3	-	-	5	442.6
R110	4	444.1	-	-	5	448.2
R111	4	428.8	-	-	5	450.3
R112	4	393.0	-	-	4	413.4
R201	4	463.3	-	-	4	489.7
R202	4	410.5	-	-	3	442.8
R203	3	391.4	-	-	3	433.1
R204	2	355.0	-	-	2	386.7
R205	3	393.0	-	-	2	405.9
R206	3	374.4	-	-	2	419.0
R207	3	361.6	-	-	2	401.5
R208	1	328.2	-	-	1	331.8
R209	2	370.7	-	-	2	371.5
R210	3	404.6	-	-	3	436.7
R211	2	350.9	-	-	1	375.4

R-type 실험예제를 Solomon실험결과 및 기존연구 [13]와 비교한 결과는 다음 그림 10과 같다.

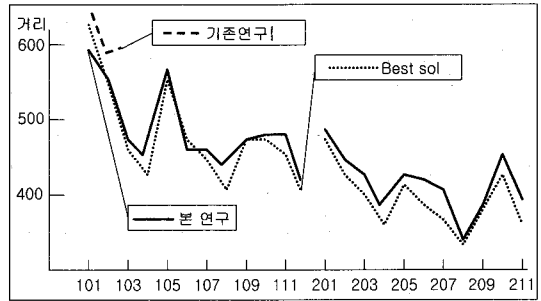


그림 10. R-type 실험예제 거리 비교 결과

Solomon실험예제와 기존논문[13]와 비교해 본 결과 R-type 유형의 실험예제 중 R101에서는 차량수 및 거리를 동시에 감소시켰으며, R202, R205, R206, R207, R211에서는 거리를 감소시키는 우수한 결과를 산출하였다.

R-type 실험예제 차량 수 산출 결과는 다음 <표 8>과 같다.

표 8. R-type 실험예제 차량 수 산출 결과

구분	R101	R202	R205	R206	R207	R211
Best sol	8	4	3	3	3	2
기존연구	8	-	-	-	-	-
본 연구	7	3	2	2	2	1

다음 <표 9>는 C-type 실험예제의 적용결과이다.

표 9. C-type 실험예제 결과

구분	Best solution		기존 연구[13]		본 연구	
	차량수	거리	차량수	거리	차량수	거리
C101	3	191.3	-	-	3	191.8
C102	3	190.3	-	-	3	191.9
C103	3	190.3	-	-	3	191.9
C104	3	186.9	-	-	3	187.4
C105	3	191.3	-	-	3	191.8
C106	3	191.3	5	256.3	3	191.8
C107	3	191.3	-	-	3	191.8
C108	3	191.3	-	-	3	191.8
C201	2	214.7	-	-	2	215.5
C202	2	214.7	-	-	1	223.3
C203	2	214.7	-	-	1	228.7
C204	1	213.1	-	-	1	223.3
C205	2	214.7	-	-	2	215.5
C206	2	214.7	4	283.2	2	215.5
C207	2	214.5	-	-	2	215.3
C208	2	214.5	3	299.3	2	215.5

C-type 실험예제를 Solomon 실험결과 및 기존연구 [13]와 비교한 결과는 다음 그림 11과 같다.

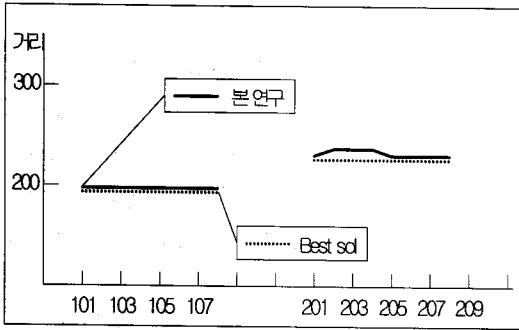


그림 11. C-type 실험예제 거리 비교 결과

C-type 실험예제 유형에서는 차량수와 거리가 Best solution과 유사하게 나타났다. 200번대 문제에서는 거리가 일부문제에서 거리가 증가하는 경향을 보였지만 차량수가 감소함으로써 더 우수한 결과를 산출하였다. C-type 실험예제 차량 수 산출 결과는 다음 <표 10>과 같다.

표 10. C-type 실험예제 차량 수 산출 결과

구 분	C106	C202	C203	C206	C208
Best sol	3	2	2	2	2
기존연구	5	-	-	4	3
본 연구	3	1	1	2	2

C-type에서는 기존연구와의 비교 시에는 C106, C206, C208번에서 차량이 감소했으며, Best Solution과 비교 시에는 C202, C203에서 차량이 한대가 감소하는 우수한 결과를 산출했다.

다음 <표 11>는 RC-type 실험예제의 적용 결과이다.

표 11. RC-type 실험예제 결과

구 분	Best solution		기존 연구[13]		본 연구	
	차량수	거리	차량수	거리	차량수	거리
RC101	4	461.1	-	-	5	476.9
RC102	3	351.8	4	423.5	4	412.4
RC103	3	332.8	-	-	3	334.1
RC104	3	306.6	-	-	4	363.8
RC105	4	411.3	-	-	6	530.9
RC106	3	345.5	4	379.2	3	399.1
RC107	3	298.3	-	-	3	306.6
RC108	3	294.5	-	-	3	294.9
RC201	3	360.2	-	-	3	361.2
RC202	3	338.0	5	413.7	3	339.5
RC203	3	326.9	-	-	3	328.4
RC204	3	299.7	-	-	1	329.8
RC205	3	338.0	-	-	3	338.9
RC206	3	324.0	4	388.3	3	326.1
RC207	3	298.3	-	-	2	329.5
RC208	2	269.1	-	-	1	323.3

RC-type 실험예제를 Solomon 실험결과와 기존연구 [13]와 비교한 결과는 다음 그림 12과 같다.

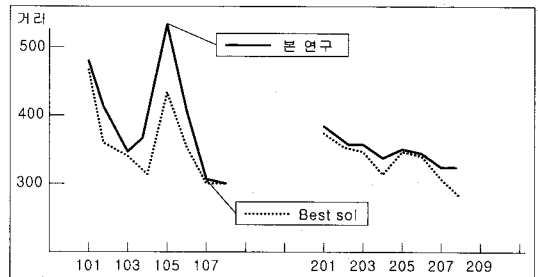


그림 12. RC-type 실험예제 거리 비교 결과

RC-type 유형에서는 거리 결과가 Best Solution과 유사한 값을 산출하였으며, 100번대 일부문제에서 차량수가 증가하는 경향을 보였다. 특히 다른 유형에서와 같이 200번대의 유형에서

차량이 감소하는 경향을 보였다. RC-type 실험 예제에서 차량 수 산출결과는 다음 <표12>과 같다.

표 12. RC-type 실험예제 차량 수 산출 결과

구 분	RC106	RC202	RC204	RC206	RC207	RC208
Best sol	3	3	3	3	3	2
기존연구	4	5	-	4	-	-
본 연구	3	3	1	3	2	1

실험결과 본 논문에서 제시한 하이브리드 유전자 알고리즘은 수요지가 사사분면에 균일하게 분포한 유형, 즉 R-type유형의 수·배송 문제에 탁월함을 알 수 있다. 또한 시간제약의 형태에서는 시간제약이 다소 완화된 200번대 유형의 문제에서 차량이 감소하는 경향을 보였다.

## 5. 결론 및 향후 연구방향

### 5.1 결론

본 연구에서는 시간제약 차량경로문제에서 수요지의 수요량을 만족시키는 하이브리드 유전자 알고리즘을 구축하였다. 기존의 유전자 알고리즘에서는 없었던 초기해 생성을 위한 Savings 휴리스틱 기법의 적용과 유전자 알고리즘시행 후 해의 개선을 위한 2-Opt, Or-Opt 등 지금까지 시간제약 차량경로문제에 적용되지 않았던 방법들을 메타 휴리스틱 기법에 접목시켰다.

기존연구와 비교 시 R-type 실험예제 중 일부 예제에서 Solomon의 결과값 보다 거리가 감소하고, 차량수가 감소하는 결과값을 산출하였다. 시간제약이 엄격한 유형(서비스 가능시간 간격이 좁은 유형)인 100번 대의 예제유형에서는 Solomon예제와 비교 시 거리가 감소하는 경향을 보였고, 시간제약이 비교적 완화된 유형(서비스 가능시간 간격이 넓은 유형)인 200번 대의 예제에서는 거리보다는 차량수가 감소하는 경향을 나타내었다. RC-type과 C-type의 100번 대

문제에서는 Solomon 예제의 결과값과 유사한 결과를 보였고, 200번 대의 문제에서는 거리가 증가하는 대신 차량수가 감소하는 경향을 보였다.

본 연구에서 제시한 하이브리드 유전자 알고리즘은 R-type유형에서 보다 좋은 값을 제시해 주며, 시간대 제약이 완화된 문제 유형인 200번 대의 문제에서 보다 효과적인 값을 산출하였다.

결과적으로 본 연구가 VRPTW 기존연구에 비해 다른 점과 발전시킨 사항은 유전알고리즘에서 초기해 생성을 위해 Savings 휴리스틱 기법을 적용했다는 점과 유전알고리즘이 종료 후에 해 교정 / 해 개선 과정을 통해 최단거리를 산출했다는 데 있다.

### 5.2 향후 연구방향

본 연구는 R-type의 유형에서 개선된 결과값을 산출했고, 시간대가 완화된 200번 대의 예제 유형에서 거리가 증가하는 반면, 차량수가 감소하는 결과값을 보였다. 이는 시간제약의 제한상황으로 인해 차량수와 거리가 증가 및 감소하는 경향을 보이는 것으로 나타났다. 향후 연구에서는 시간제약사항이 차량수와 거리에 미치는 영향에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

유전자 알고리즘에서 결정적인 변수로 작용할 수 있는 초기모집단, 교차율, 돌연변이율, 종료세대수 등의 유전파라미터가 각각의 알고리즘에 미치는 영향에 대한 연구가 필요하다.

또한 운전자의 피로도 및 효율성 향상을 위해 차량별 적재량 및 차량별 이동거리가 적절히 분산될 수 있는 제약사항도 추가가 되어야 할 것이다.

본 연구는 최단거리 산출을 목적으로 하이브리드 유전자 알고리즘을 적용하였다. 하지만 현실적으로 수·배송 회사는 총 차량운행거리나 차량수보다 비용에 더 큰 관심을 가지고 있다. 만약 최단거리지만 비용이 더 증가한다면 그 경

로를 선택하지 않을 것이다. 향후 연구에서는 더욱 현실적인 차량경로문제의 해결을 위하여 시간제약에 추가하여 다중 차고, 배달과 수거가 혼합된 상태, 다용량차량의 문제, 차량의 적재공간을 고려한 문제, 차량수의 제한, GIS를 기반으로 도로정보 이용, 수요지점간의 거리를 유클리드 내적이 아닌 실질적인 거리정보를 활용한 연구 등 보다 현실적인 제약을 추가한 문제의 해법이 필요하다고 판단된다.

### 참고문헌

- [1] 김경훈, 이영훈, “고객의 배달량을 고려한 차량경로 문제의 발견적 기법”, 한국과학기술/대한산업공학회 춘계 공동 학술대회, 2001
- [2] 김여근, 윤복식, 이상복, 「메타휴리스틱」, 영지문화사, 2000
- [3] 이정만, “수요지 제한이 있는 복수차량 유형의 차량경로모형에 관한 연구”, 국방대학교 석사학위 연구, 2004
- [4] 박민우, “키로수송 소요를 고려한 차량 경로 문제에 관한 연구”, 국방대학교 석사학위 연구, 2004
- [5] 허재성, “유전자 알고리즘을 이용한 다용량 차량 경로문제에 대한 연구”, 국방대학교 석사학위 연구, 2003
- [6] Berger, J., Salois, M., and Begin, R., “A Hybrid Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows,” *Lecture Notes in Artificial Intelligence, AI'98, Advances in Artificial Intelligence*, 114-127, (1998)
- [7] Blanton, J. L. and Wainwright, R. L., “Multiple Vehicle Routing with Time and Capacity Constraints using Genetic Algorithms,” *Proc. 5th Int. Con. on Genetic Algorithms*, 452-459, (1993)
- [8] Christofides, N. and Eilon, S., “An Algorithm for the Vehicle Dispatching Problem”, *Operational Research Quarterly*, Vol.20(3), 309-318, (1969)
- [9] Chiang, W. C. and Russell, R. A., “Simulated Annealing Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows,” *Annals of Operations Research*, Vol.63, 3-27, (1996)
- [10] Fisher, M. L. and Jaikumar, R., “A Generalized Assignment Heuristic for Vehicle Routing,” *Networks*, Vol.11, 109-124, (1981)
- [11] Garcia, B. L., Potvin, J. Y., and Rousseau, J. M., “A Parallel Implementation of the Tabu Search Heuristic for Vehicle Routing Problems with Time Window Constraints,” *Computers and Operations Research*, Vol.21, 1025-1033, (1994)
- [12] Gehring, H. and Homberger, J., “Parallelization of a Two-Phase Metaheuristic for Routing Problems with Time Windows,” *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 57-64, (2001)
- [13] Jeon, Geonwook and Lee, Yoon Hee, “Vehicle routing problem with time window constraints by using genetic algorithm,” *Journal of the Society of Korea Industrial and System Engineering*, Vol.29(4), 75-82, (2006)
- [14] Laporte, G., Hertz, A., and Gendreau, M., “A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem,” *Management Science*, Vol.40(10), 1276-1290, (1994)
- [15] Lenstra, J. K. and Rinnooy, K., “Complexity of vehicle routing and scheduling problems,” *Networks*, Vol.11, 221-227, (1981)
- [16] Or, I., “Traveling Salesman-Type Combinational Problems and their Relation to the L

- ogistics if Regional Blood Banking," *Ph.D. Dissertation, Northwestern University*, (1976)
- [17] Osman, I. H., "Metastrategy Simulated Annealing and Tabu Search Algorithm for the Vehicle Routing Problem," *Annals of Operation Research*, Vol.41, 421-451, (1993)
- [18] Potvin, J. Y., "The Vehicle Routing Problem with Time Window Part I Tabu Search," *Informs Journal of Computing*, 158-164, (1996)
- [19] Potvin, J. Y., "The Vehicle Routing Problem with Time Window Part II Genetic Search," *Informs Journal of Computing*, 165-172, (1996)
- [20] Potvin, J. Y. and Rousseau, J. M., "An Exchange Heuristic for Routing Problems with Time Windows," *Journal of the Operational Research Society*, 46, 1433-1446, (1995)
- [21] Rochat, Y. and Thangiah, E., "Probabilistic diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing," *Journal of Heuristics*, Vol.1, 147-167, (1995)
- [22] Schulze, J. and Fahle, T., "A Parallel Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Window Constraints," *Annals of Operations Research*, Vol.86, 585-607, (1999)
- [23] Shin, H. W. and Kang, M. K., "An Accelerated Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem," *Journal of the Korean OR/MS Society*, Vol.21(1), 158-164, (1996)
- [24] Solomon, M. M., "Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints," *Operations Research*, Vol.35, 254-265, (1987)
- [25] Thangiah, S., "Vehicle Routing with Time Windows Using Genetic Algorithms," *In Application Handbook of Genetic Algorithms : New Frontiers 2*, 253-277, (1995)



---

■ 저자소개 ■

---

**백 정 구** (E-mail : platoon109@naver.com)

2002 육군사관학교 졸업(공학사)  
2008 국방대학교 운영분석학과 석사과정  
현재 국군수송사령부 항만운영단 계획장교  
관심분야 최적화, 군사OR, 신뢰도분석

**전 건 옥** (E-mail : gwjeon@kndu.ac.kr)

1984 공군사관학교 전자공학과 졸업(학사)  
1993 고려대학교(산업공학 석사)  
1999 미국 University of Louisville(산업공학 박사)  
현재 국방대학교 운영분석학과 부교수  
관심분야 최적화기법응용, 일정계획, 신뢰도 분석, 셀형 제조시스템