

대기시간 최소화 문제를 위한 메타 휴리스틱 해법의 개발

양 병 학*

*경원대학교 산업시스템공학과

Developing Meta heuristics for the minimum latency problem

Byoung hak Yang*

*Department of Industrial Engineering, Kyungwon University

Abstract

The minimum latency problem, also known as the traveling repairman problem and the deliveryman problem is to minimize the overall waiting times of customers, not to minimize their routing times. In this research, a genetic algorithm, a clonal selection algorithm and a population management genetic algorithm are introduced. The computational experiment shows the objective value of the clonal selection algorithm is the best among the three algorithms and the calculating time of the population management genetic algorithm is the best among the three algorithms.

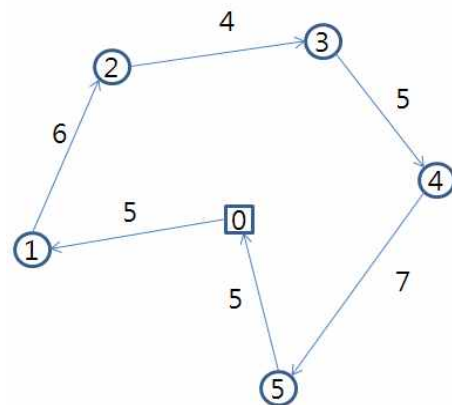
Keywords : Minimum latency problem, Meta heuristic

1. 서 론

차량 기지에서 출발하여 방문해야할 모든 고객을 방문하
되 각 고객들의 대기 시간의 합을 최소화하는 문제를 대기
시간 최소화 문제 (MLP : Minimum Latency Problem),
수리요원 문제(TRP : Traveling Repairman Problem) 또
는 배달부 문제(TDP: Traveling Deliveryman Problem)
라고 한다. MLP가 사용되는 예로는 고장 난 설비를 수
리하기 위한 수리요원의 경로 설정 문제에서 사용될 수
있다. 또한 배달을 원하는 고객들에게 서비스 시간의
합을 최소화하는 문제[4], 자동화 시스템에서 사용되는
AGV (Automated guided vehicles)의 경로 문제[8]등에
서 사용되고 있다. MLP는 외판원 문제(TSP: Traveling
Salesman Problem)와 유사하지만 TSP가 경로비용을
최소화 하는 반면, MLP는 각 고객까지의 경로비용의
합을 최소화 한다. 그 차이는 다음 <그림1>과 같다.

<그림1>에서 차고를 출발한 차량이 모든 고객을 방

문하고 돌아오는 하나의 경로를 보여주고 있다. 이러한
경로에 대하여 TSP의 경로 비용은 $5 + 6 + 4 + 5 + 7 + 5 = 32$ 이다. MLP에서는 첫 번째 고객까지의 도착시
간이 5, 두 번째 고객까지의 도착시간이 $5 + 6 = 11$,
세 번째 고객까지의 도착시간이 $5 + 6 + 4$ 이다.



<그림 1> MLP의 예

† 이 논문은 2009년도 경원대학교 지원에 의한 결과임

† 교신저자: 양병학, 경기도 성남시 수정구 복정동 산65 경원대학교 산업정보시스템공학과

TEL : 031-750-5368, E-mail:byang@kyungwon.ac.kr

2009년 10월 7일접수; 2009년 11월 30일 수정본 접수; 2009년 12월 10일 게재확정

마지막 고객까지의 도착 시간은 $5 + 6 + 4 + 5 + 7 = 27$ 이며 총 비용은 $5 + (5 + 6) + (5 + 6 + 4) + (5 + 6 + 4 + 5) + (5 + 6 + 4 + 5 + 7) + (5 + 6 + 4 + 5 + 7)$ 이다. 이를 일반화 하여 MLP의 비용을 수식화하면 다음과 같다.

n :고객의 수

V :차고지 및 고객의 집합

$i \in V$: 차고지 및 고객의 지수

($i=0$: 차고지, $i=1, \dots, n$: 고객)

c_{ij} : i 에서 j 까지의 호비용, $i, j \in V$

$\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$: 차량의 방문 경로

π_k : 경로 π 상의 k 번째 고객

차량이 경로 π 를 따라 이동한다면 고객 대기시간의 합은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \sum_{k=0}^1 c_{\pi_k \pi_{k+1}} + \sum_{k=0}^2 c_{\pi_k \pi_{k+1}} + \sum_{k=0}^3 c_{\pi_k \pi_{k+1}} + \dots + \sum_{k=0}^{n-1} c_{\pi_k \pi_{k+1}} \\ &= \sum_{k=0}^{n-1} (n-k) c_{\pi_k \pi_{k+1}} \end{aligned}$$

일반적으로 MLP에서는 각 고객의 서비스 시간은 모두 동일하다고 가정한다. 차량은 계획 시점에 차고지에서 대기하고 있으며 고객의 서비스 요청은 계획 시점 이전에 발생하여 미리 알려져 있다. 고객과 차고지는 2차원 상의 좌표로 주어지고 점간의 거리는 직선 거리를 가정하였다. MLP는 고객 대기시간의 합을 최소화하는 경로 π 를 구하는 문제이다. MLP는 이미 NP-hard로 알려져 있다[7]. MLP에 대한 기존의 연구로는 MLP의 수리 모형에 관한 연구가 있었다[6]. 그들이 제시한 MLP 수리모형식에서 변수의 수는 $n(n-1)$ 이어서 문제의 크기가 커지면 일반적인 최적해법을 사용하기 어렵다고 보고하였다. MLP에 대한 최적해법은 60개의 고객이 있는 경우까지 해결하고 있는 것으로 알려져 있다[7]. 이 외에도 정수계획법을 이용하여 분지한계법이나 동적계획법을 사용한 최적해법[4]이 있었다. 최적해법이 아닌 연구로는 근사해법[1][5]에 대한 연구들과 휴리스틱해법[10]들이 제시되었다.

우리가 조사한 범위에서 유전해법과 같은 메타 휴리스틱이 MLP에 사용된 예는 찾아보지 못했다. 우리는 MLP를 위한 해법으로 유전 해법의 새로운 전략인 복제선택해법과 모집단 관리 유전해법을 도입하려고 한다.

2. 연구 배경

본 연구에서는 MLP를 위한 해법으로 인공면역시스템의 복제선택해법과 모집단관리 유전해법을 개발하려고 한다. 해법의 유효성을 실험하기 위해 일반 유전해법과 비교하려고 한다. 사용하려는 복제선택해법과 모집단관리 유전해법의 이론적인 배경을 각 해법의 개발자들의 논문을 중심으로 설명하면 다음과 같다.

2.1 복제선택해법

복제선택해법(clonal selection algorithm)은 인공면역시스템의 한 종류로 De Castro에 의하여 제시되었다[3]. 자연계의 면역시스템은 침투한 항원에 대하여 효율적으로 항체를 제조하고 있다. 인공면역시스템은 면역시스템의 항체 제조 방법을 최적화 문제에 적용하려는 메타 휴리스틱의 한 종류이다. 우리 몸에 항원이 들어오면 면역시스템은 적합한 항체를 찾아 이를 복제한다. 이를 복제 선택이라 한다. 이때 항체의 적합도를 높이기 위해 항체는 돌연변이 과정을 거치게 되며 이를 적합도 성숙기라 한다. 적합도 성숙기는 하이퍼 돌연변이와 수용체 조작이라는 두 가지로 구성되어 있다.

하이퍼 돌연변이는 복제된 항체 중에서 항원에 대한 적합도가 높은 항체에서는 낮은 돌연변이를 유도하고, 항체와의 적합도가 낮은 항체에 대하여는 높은 돌연변이를 유도하는 돌연변이 과정이다. 하이퍼 돌연변이의 결과 생성된 항체 중에서 우수한 항체는 계속 유지되고, 열등한 항체는 수용체 조작을 통해서 다른 항체로 만들어내며 일부 열등한 항체는 모집단의 다양성을 위해 계속 유지하기도 한다[3][13]. 복제선택해법에 대한 자세한 내용은 [11]에 제시되어 있으며 복제선택해법을 이용한 연구 결과들은 [12][13]에서 찾아볼 수 있다.

2.2 모집단관리 유전해법

유전 해법은 메타휴리스틱의 일종으로 다수의 개체를 모집단으로 유지하면서 선택된 개체에 대하여 교차, 돌연변이 등을 수행하여 모집단 전체의 해를 변화시키는 해법이다. 최근 유전 해법에서는 So'rsensen에 의해서 모집단 관리(Population Management)라는 기법이 도입되었다[9]. 모집단 관리기법은 유전 해법에서 사용하는 모집단내의 개체들을 관리하여 개체들의 분산성을 강제로 유지하는 방법이다. 모집단 관리에서 사용하는 방법은 각 개체의 목적함수값을 비교하여 유사한 또는 근접한 개체들을 제거하고, 서로 다른 개체들만을

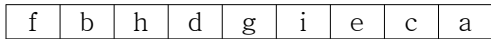
유지하는 방법이다[2][9][14]. 모집단내의 두 개체를 각각 X_1, X_2 라 하고 두 개체의 목적함수값의 차를 $d(X_1, X_2)$ 이라 하자. 모집단관리 기법에서 돌연변이, 지역탐색과 교차를 수행하여 구해진 새로운 개체를 C 라 하고, X 를 모집단내의 임의의 개체라 할 때, 모집단의 분산성을 만족한다면 C 는 모집단내에 삽입한다. 여기서 모집단의 분산성은 $d(C, X) \geq \Delta$ 에 의해서 확인할 수 있다. 만약 모집단의 분산성이 만족되지 않으면, 즉 $d(C, X) < \Delta$ 이면 C 는 모집단에 받아들여지지 않는다.

새로운 개체 C 가 모집단에 들어오면 기존의 개체중 하나가 대신 버려진다. 보통은 모집단내의 개체 중 열등한 개체에서 랜덤하게 선택하여 대체된다[2][9][14]. 모집단관리 유전해법을 일정계획 문제에 적용하여 효율성이 높은 해법이라는 보고가 있었다[14].

3. 해법의 개발

3.1 유전해법

개체 : 개체로는 차량의 방문 순서를 사용하였다. 우리가 사용하는 개체는 다음과 같다.



이 개체에 의하면 차량의 방문 순서는 (f,b,h,d,g,i,e,c,a)이다. 이러한 형태의 개체는 TSP나 차량경로계획을 위한 유전 해법에서 널리 사용되고 있다.

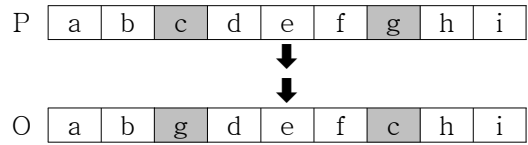
개체의 평가 : 개체상의 방문 경로에 따라서 총 비용은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots\} = \{f, b, h, \dots\}$$

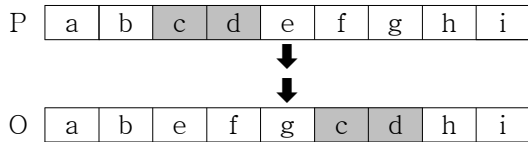
$$z = \sum_{k=0}^{n-1} (n-k)c_{\pi_k \pi_{k+1}}$$

돌연변이 : 돌연변이로는 랜덤하게 선택된 개체에 대하여 다음의 세 가지 중 하나의 돌연변이를 적용하였다.

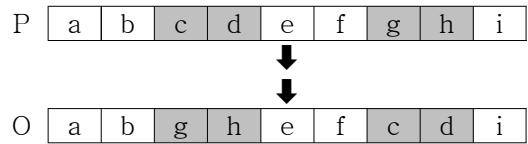
점 교환 돌연변이 : 선택된 두 개의 방문지를 서로 교환하였다. 부모 개체를 P , 자식개체를 O 라 하면 돌연변이의 과정은 다음과 같다.



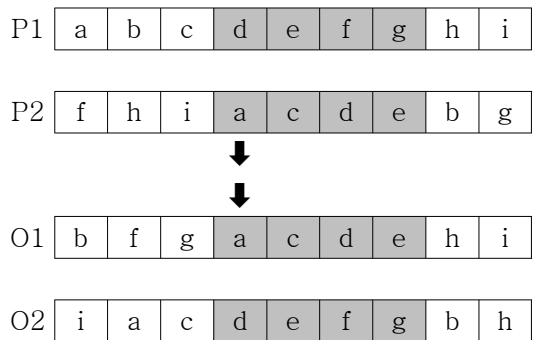
가지 이동 돌연변이 : 선택된 가지(연속된 두 방문지)를 경로상의 다른 곳으로 이동 시켰다.



가지 교환 돌연변이: 선택된 두 가지(연속된 두 방문지)를 서로 교환하였다.



교차 : 교차는 2점 교차를 사용하였다. 2점 교차는 두 부모의 선택된 일부 개체를 서로 교환하고, 나머지는 원래의 부모 개체의 방문 순서를 이용하여 자식 개체들을 작성하는 것이다. 부모 개체를 P_1, P_2 라고 하고 자식 개체를 O_1, O_2 라 하면 교차의 절차는 다음과 같다.



지역탐색 : 지역탐색으로는 최단거리이웃삽입전략을 사용하였다. 이 전략은 차고지로부터 가장 가까운 고객을 찾아서 다음 방문지로 결정하고 그 고객으로부터 가장 가까운 고객을 찾아서 경로에 연결하는 방법이다. 우리가 사용한 최단거리이웃삽입전략의 해법은 다음과 같다.

최단거리이웃삽입전략

J : 방문 순서가 결정되지 않은 방문지의 지수 집합

s : 결정된 경로의 마지막 방문지

단계1. $J = \{1, 2, 3, \dots, n\}, s = 0$

단계2. $C_{sj} = \min\{C_{sj} | j \in J\}$
: 점 s 에서 가장 가까운 점 q 를 탐색

단계3. $\pi_p = q$
: 점 q 가 다음번 방문지

단계4. $s = q; J = J / \{q\}$
: 점 q 를 탐색 시작점으로 설정

단계5. if $J \neq \emptyset$, then 단계2

단계6. 종료

이렇게 구한 경로를 마스터 경로로 저장하였다. 지역 탐색은 개체에서 선택된 일부 경로를 마스터 경로와 교환하였다. 먼저 개체의 일부를 마스터 경로의 동일 부분과 교환하였다. 개체의 원래 부분 중에서 마스터 경로에서 복사된 노드를 제외한 나머지를 원래의 개체에 복사하였다. P 를 부모 개체, M 을 마스터 경로, 지역 탐색중의 부모 개체의 수정된 결과를 P' 과 P'' 라 하고, O 를 자식 개체라 하면 지역 탐색의 절차는 다음과 같다.

P

a	b	c	d	e	f	g	h	i
---	---	---	---	---	---	---	---	---

M

f	h	i	a	c	d	e	b	g
---	---	---	---	---	---	---	---	---

먼저 마스터 경로에서 일부를 선택하여 복사한다.

M

		i	a	c				
--	--	---	---	---	--	--	--	--

그리고 원래의 개체에서 마스터 경로에서 복사한 점들을 제거한다.

P'

a	b	c	d	e	f	g	h	i
---	---	---	---	---	---	---	---	---

P''

	b		d	e	f	g	h	
--	---	--	---	---	---	---	---	--

원래 개체에서 남은 점들의 순서대로 복제될 개체의 빈 칸에 복사하여 새로운 개체를 완성한다.

O

b	d	i	a	c	e	f	g	h
---	---	---	---	---	---	---	---	---

토너먼트 선택 : 유전해법에서는 토너먼트 선택을 사용하였다. 토너먼트 선택이란 모집단에서 k 개의 개체를 선택하여 그 중 가장 우수한 개체를 선택하여 다음 세대의 모집단에 복제한다. 하나의 개체가 선택되면 또 다른 k 개의 개체를 선택하여 가장 우수한 개체를 선택한다. 모집단의 수만큼 개체가 찾아질 때까지 토너먼트 선택을 반복한다. 보통은 두 개의 개체($k=2$)에서 우수한 개체를 탐색한다.

유전 해법 : 유전 해법은 최기해로 랜덤함수에 의해서 초기 개체들을 생성하였다. 유전해법의 매 단계마다 토너먼트 선택을 사용하여 다음 세대의 모집단을 작성하였다. 새로운 모집단의 개체 중 1%의 교차 비율로 선택된 개체에 대하여 이미 설명한 교차작업을 수행하였다. 또한 1%의 돌연변이율로 선택된 일부 개체에 대하여는 돌연변이 작업을 수행하였다. 돌연 변이는 점 교환 돌연변이, 가지 이동 돌연변이, 가지 교환 돌연변이 중 하나를 랜덤하게 실시하였다. 다음으로 1%의 비율로 선택된 일부 개체에 대하여 지역 탐색을 실시하였다. 매 단계마다 가장 우수한 해를 찾아서 최우수해로 보관하였다. 해법은 1000번의 반복회수로 설정하였으며 우수해의 변화가 없는 반복회수가 100회이면 종료하도록 하였다. 이상을 정리하면 MLP를 위한 유전 해법은 다음과 같다.

Genetic algorithm for MLP(GAMLP)

단계1. 랜덤 함수에 의해서 초기 개체를 생성하고 초기 모집단을 구성한다.

단계2. 토너먼트 선택 : 모집단 내의 두 개체를 임의로 선택하여 우수한 개체를 다음 세대에 상속한다.

단계3. 교차 수행 : 선택된 두 개체에 대하여 교차를 수행한다.

단계4. 돌연변이 수행 : 선택된 개체에 대하여 돌연변이를 수행한다.

단계5. 지역탐색 수행 : 선택된 개체에 대하여 지역 탐색을 수행한다.

단계6. 종료 조건을 만족하면 단계7로, 만족하지 않으면 단계2로 간다.

단계7. 종료.

3.2 복제선택 해법

항체 : 복제선택해법에서는 유전해법에서 사용하는 개체라는 용어 대신 항체라는 용어를 사용한다. 사용하

는 항체는 유전 해법에서 설명한 것과 같은 형태의 개체를 사용하였다.

f	b	h	d	g	i	e	c	a
---	---	---	---	---	---	---	---	---

항체의 평가 : 항체의 평가는 유전해법과 동일하게 개체상의 방문 경로에 따라서 총 비용은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots\} = \{f, b, h, \dots\}$$

$$z = \sum_{k=0}^{n-1} (n-k)c_{\pi_k \pi_{k+1}}$$

복제 : 복제선택해법의 특징은 모집단의 진화전략으로 선별이 아닌 복제(cloning) 전략을 사용한다. 복제 전략에서는 모집단의 각 개체를 평가하고, 모집단에서 가장 우수한 개체의 목적함수값(최우수적합도)와 가장 열등한 개체의 목적함수값(최열등적합도)를 구한다. 개체의 상대적합도에 의해서 개체의 복제율(cloning rate)을 결정하였다[12][13].

$$\text{상대적합도} = \frac{\text{개체적합도} - \text{최열등적합도}}{\text{최우수적합도} - \text{최열등적합도}}$$

하이퍼 돌연변이 : 복제선택해법에서는 돌연변이를 개체의 적합도에 따라 다르게 설정한다. 이를 하이퍼 돌연변이라 한다. 먼저 하이퍼 돌연변이율은 상대적합도가 우수한 경우 낮은 돌연변이율을 적용하고 상대적합도가 열등한 경우 높은 돌연변이율을 적용하는 방법이다[12][13]. 하이퍼 돌연변이율에 의해서 선택된 항체에 대하여는 유전해법에서 설명한 점 교환 돌연변이, 가지 이동 돌연변이, 가지 교환 돌연변이중 하나를 랜덤하게 선택하여 실시하였다.

지역탐색 : 유전 해법에서 설명한 최단거리이웃삽입 전략을 사용하였다.

복제선택해법 : 복제선택해법은 최기해로 랜덤함수에 의해서 초기 개체들을 생성하였다. 해법의 매 단계마다 상대적합도를 이용하여 복제를 실시하였다. 복제된 모집단에 대하여 하이퍼 돌연변이를 수행하였다. 항체의 상대적합도에 의해서 하이퍼 돌연변이율이 결정되고 이에 따라 각 선택된 항체들에 대하여 점 교환 돌연변이, 가지 이동 돌연변이, 가지 교환 돌연변이중 하나를

랜덤하게 실시하였다. 다음으로 하이퍼 돌연변이율에 의해서 선택된 일부 항체에 대하여 지역 탐색을 실시하였다. 매 단계마다 가장 우수한 항체를 찾아서 최우수해로 보관하였다. 해법은 1000번의 반복회수로 설정하였으며 우수해의 변화가 없는 반복회수가 100회이면 종료하도록 하였다. 이상을 정리하면 MLP를 위한 복제선택해법은 다음과 같다.

CSAMLP(Clonal selction algorithm for MLP)

- 단계1 : 랜덤 함수에 의하여 초기 개체들을 생성한다. 생성된 초기 개체(Pr)들로부터 모집단(P)을 구성한다.
- 단계2 : 모집단 P에서 n개의 우수한 개체(Pn)를 선택한다.
- 단계3 : n개의 우수해를 개체별 적합도의 비례하여 복제한다. 임시적으로 복제 모집단의 크기는 증가한다.
- 단계4 : 복제 모집단에 개체별 적합도에 따라 하이퍼 돌연변이를 수행한다. 선택된 개체에 대하여 돌연변이를 수행한다. 성숙된 모집단을 형성한다.
- 단계5 : 성숙된 모집단에서 개선된 개체를 선택하여 모집단 P를 대체한다.
- 단계6 : 종료 조건을 만족하면 단계7로, 만족하지 않으면 단계2로 간다.
- 단계7 : 종료한다.

3.3 모집단 관리 유전 해법

개체 : 개체로는 유전 해법에서 사용한 개체와 동일한 개체를 사용하였다.

f	b	h	d	g	i	e	c	a
---	---	---	---	---	---	---	---	---

개체의 평가 : 개체 평가 방법은 유전해법과 동일하게 개체상의 방문 경로에 따라서 총 비용은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots\} = \{f, b, h, \dots\}$$

$$z = \sum_{k=0}^{n-1} (n-k)c_{\pi_k \pi_{k+1}}$$

돌연변이 : 모집단중 하나의 개체를 임의로 선택하여 돌연변이를 수행한다. 돌연변이 방법은 유전해법에서 설명한 점교환 돌연변이, 가지이동 돌연변이, 가지교환

돌연변이를 사용하였다. 돌연변이의 결과 생성된 개체는 모집단관리를 수행하였다.

교차 : 모집단에서 두 개의 개체를 임의로 선택하여 유전 해법에서 설명한 2점 교차를 수행하였다. 2점 교차의 결과 얻어진 두 개의 자식 개체 중 임의로 하나를 선택하여 모집단 관리를 수행하였다.

지역탐색 : 모집단에서 임의의 한 개체를 선택하여 지역 탐색을 수행하였다. 지역 탐색은 최단거리이웃삽입전략을 사용하였으며 지역탐색으로 얻어진 개체는 모집단관리를 수행하였다.

모집단 관리 : 선택된 개체에 대하여 교차, 돌연변이와 지역탐색을 수행한다. 교차의 결과 발생한 개체를 C(1), 돌연변이의 결과 발생한 개체를 C(2), 지역탐색의 결과 발생한 개체를 C(3)라 하자. 세 가지 C(i)의 목적함수값이 기존 모집단내의 개체들의 목적함수값과 비교하여 그 차이가 Δ 보다 작으면 버리고 Δ 보다 크면 새로운 개체로 받아들인다. C(i)를 모집단에 삽입할 때 기존 모집단내의 개체 중 C(i)보다 열등한 개체중 하나를 랜덤하게 선택하여 제거한다. Δ 는 목적함수값과 모집단의 크기를 고려하여 결정할 수 있다. 일반적으로는 Δ 를 1을 사용한다. 모집단 관리를 수월하기 위하여 모집단내의 개체에 대한 목적함수값에 따라 우수한 해부터 열등한 개체순서로 재배치하였다[14].

모집단 관리 유전해법 : 일반적인 유전해법은 개체들에 대하여 돌연변이, 교차, 지역탐색을 수행하여 새로운 모집단을 생성하고 선별을 통해서 모집단을 진화시킨다. 모집단 관리 유전해법에서는 하나의 개체를 선택하여 개체 변화를 시도하고 즉시 모집단 관리를 수행한다. 따라서 모집단에 대한 선별작업을 수행하지 않는 것이 일반 유전해법과 차별화된다. 대신 선택된 개체에 대하여 교차, 돌연변이나 지역탐색을 실시한 후 모집단내의 열등한 다른 개체와 교환하는 것이다. 이때 새로운 개체가 기존의 개체들과 적합도의 크기가 비슷하면 모집단의 다양성이 훼손된다고 판단하여 새로운 개체를 모집단에 받아들이지 않았다. 종료 조건, 돌연변이와 지역탐색은 유전해법과 동일한 방법을 사용하였고 교차는 사용하지 않았다. 이상을 정리하면 MLP를 위한 모집단 관리 유전해법은 다음과 같다.

Population Management Genetic algorithm for MLP (PMGAMLP)

단계 1: 초기 모집단 P를 생성한다.

단계 2: 분산도 계수 Δ 를 설정한다.

단계 3 : 모집단의 모든 개체를 목적함수값에 따라 재배열한다.

단계 4 : 교차, 돌연변이, 지역 탐색을 수행한다.

단계 4.1: 선택된 두 개체에 대하여 교차를 수행하여 얻어진 개체를 C(1)이라 한다.

단계 4.2 : 선택된 개체에 대하여 돌연변이를 수행하여 구해진 개체를 C(2)라 한다.

단계 4.3: 선택된 개체에 대하여 지역탐색을 수행하여 구해진 개체를 C(3)라 한다.

단계 5. 모집단 관리. : 단계4.1, 단계4.2, 단계 4.3에서 선택된 C(i)에 대하여 다음을 수행한다. $d(C(i), X) \geq \Delta, \forall X \in P$ 이면 C(i)를 모집단에 삽입하고, C(i)보다 열등한 개체 중 임의의 개체를 모집단에서 선택하여 제거한다.

단계 6 : 종료 조건을 만족하면 단계7로, 만족하지 않으면 단계3으로 간다.

단계 7 : 종료 한다.

4. 실험결과

개발된 세 가지 해법인 GAML P, CSAML P와 PMGAML P를 비주얼 스튜디오 시스템으로 구축하였다. 실험은 인텔의 Core2 Quad 2.66Ghz CPU 가 장착된 컴퓨터에서 실시하였다. TSPLIB에서 16개 문제를 사용하였다. 차고지는 각 문제 공간의 중심에 있고 거리는 직선거리를 가정하였다. 먼저 해법별 목적함수값을 비교한 것이 <표1>에 제시 되었다. 목적함수값은 CSAML P가 평균값에서 우수했고 다음이 GAML P였으며 PMGAML P가 가장 열등했다. 전체 16개 문제 중에서 6개의 문제는 세 가지 해법이 동일한 결과를 제시 하였다. GAML P가 가장 우수한 결과를 준 경우는 5가지 문제였으며, CSAML P는 4가지 문제에서 우수했다.

한 문제는 GAML P와 CSAML P가 동일한 결과를 찾아 주었다. 그러나 일반적인 유전 해법과의 비교에서 해법간의 목적함수값은 차는 0.5%내로 분석되어 목적함수값이 크게 차이가 난다고 하기 어려웠다.

해법별 연산시간을 비교한 것이 <표2>에 제시되었다.

연산시간은 PMGAML P가 가장 작게 나왔으며 다음으로 우수한 해법은 CSAML P이었다. CSAML P의 경우 GAML P과 비교하면 12%대의 연산시간이었으며 PMGAML P는 GAML P과 비교 했을 때 3.45%의 연산시간이 소요되었다. PMGAML P의 연산시간이 극적으로 단축되는 것은 일반 유전 해법이 모든 개체에 대하

여 돌연변이와 교차 및 지역 탐색을 수행한 후 전체 모집단을 선별하지만 모집단관리 유전 해법은 매 회 소수의 개체에 대하여 돌연변이와 지역탐색을 적용하고 대신 모집단의 분산성을 유지하는 전략을 사용하여 연산 시간이 단축된 것으로 판단된다.

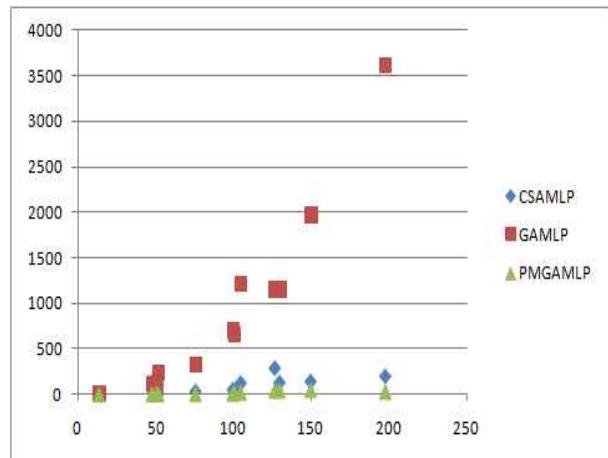
<표 1> 해법별 목적함수 값의 비교. CSA/GA는 CSAMLP의 GAMLP에 대한 백분율. PMG/GA는 PMGAMLP의 GAMLP에 대한 백분율.

문제 유형	GA MLP	CSA MLP	PMGA MLP	CSA/GA	PMG/GA
att48	131.0 2	<u>123.1</u> 4	131.02	93.99	100.00
berlin52	<u>101.3</u> 5	102.0 7	102.21	100.71	100.85
bier127	297.1 4	<u>291.8</u> 5	297.14	98.22	100.00
burma14	<u>10.20</u>	<u>10.20</u>	<u>10.20</u>	100.00	100.00
ch130	585.4 7	<u>576.4</u> 5	585.47	98.46	100.00
ch150	<u>686.2</u> 7	686.8 5	688.52	100.08	100.33
d198	<u>391.8</u> 0	<u>391.8</u> 0	<u>391.80</u>	100.00	100.00
eil101	<u>168.9</u> 6	<u>168.9</u> 6	<u>168.96</u>	100.00	100.00
eil51	267.3 1	<u>265.7</u> 6	267.31	99.42	100.00
eil76	<u>415.2</u> 6	<u>415.2</u> 6	<u>415.26</u>	100.00	100.00
kroa100	<u>412.0</u> 4	416.1 6	420.41	101.00	102.03
kroa150	<u>749.1</u> 8	<u>749.1</u> 8	749.25	100.00	100.01
krob100	<u>385.3</u> 0	385.9 1	385.98	100.16	100.18
krob150	<u>710.4</u> 0	<u>710.4</u> 0	<u>710.40</u>	100.00	100.00
lin105	<u>333.2</u> 0	332.2 8	333.59	99.73	100.12
pr76	<u>205.4</u> 6	<u>205.4</u> 6	<u>205.46</u>	100.00	100.00
평균	365.6 5	<u>364.4</u> 8	366.44	99.49	100.22

<표 2> 해법별 연산시간의 비교. CSA/GA는 CSAMLP의 GAMLP에 대한 백분율. PMG/GA는 PMGAMLP의 GAMLP에 대한 백분율

문제 유형	GA MLP	CSA MLP	PMGA MLP	CSA/GA	PMG/GA
att48	116	54	<u>7</u>	46.55	6.03
berlin52	239	12	<u>6</u>	5.02	2.51
bier127	1153	291	<u>45</u>	25.24	3.90
burma14	9	2	<u>1</u>	22.22	11.11
ch130	1153	134	<u>46</u>	11.62	3.99
ch150	2358	190	<u>47</u>	8.06	1.99
d198	3616	203	<u>33</u>	5.61	0.91
eil101	128	14	<u>6</u>	10.94	4.69
eil51	322	48	<u>6</u>	14.91	1.86
eil76	654	30	<u>17</u>	4.59	2.60
kroa100	757	66	<u>10</u>	8.72	1.32
kroa150	1766	115	<u>34</u>	6.51	1.93
krob100	645	45	<u>17</u>	6.98	2.64
krob150	1786	130	<u>67</u>	7.28	3.75
lin105	1210	128	<u>23</u>	10.58	1.90
pr76	317	24	<u>13</u>	7.57	4.10
평균	1014.3	92.88	<u>23.63</u>	12.65	3.45

문제의 크기별로 요구되는 연산 시간을 각 해법별로 분석한 것이 <그림 2>에 제시 되었다. GAMLP의 경우 문제의 크기에 따른 연산 시간의 증가율이 상당히 크게 나타났다. 평균적인 연산의 복잡도가 $O(n^2)$ 정도 인 것으로 나타났다. CSAMLP와 PMGAMLP의 경우에는 문제의 크기에 따른 연산 시간의 증가율이 크지 않은 것으로 나타났다.



<그림 2> 문제의 크기에 따른 해법별 연산시간

이상을 정리하면 목적함수값에서는 복제선택해법이 가장 우수했다. 그러나 다른 해법과의 비교에서 그 차이는 1%내였다. 연산 속도면에서는 모집단관리유전해법이 월등히 유리했다. 의사결정을 하는데 허용된 시간이 여유가 있는 경우에는 복제선택해법을 사용하는 것이 유리하며, 의사결정에 허용된 시간이 크지 않은 경우에는 모집단관리유전해법을 사용하는 것이 유리한 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 연구에서 다른 대기시간 최소화문제는 차량에 대한 일정 계획 문제로 차량 경로 문제나 배달원의 일정 문제에 사용되는 중요한 문제이다. 문제의 복잡성이 NP-hard로 증명되었고 실용적으로도 TSP보다 어려운 문제로 알려져 있다. 우리는 MLP를 위한 메타 휴리스틱을 개발하였다. 메타휴리스틱으로는 유전해법과 복제선택해법 그리고 모집단 관리 유전해법을 이용하여 MLP해법을 개발하였다. TSPLIB에서 찾아낸 16개의 문제에 대하여 해법간의 비교 실험을 실시하였다. 실험 결과 목적함수값에서는 복제선택해법이 가장 우수하고 모집단관리 유전해법이 가장 열등하였다. 계산시간에서는 모집단관리 유전해법이 다른 해법들에 비하여 월등히 우수하였다. 의사결정에 허용된 시간에 따라 여유가 있는 경우에는 복제선택해법이 유리하고 급박한 의사결정 문제에서는 모집단관리 유전해법이 유리하다고 판단된다.

6. 참 고 문 헌

- [1] Arora, S., G. Karakostas. "Approximation schemes for minimum latency problem." *SIAM Journal of computing*, 32(5) (2003) : 1317-1337
- [2] Boudia, M, C. Prins. "A memetic algorithm with dynamic population management for an integrated production-distribution problem." *European Journal of operational Research* 195 (2009) : 703-715
- [3] De Castro, LN., FJ. Von Zuben. "Artificial immune systems, Part 1, Basic theory and applications." Technical Report, TR-DCA (1999)
- [4] Fischetti, M., G. Laporte, S. Martello. "The delivery man problem and cumulative matroids." *Operations Research* 41 (6) (1993) : 1055-1064.
- [5] Goemans, M., J. Kleinberg. "An improved approximation ratio for the minimum latency problem" *Mathematical Programming* 82 (1998) : 111-124
- [6] Mendez-Diaz, I., P. Zabalá, A. Lucena. "A new formulation for the travelling deliveryman problem" *Discrete Applied Mathematics* 156 (2008) : 3223-3237
- [7] Sahni, S., T. Gonzalez. "P-complete approximation problems." *Journal of the Association for Computing Machinery* 23 (1976) : 555-565
- [8] Simchi-Levi, D., O. Berman. "Minimizing the total flow time of n jobs on a network." *IIE Transactions* 23 (1991) : 236-244
- [9] Sörensen, K., M. Sevaux. "MAIPM Memetic algorithms with population management." *Computers and Operations Research* 33 (2006) : 1214 - 1225
- [10] Webb, IR., "Depth-first solutions for the deliveryman problem on tree-like networks: An evaluation using a permutation." *LNCS* 2368 (2002) : 190-199
- [11] Yang, B. "Introduction to a Novel Optimization Method: Artificial Immune Systems," *IE Interfaces* 20(4), (2007) : 458-468
- [12] Yang, B. "A Vehicle Routing Problem In the Vendor Managed Inventory System," *Journal of the Korea Safety Management and Science* 10(3), (2008) : 217-225
- [13] Yang, B. "A clonal selection algorithm using the rolling planning and an Extended Memory cell for the Inventory routing problem," *Korean Management Science review* 26(1), (2009) : 171-182
- [14] Yang, B., AB. Badiru. "An population management genetic algorithm on coordinated scheduling problem between suppliers and manufacture," *Journal of the Korea Safety Management and Science* 11(3), (2009) : 131-138

저 자 소 개

양 병 학



서울대학교 산업공학과에서 학사, 석사, 및 박사학위를 취득하였고 동경공업대학교, 테네시 주립대학교에서 객원 연구원으로 활동하였다. 현재 경원대학교 산업정보시스템공학과 교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 물류관리, 공급사슬관리이다.

주소: 경기도 성남시 수정구 복정동 산65 경원대학교 산업정보시스템공학과