

순회 판매원 문제를 위한 하이브리드 병렬 유전자 알고리즘

김기태* · 전건욱*

*국방대학교 운영분석학과

Hybrid Parallel Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem

Ki-Tae Kim* · Geon-Wook Jeon*

*Korea National Defense University Department of Operations Research

Abstract

Traveling salesman problem is to minimize the total cost for a traveling salesman who wants to make a tour given finite number of cities along with the cost of travel between each pair them, visiting each cities exactly once before returning home. Traveling salesman problem is known to be NP-hard, and it needs a lot of computing time to get the optimal solution, so that heuristics are more frequently developed than optimal algorithms. This study suggests a hybrid parallel genetic algorithm(HPGA) for traveling salesman problem. The suggested algorithm combines parallel genetic algorithm, nearest neighbor search, and 2-opt. The suggested algorithm has been tested on 7 problems in TSPLIB and compared the results of existing methods(heuristics, meta-heuristics, hybrid, and parallel). Experimental results shows that HPGA could obtain good solution in total travel distance minimization.

Keywords : Traveling Salesman Problem, Parallel Genetic Algorithm, Nearest Neighbor Search, 2-opt

1. 서론

순회 판매원 문제(Traveling Salesman Problem, TSP)는 고전적인 최적화 문제로서 판매원이 본사를 출발하여 고객이 위치하고 있는 n 개의 모든 지점을 오직 한 번씩만 방문하고, 본사로 돌아오는 순환 경로를 결정하는 과정에서 비용 또는 거리를 최소화하는 문제이다 [10]. TSP는 우편함에서 우편물을 수거하는 경우나 학교버스의 경로 결정, 기계 작동을 위한 일정계획(Scheduling), PCB(Printed Circuit Board) 장착순서 결정, 집적회로(Integrated Circuit)의 삽입, 전력 공급을 위한 네트워크 설계, 선행제약이 있는 공정순서 결정(Sequential Ordering Problem) 등 다양한 분야에 적용되고 있다.

폭 넓은 응용성에도 불구하고, TSP는 최적해를 구하는 다항 시간(Polynomial Time) 알고리즘이 발견되지

않은 NP-hard 문제이며[10], 문제의 크기가 커질수록 최적해를 구하는 데 걸리는 시간이 지수적으로 증가하게 된다. TSP를 해결하기 위하여 최적화 해법(Exact Method)과 휴리스틱(Heuristic) 및 메타 휴리스틱(Meta-heuristic), 그리고 알고리즘을 혼합(Hybrid)하거나 병렬(Parallel)로 연결하는 알고리즘 등이 수많은 연구자에 의해 제시되었다.

본 연구에서는 TSP를 해결하기 위하여 병렬 유전자 알고리즘(Parallel Genetic Algorithm, PGA)의 초기 모집단 생성에 휴리스틱 기법인 Nearest Neighbor Search(NNS)를 이용하고, PGA를 수행한 후 해 개선에 2-opt 기법을 적용하는 하이브리드 병렬 유전자 알고리즘(Hybrid Parallel Genetic Algorithm, HPGA)을 제시하였다.

* 교신저자: 김기태, 서울특별시 은평구 수색동 205번지, 국방대학교 운영분석학과

Tel: 02-300-2173, E-mail: navystar52@naver.com

2011년 7월 19일 접수; 2011년 9월 21일 수정본 접수; 2011년 9월 22일 게재확정

2. 순회 판매원 문제

TSP는 판매원이 모든 지점을 단 한 번만 방문하고, 출발 지점으로 되돌아오는 최단 경로를 구하는 문제이다. 즉, 고객이 위치한 교점 집합 N , 교점을 연결하는 호 집합 A , 호 (i, j) 의 비용이 c_{ij} 인 네트워크 $G(N, A)$ 에서 출발 지점을 출발하여 n 개의 모든 교점을 오직 한 번만 방문하고, 출발 지점으로 돌아오는 최소 비용의 Hamiltonian 순환로를 찾는 문제이다[2, 10].

TSP에 적용되는 용어 및 첨자, 결정변수와 수리모형은 다음과 같다.

<용어 및 첨자>

- C_{cycle} : 경로의 비용(또는 거리, 시간)
- i, j : 교점
- $N = \{1, 2, \dots, n\}$: 교점 집합(1 : 출발 지점)
- $A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$: 호의 집합
- $G = (N, A)$: 무방향(Undirected) 네트워크
- c_{ij} : 호 (i, j) 의 비용(또는 거리, 시간)

<결정변수>

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{호 } (i, j) \text{가 Hamiltonian} \\ & \text{순환로에 포함되면} \\ 0, & \text{그렇지 않으면} \end{cases} \quad \forall \begin{matrix} i, j \in N, \\ i \neq j \end{matrix}$$

u_i, u_j : 부분 경로 방지를 위한 변수

<수리모형>

$$\text{Minimize } C_{cycle} = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} \cdot x_{ij} \quad (1)$$

Subject to

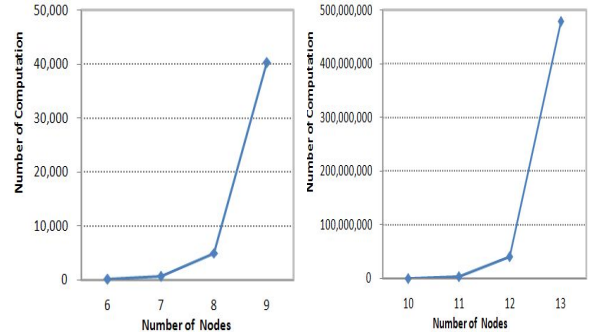
$$\sum_{i \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in N \setminus \{1\}, i \neq j \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \setminus \{1\}, i \neq j \quad (3)$$

$$u_i - u_j + n \cdot x_{ij} \leq n - 1 \quad 2 \leq i \neq j \leq n \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N, i \neq j \quad (5)$$

식 (1)은 TSP의 목적함수를 나타내며, 경로의 비용(또는 거리, 시간)을 최소화하는 것이다. 식 (2)는 교점에 도착하는 호가 하나뿐이라는 제약이고, 식 (3)은 교점에서 출발하는 호가 하나뿐이라는 제약이다. 식 (4)는 부분 순환로의 형성을 방지하기 위하여 Miller et al.



<그림 1> 교점 개수에 따른 계산량

<표 1> 교점 개수에 따른 연산 소요시간

교점 개수	연산 소요시간
10	0.36초
20	3,857초
30	2.80×10^{17} 년
40	6.47×10^{32} 년
50	1.93×10^{49} 년

[12]이 제시한 부분 경로 방지 제약식(Sub-tour Elimination Constraints)으로 u_i, u_j 는 교점 i, j 를 방문한 후의 판매원 부하(Load)를 나타내는 연속형 변수이다. 식 (5)는 교점 간의 호가 Hamiltonian 순환로에 포함되면 1, 그렇지 않으면 0을 나타내는 결정변수 제약이다.

TSP는 NP-hard 문제로 교점의 개수가 n 일 경우 경로를 결정하는 과정에서 조합이 가능한 대안의 수는 $(n-1)!$ 개이며, 교점의 개수가 증가할수록 계산량은 급격히 증가한다. 교점 개수에 따른 계산량은 다음 <그림 1>과 같으며, 컴퓨터의 1회 연산 속도를 10^{-6} 초로 가정하면 연산 소요시간은 다음 <표 1>과 같다.

<그림 1>에서와 같이 교점 개수가 하나씩 증가할 때마다 계산량이 급증하는데 6개 교점의 경우 조합 가능한 대안의 수가 120개이지만 교점의 개수가 13개로 증가되면 조합 가능한 대안의 수가 무려 4억 8천만여 개가 된다. 또한 <표 1>에서와 같이 10개 교점의 경우 연산 소요시간이 0.36초이지만 교점 개수가 증가함에 따라 연산 소요시간이 기하급수적으로 증가한다.

이러한 TSP의 해법으로는 분지 한계법(Branch and Bound Method), 동적 계획법(Dynamic Programming), 절단 평면법(Cutting Plane Method) 등의 최적화 해법이 있다. 현실 문제에서 의사결정시 다양한 변수를 고려하여야 하나 정보의 부족과 시간의 제약으로 인하여 계산에 방대한 시간이 소요되는 최적화 해법이 적용된 완벽한 의사결정을 할 수 없으며, 제한된 정보와 시간

의 제약을 고려하여 실현이 가능한 해답이 필요한데 이를 해결하는 방법이 휴리스틱이다.

휴리스틱은 한정된 시간 내에 수행하기 위해 가장 이상적인 해를 구하는 것이 아니라 현실적으로 만족할 만한 수준의 해답을 찾는 것이며, NNS, Christofides, Saving 등의 경로 구성 휴리스틱(Tour Constructive Heuristic)과 *k*-opt, Lin-Kernighan 등의 경로 개선 휴리스틱(Tour Improvement Heuristic)으로 구분할 수 있다. 경로 구성 휴리스틱은 하나의 Hamiltonian 순환로를 구성해 가는 방법이며, 하나의 순환로가 구성되면 이후 더 이상 개선은 하지 않는다. 경로 구성 휴리스틱은 일반적으로 경로 개선 휴리스틱에 비해 해가 좋지 않은 반면 빠른 시간에 해를 구할 수 있으며[5], 경로 구성 휴리스틱으로 구한 해를 경로 개선 휴리스틱의 초기해로 사용하기도 한다[6]. 경로 개선 휴리스틱은 초기 Hamiltonian 순환로를 구성한 상태에서 개선 방법(Improvement Rule)에 따라 개선된 순환로로 변경해 가며, 정지 조건(Stopping Rule)에 따라 종료한다. 휴리스틱은 해결하고자 하는 문제마다 각기 그 특성에 맞추어 개발해야 하고, 국부 최적해(Local Optima)에 빠지기 쉬운 단점이 있다. 휴리스틱의 단점을 보완하고, 해결하고자 하는 문제가 갖는 특성에 크게 구속되지 않으며, 다양한 문제에 적용 가능한 상위 수준의 휴리스틱 기법이 메타 휴리스틱이다.

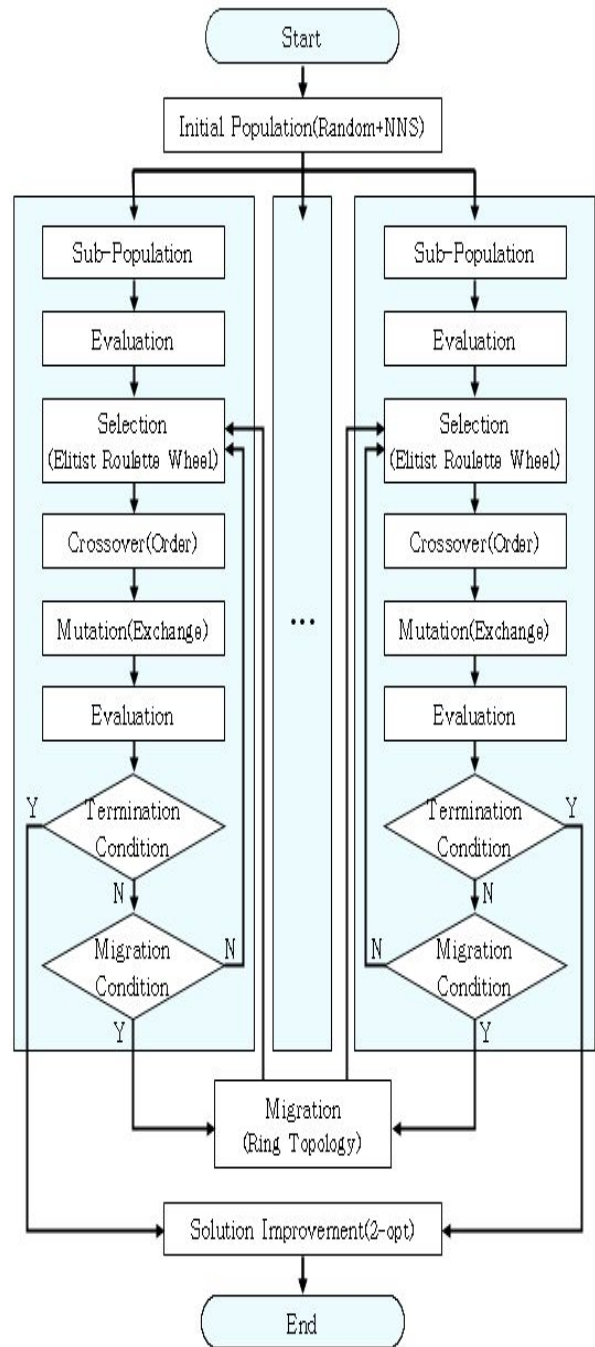
메타 휴리스틱은 모의 담금질(Simulated Annealing, SA), 금단 검색법(Tabu Search, TS), 개미 군집 최적화(Ant Colony Optimization, ACO), 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization, PSO) 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA) 등이 있으며, 개념과 이론이 단순하고, 해 공간의 탐색능력이 우수하여 최적화 분야 또는 의사결정 분야에 널리 활용되고 있다.

3. 하이브리드 병렬 유전자 알고리즘

GA는 J. H. Holland[9]가 자연 시스템의 한 메커니즘으로 생물의 진화과정, 즉 자연 선별과 유전 법칙을 모방한 확률적 탐색 기법으로 개념과 이론이 단순하고, 복잡한 해 공간의 탐색능력이 우수하여 결정변수와 제약이 많은 대형 수리문제를 푸는데 적합한 기법이다. PGA는 여러 개의 GA를 병렬로 연결하여 주기적으로 정보를 교환하면서 진화해가는 알고리즘으로 J. J. Grefenstette[7]가 제시하였다. PGA는 하나의 모집단으로 해를 찾는 것에 비해 병렬 계산으로 연산 시간을 줄일 수 있으며, 부분 탐색이 가능하고, 국부 최적해인 초개체(Super Individual)가 전체 모집단에 확산되는 속

도를 늦춰 다양성을 유지할 수 있다[1].

본 연구에서는 TSP를 해결하기 위하여 HPGA를 구축하였다. HPGA는 모집단을 몇 개의 부분 모집단으로 나누고, 이들 부분 모집단을 각기 독립적으로 일정 세대 진화시킨 후 어느 한 세대에서 부분 모집단 간의 이주(Migration)가 이루어지는 섬 모델(Island Model) 형태의 PGA를 기반으로 하며, 초기 모집단 생성에 NNS, PGA 종료 후 해 개선에 2-opt 기법을 적용하는 알고리즘으로 수행절차는 다음 <그림 2>와 같다.



<그림 2> HPGA 수행절차



<그림 3> 유전자 표현

3.1 유전자 표현

유전자 표현(Gene Representation)은 문제의 잠재해를 유전자와 염색체 형질로 표현하는 것이며, 유전자 알고리즘의 진화과정(적합도 평가, 유전 연산자 등)에 영향을 미치므로 문제의 특성을 잘 반영할 수 있도록 표현해야 한다. 본 연구의 유전자 표현은 위<그림 3>과 같이 정수 문자열(Integer String)로 표현된 일차원 배열의 형태로 나타내었으며, 유전자는 판매원의 방문 순서를 나타낸다.

<그림 3>은 판매원이 본사를 출발하여 3번 지점을 최초 방문하고, 이후 7개의 지점을 방문하며, 2번 지점을 마지막으로 방문한 후 본사로 복귀하는 것을 의미한다. 그러므로 <그림 3>에서 판매원의 순회 경로는 본사 → 3 → 7 → ... → 6 → 2 → 본사 이다.

3.2 모집단

PGA의 모집단은 초기 모집단과 부분 모집단이 있다. PGA는 개체들로 구성된 모집단을 통해 해의 개선을 유도하며, 초기에 모집단을 생성한 후 이를 부분 모집단에 분배한다. 초기 모집단을 생성하는 방법은 문제의 특성을 이용한 휴리스틱 기법, 임의생성 기법, 혼용 기법이 사용된다. 휴리스틱 기법은 초기에 우수한 해를 생성함으로써 효율적인 탐색이 가능하나 초기에 수렴하여 다양한 해 공간의 탐색을 방해하는 경향이 있으며, 임의생성 기법은 다양한 해 공간의 탐색이 가능하나 실행 불가능해가 다수 포함되어 효과적인 탐색이 어렵다. 본 연구에서는 초기 모집단 생성에 휴리스틱 기법인 NNS와 임의생성 기법을 혼용하였으며, 생성된 초기 모집단은 부분 모집단에 균등하게 분배하였다.

3.3 적합도 평가

적합도(Fitness)는 개체가 갖고 있는 피부색, 저항력 등과 같은 특성을 나타내는 값으로서 개체가 어떤 주어진 환경에서 생존할 수 있는 능력을 나타내며, 적합도 평가는 목적함수를 만족시키는 정도를 의미한다. 최소 비용의 순회 경로가 우수한 해로 평가되기 위해서 본 연구의 적합도 평가 함수는 총 비용이 적을수록 높

은 적합도 값을 얻을 수 있도록 목적함수인 경로 총 비용의 역수를 사용하였으며, 다음 식 (6)과 같다.

$$fitness = \frac{1}{Total\ Cost} \tag{6}$$

3.4 선별

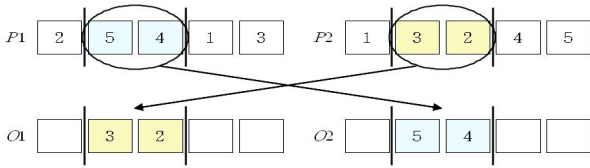
선별(Selection)은 적자생존의 자연 법칙에 기초하여 환경에 대한 적합도에 의해 현 세대의 모집단으로부터 다음 세대에 생존할 개체를 선택하는 과정이다. 본 연구의 선별은 세대별 우수한 해의 생존을 보장하고, 무조건적인 적자생존에 의한 지역해로의 수렴을 방지하기 위하여 적합도가 작은 해의 생존을 확률적으로 보장해주는 룰렛 휠(Roulette Wheel) 방법과 집단 내에서 가장 강한 개체가 다음 세대로 변경되지 않고 전달되는 것을 보장하기 위하여 세대별 우수한 해는 반드시 생존할 수 있도록 하는 엘리트 방법(Elitist Method)을 혼합한 엘리트 룰렛 휠(Elitist Roulette Wheel) 방법을 적용하였다.

3.5 유전 연산자

유전 연산자는 두 부모해의 유전자를 조합하여 새로운 자손 유전자를 생성하는 과정인 교차(Crossover)와 해 공간을 다양하게 탐색하는 역할을 하는 돌연변이(Mutation)로 구분된다.

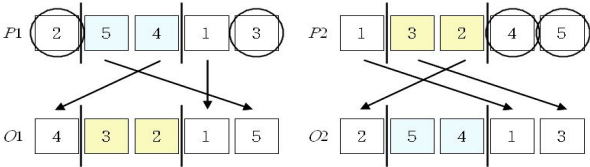
교차는 부모 세대의 개체를 조합하여 자손 세대를 형성하기 위한 과정으로 부모의 좋은 형질이 가능한 파괴되지 않고 자손에 상속되어야 한다. 본 연구에서는 판매원의 방문순서가 중복되면 순회 경로가 형성되지 않으므로 순서 교차(Order Crossover)를 적용하였으며, 수행절차는 다음과 같다.

- Step 1 : 선별된 각각의 개체들에 난수를 발생시켜 교차율과 비교한 후 낮으면 교차 대상 개체로 선정한다.
- Step 2 : 선정된 교차 대상 개체들에 대하여 2개씩 짝을 지워준다.
- Step 3 : 짝지어진 개체들에 대하여 2개의 절단점을 임의로 선정한 후 다음 <그림 4>와 같이 절단점 내의 유전자를 상대방 개체에 상속한다.



<그림 4> 절단점 내의 유전자 상속

- Step 4 : 방문순서의 빈칸에는 두 번째 절단점 이후부터 부모의 유전자를 차례대로 나열한 후 상대방 개체로부터 상속된 유전자는 제거하고, 다음 <그림 5>와 같이 상속되지 않은 유전자를 두 번째 절단점 이후부터 순서대로 채워 넣는다.

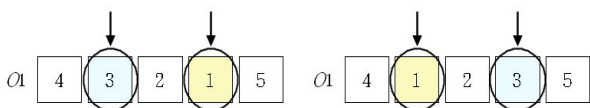


<그림 5> 절단점 외의 유전자 상속

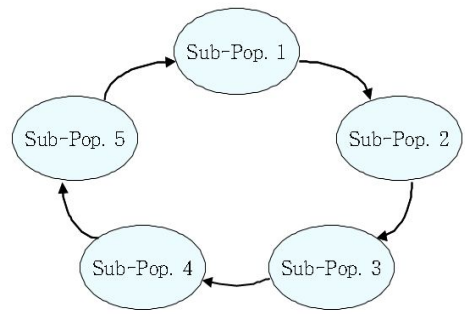
<그림 5>에서 개체의 두 번째 절단점 이후부터 유전자를 나열하면 1-3-2-5-4가 되고, 상속된 2와 3을 제거하면 1-5-4가 남게 되며, 남은 유전자를 의 두 번째 절단점 이후부터 채우면 4-3-2-1-5가 된다.

돌연변이는 부모 염색체의 형질을 의도적으로 변화시키거나 존재하지 않는 형질을 발생시켜 새로운 형질의 염색체를 생산하는 과정이며, 국부 최적해에 빠지거나 열등한 개체집단으로 수렴하는 것을 방지하는 유전 연산자이다. 본 연구에서는 돌연변이를 통해 판매원의 방문순서가 중복되지 않도록 교환 돌연변이(Exchange Mutation)를 적용하였으며, 수행절차는 다음과 같다.

- Step 1 : 각각의 개체들에 난수를 발생시켜 돌연변이율과 비교한 후 낮으면 돌연변이 대상 개체로 선정한다.
- Step 2 : 선정된 돌연변이 대상 개체에서 임의의 두 유전자를 선정한다.
- Step 3 : 다음 <그림 6>과 같이 두 유전자를 서로 교환한다.



<그림 6> 교환 돌연변이



<그림 7> 원형 이웃구조

3.6 이주

이주는 이웃하는 부분 모집단 간에 서로 유용한 정보를 주고받기 위하여 일정 주기 또는 임의 주기로 적합도가 높은 개체들을 교환하는 연산이다. 이주는 부분 모집단 간의 구성을 나타내는 이웃구조(Neighborhood Structure)와 이주 개체 및 교체 개체의 선별이 있다. 본 연구에서는 다음 <그림 7>과 같이 부분 모집단이 원형으로 배열된 원형 이웃구조(Ring Topology)를 적용하였다.

<그림 7>의 원형 이웃구조에서 부분 모집단 1은 부분 모집단 2로 이주 개체를 보내며, 부분 모집단 5로부터 이주 개체를 받게 된다.

이주 개체 및 교체 개체는 엘리트 룰렛 휠 방법을 이용하여 선별하였으며, 이주 개체는 높은 적응도를 갖는 개체를 선별한 후 복제하여 이주시키고, 교체 개체는 낮은 적응도를 갖는 개체를 선별한 후 새로 이주한 개체와 교체하였다. 이주의 수행절차는 다음과 같다.

- Step 1 : 이주 조건이 만족되면 각 부분 모집단에서 이주율에 해당하는 이주 개체를 선별하여 복제한다.
- Step 2 : 복제된 이주 개체를 이웃구조에 따라 이웃 부분 모집단에 보낸다.
- Step 3 : 이웃 부분 모집단으로부터 이주 개체들을 받는다.
- Step 4 : 각 부분 모집단에서 교체 개체를 선정 후 새로 이주한 개체와 교체한다.

3.7 유전 및 이주 파라미터

PGA가 파라미터에 의해 다양한 결과를 발생시키므로 알고리즘의 성능을 좌우하는 몇 가지 요인들을 고려해야 한다. PGA의 파라미터는 모집단의 크기, 교차

을, 돌연변이율, 종료 조건 등의 유전 파라미터와 부분 모집단의 수, 부분 모집단의 크기, 이주 주기(Migration Interval), 이주율(Migration Rate) 등의 이주 파라미터가 있다.

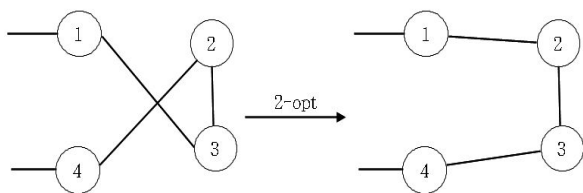
본 연구에서는 문제의 특성에 맞는 이주 및 유전 파라미터를 산출하기 위하여 해의 품질과 수렴 속도에 미치는 영향을 비교하는 반복 실험하여 비교한 후 알고리즘과 문제의 특성에 맞는 파라미터를 적용하였으며, 유전 및 이주 파라미터는 다음 <표 2>와 같다.

<표 2> 유전 및 이주 파라미터

파라미터	유전 파라미터				이주 파라미터			
	모집단 크기	교차율	돌연변이율	종료세대 수	부분 모집단 수	모집단 크기	이주 주기	이주율
값	500	0.55	0.03	1,000	5	100	100	0.15

3.8 해 개선

PGA를 이용하여 생성된 해를 개선하기 위하여 2-opt 기법을 적용하였다. 2-opt 기법은 다음 <그림 8>과 같이 지점을 연결하는 2개의 경로를 상호 교환하는 것이며, 2개의 경로를 교환한 후 적합도 개선 여부를 확인하고, 적합도가 개선되면 그 결과를 반영하는 지역 탐색 알고리즘이다. 본 연구에서는 PGA를 이용하여 생성된 해 중에서 가장 우수한 하나의 해를 대상으로 2-opt를 적용하였다.



<그림 8> 2-opt

4. 실험 및 결과 분석

TSP의 해법으로 본 연구에서 제안한 HPGA의 성능을 평가하기 위하여 해의 품질을 측정하는 실험을 실시하였다. 실험 예제는 TSPLIB[14]의 예제 중에서 다음 <표 3>과 같이 교점의 수가 30~100개인 4개의 소형 예제와 교점의 수가 198~532개인 3개의 대형 예제 등 총 7개의 예제를 대상으로 실험하였으며, 교점 간의 거리는 유클리드(Euclidean) 거리를 적용하였다.

<표 3> TSP 실험 예제

구분	소형 예제(4문제)	대형 예제(3문제)
예제	Oliver 30, Eil 51, Eil 76, KroA 100	D 198, Pcb 442, Att 532

실험에 활용한 HPGA는 MATLAB을 이용하여 구축하였으며, Intel(R) Core(TM) 2 Duo CPU(3.16GHz, 2GB RAM) 환경의 컴퓨터에서 수행하였다. 소형 예제를 대상으로 각 10회 실험 후 계획된 순회 경로의 이동 거리 최솥값, 평균값, 최선해(Best Solution) 제공 횟수를 산출하였고, TSPLIB의 최선해와 비교한 후 다음 식 (7)을 이용하여 오차(%Error)를 산출하였으며, 실험 결과는 다음 <표 4>와 같다.

<표 4> 소형 예제 실험 결과

예제	TSPLIB Best	HPGA			오차 (%)
		최소	평균	Best 횟수	
Oliver 30	423.74	423.74	424.16	7	0
Eil 51	428.87	428.87	429.36	2	0
Eil 76	544.37	545.88	546.94	0	0.28
KroA 100	21,285.44	21,285.44	21,293.46	2	0

$$\%Error = \frac{HPGA - Best}{Best} \times 100 \quad (7)$$

HPGA를 이용한 소형 예제 실험 결과 Oliver 30 예제는 이동 거리가 최선해와 동일한 423.74를 도출하였으며, 10회 실험 중 7회의 최선해를 제공하였다. Eil 51, KROA 100 예제는 이동 거리가 최선해와 동일한 428.87, 21,285.44를 도출하였으며, 10회 실험 중 각 2회의 최선해를 제공하였다. Eil 76 예제는 이동 거리가 최선해와 오차가 0.28%인 545.88을 도출하였다.

HPGA를 이용한 소형 예제 실험 결과를 Nearest Insertion(NI), NNS, ACO[3, 11], PSO[4], GA[13], ACO+NNS[13], GA+NNS[13] 등의 휴리스틱, 메타 휴리스틱, 그리고 하이브리드 기법을 적용한 기존 연구와 비교하였으며, 비교 결과는 다음 <표 5>와 같다.

<표 5> 소형 예제 비교 결과

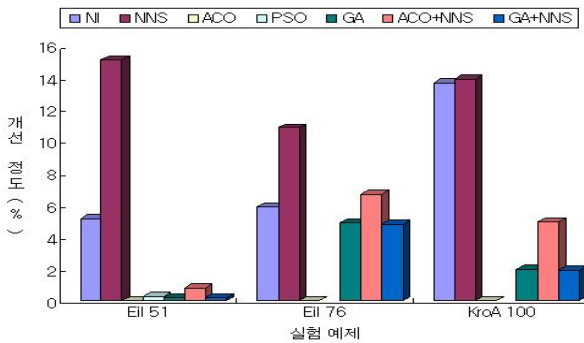
구 분		Oliver 30	Eil 51	Eil 76	KroA 100
휴리스틱	NI	-	452	580	24,645
	NNS	-	505	612	24,698
메타 휴리스틱	ACO	423.74	428.87	545.97	21,285.44
	PSO	423.74	429.98	-	-
하이브리드	GA	-	429.57	573.64	21,705.30
	ACO+NNS	-	432.31	584.78	22,388.54
	GA+NNS	-	429.50	573.19	21,698.45
본 연구	HPGA	423.74	428.87	545.88	21,285.44

우수해

소형 예제를 대상으로 HPGA와 기존 연구의 비교 결과 Oliver 30 예제에서 ACO, PSO와 동일하였고, Eil 51, KroA 100 예제에서는 ACO와 동일하였으며, Eil 76 예제에서는 적용한 기법 중에서 가장 우수한 해를 제공하였다. 본 연구에서 제안한 HPGA가 기존 연구 결과에 대하여 개선한 정도를 다음 식 (8)을 이용해 산출하였으며, 개선 정도는 다음 <그림 9>와 같다.

$$\text{개선 정도}(\%) = \frac{\text{기존 연구} - \text{HPGA}}{\text{기존 연구}} \times 100 \quad (8)$$

HPGA가 휴리스틱 기법의 기존 연구를 5.12~15.08%, 메타 휴리스틱 기법의 기존 연구는 0.02~4.84%, 하이브리드 기법의 기존 연구는 0.15~6.65% 개선하였다.



<그림 9> HPGA 개선 정도(소형 예제)

<표 6> 대형 예제 실험 결과

예 제	TSPLIB Best	HPGA			오차 (%)
		최 소	평 균	Best 횃수	
D 198	15,808.65	15,829.78	15,853.19	0	0.13
Pcb 442	50,778	50,832.14	50,838.65	0	0.11
Att 532	27,686	28,091.23	28,153.91	0	1.46

대형 예제를 대상으로 각 10회 실험 후 계획된 순회 경로의 이동 거리 최소값, 평균값, 최선해 제공 횃수를 산출하였고, TSPLIB의 최선해와 비교한 후 식 (7)을 이용하여 오차를 산출하였으며, 실험 결과는 <표 6>과 같다.

HPGA를 이용한 대형 예제 실험 결과 D 198, Pcb 442, Att 532 예제의 이동 거리는 각각 15,829.78, 50,832.14, 28,091.23이며, 최선해와 오차가 0.11~1.46% 인 해를 도출하였다.

HPGA를 이용한 대형 예제 실험 결과를 ACO[3, 11], GA[13], ACO+NNS[13], GA+NNS[13], Parallel Tabu Search(PTS)[8] 등의 메타 휴리스틱, 하이브리드, 병렬 기법을 적용한 기존 연구와 비교하였으며, 비교 결과는 다음 <표 7>과 같다.

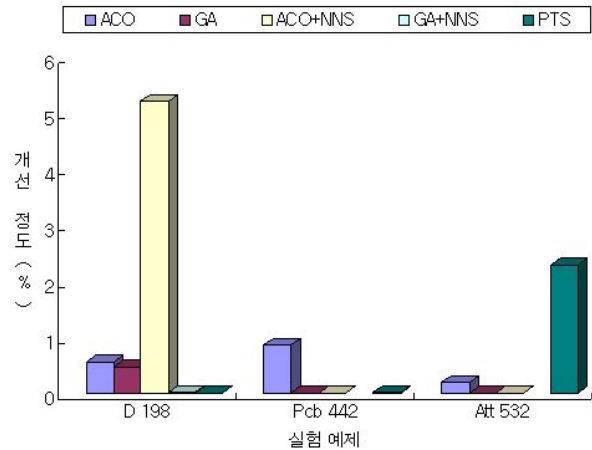
대형 예제를 대상으로 HPGA와 기존 연구의 비교 결과 메타 휴리스틱, Hybrid, 병렬 기법을 적용한 기존 연구에 비해 성능이 가장 우수하였다. 본 연구에서 제안한 HPGA가 기존 연구 결과에 대하여 개선한 정도를 식 (8)을 이용해 산출하였으며, 개선 정도는 다음 <그림 10>과 같다.

HPGA가 메타 휴리스틱 기법의 기존 연구를 0.20~0.85%, 하이브리드 기법의 기존 연구는 0.02~5.23%, 병렬 기법의 기존 연구는 0.01~2.30% 개선하였다.

<표 7> 대형 예제 비교 결과

구 분		D 198	Pcb 442	Att 532
메타 휴리스틱	ACO	15,919.55	51,268	28,147
	GA	15,906.20	-	-
하이브리드	ACO+NNS	16,702.70	-	-
	GA+NNS	15,832.50	-	-
병렬	PTS	-	50,837	28,753
본 연구	HPGA	15,829.78	50,832.14	28,091.23

우수해



<그림 10> HPGA 개선 정도(대형 예제)

이는 HPGA가 모집단 생성시 NNS를 이용하여 초기에 우수한 해를 생성하고, 이후 여러 개의 부분 모집단을 운용하여 서로 독립적이고 병렬적으로 진화함으로써 알고리즘의 효율성을 높일 수 있었으며, PGA를 수행한 후 지역 탐색 알고리즘인 2-opt 기법을 적용하여 해를 개선함으로써 품질이 우수한 해를 도출할 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 TSP를 해결하기 위하여 PGA의 초기 모집단 생성에 휴리스틱 기법인 NNS를 이용하고, PGA를 수행한 후 해 개선에 2-opt 기법을 적용하는 HPGA를 제시하였다. TSPLIB의 7개 예제를 이용한 실험 결과 휴리스틱, 메타 휴리스틱, 하이브리드, 그리고 병렬 기법을 적용한 기존 연구에 비해 이동 거리가 최단인 해를 도출하였으며, 경로 계획에서의 HPGA 우수성을 입증하였다.

산업의 발전으로 인해 사회 전반에 걸쳐 최단 경로 문제, 최소 비용 문제 등 TSP에 근간을 두고 있는 분야가 다양하게 발생하고 있다. 본 연구에서 제안한 알고리즘을 이용하여 TSP 관련 산업 분야에 효과적으로 적용이 가능하도록 추가적인 연구가 지속적으로 진행되어야 할 것이다.

6. 참고 문헌

- [1] 김여근·윤복식·이상복, 메타 휴리스틱, 영지문화사, 2000.
- [2] 이상현, 메타 네트워크 이론 및 응용, 국방대학교, 2003.
- [3] M. Dorigo and L. M. Gambardella, Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem, *Biosystems*, Vol.43, No.2, pp.73-81, 1997.
- [4] H. Fan, Discrete Particle Swarm Optimization for TSP Based on Neighborhood, *Journal of Computational Information Systems*, Vol.6, No.10, pp.3407-3414, 2010.
- [5] M. Gendreau, A. Hertz, and G. Laporte, New Insertion and Postoptimization Procedures for the Traveling Salesman Problem, *Operations Research*, Vol. 40, No. 6, pp.1086-1094, 1992.
- [6] B. Golden, L. Bodin, T. Doyle, and W. Stewart, Jr., Approximate Traveling Salesman Algorithms, *Operations Research*, Vol. 28, No.3, pp.694-711, 1980.
- [7] J. J. Grefenstette, Parallel Adaptive Algorithm for Function Optimization, Technical Report NOCS-81-19, Vanderbilt University, Computer Science Department, Nashville, 1981.
- [8] Y. He, G. Liu, and Y. Qiu, A Parallel Tabu Search Algorithm Based on Partitioning Principle for TSPs, *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol.6, No.8, pp.146-150, 2006.
- [9] J. H. Holland, *Adaption in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
- [10] E. L. Lawler, J. K. Lenstra, A. H. G. Rinnooy Kan, and D. B. Shmoys, *The Traveling Salesman Problem*, John Wiley & Sons, Inc., NY, 1985.
- [11] A. R. Malisia and H. R. Tizhoosh, Applying Opposition Based Ideas to the Ant Colony System, *Proceedings of IEEE Swarm Intelligence Symposium(SIS-2007)*, pp.182-189, Hawaii, USA, 2007.
- [12] C. E. Miller, A. W. Tucker, and R. A. Zemlin, Integer programming formulation of traveling salesman problems, *Journal of Association for Computing Machinery*, Vol.7, No.4, pp.326-329, 1960.
- [13] C. F. Tsai and C. W. Tsai, A New Approach for Solving Large Traveling Salesman Problem using Evolutionary Ant Rules, *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, 2002.
- [14] TSPLIB, Traveling Salesman Problem Library, <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>, 2011.

저자 소개

김기태



해군사관학교 기계공학과를 졸업하였고, 국방대학교 운영분석(OR) 석사학위를 취득하였으며, 현재 국방대학교 운영분석학과 박사과정에 재학중이다. 주요 관심분야는 최적화, 경로 계획, 군사 OR, 메타 휴리스틱, 신뢰도 최적화 등이다.

주소: 서울특별시 은평구 수색동 205번지, 국방대학교 운영 분석학과

전건욱



공군사관학교 전자공학과를 졸업하였고, 고려대학교 산업공학과, 미국 University of Louisville 산업공학과에서 석사 및 박사학위를 각각 취득하였다. 현재 국방대학교 운영분석학과 교수로 재직중이며, 주요 관심분야는 최적화기법 응용, 신뢰도 분석, 시험평가, 무기체계 사전분석 및 비용분석 등이다.

주소: 서울특별시 은평구 수색동 205번지, 국방대학교 운영 분석학과