

# 부경로를 이용한 ACS 탐색에서 수정된 지역갱신규칙을 이용한 최적해 탐색 기법

홍석미\*, 이승관\*\*

상지대학교 컴퓨터정보공학부, 경희대학교 후마니타스 칼리지

## Optimal solution search method by using modified local updating rule in ACS-subpath algorithm

SeokMi Hong\*, Seung-Gwan Lee\*\*

Dept.of Computer Information&Engineering, Sangji University  
Humanitas College of KyungHee University

**요 약** 개미군락시스템(Ant Colony System, ACS)은 조합 최적화 문제를 해결하기 위한 기법으로 생물학적 기반의 메타휴리스틱 접근법이다. 지나간 경로에 대하여 페로몬을 분비하고 통신 매개물로 사용하는 실제 개미들의 추적 행위를 기반으로 한다. 최적 경로를 찾기 위해서는 보다 다양한 에지들에 대한 탐색이 필요하다. 기존 개미군락시스템의 지역 갱신 규칙에서는 지나간 에지에 대하여 고정된 페로몬 갱신 값을 부여하고 있다. 그러나 본 논문에서는 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration 에서 방문한 총 빈도수를 고려한 페로몬 부여 방법을 지역갱신규칙에 사용하고 자 한다. 탐색을 위해서는 부경로를 이용한 ACS알고리즘을 사용하였다. 보다 많은 정보를 탐색에 활용함으로써 기존의 방법에 비해 지역 최적화에 빠지지 않고 더 나은 해를 찾을 수 있다.

**주제어** : 개미집단시스템, 최적화, 지역갱신규칙, 부경로, 메타휴리스틱

**Abstract** Ant Colony System(ACS) is a meta heuristic approach based on biology in order to solve combinatorial optimization problem. It is based on the tracing action of real ants which accumulate pheromone on the passed path and uses as communication medium. In order to search the optimal path, ACS requires to explore various edges. In existing ACS, the local updating rule assigns the same pheromone to visited edge. In this paper, our local updating rule gives the pheromone according to the total frequency of visits of the currently selected node in the previous iteration. I used the ACS algorithm using subpath for search. Our approach can have less local optima than existing ACS and find better solution by taking advantage of more informations during searching.

**Key Word** : ACS(Ant Colony System), Optimization, Local\_Updating\_Rule, Subpath, Meta Heuristic

Received 1 November 2013, Revised 20 November 2013  
Accepted 20 November 2013  
Corresponding Author: SeokMi Hong(Sangji University)  
Email: smhong1212@naver.com

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ISSN: 1738-1916

## 1. 서론

Traveling Salesman Problems(순회 판매원 문제, TSP), graph coloring, routing in communication networks와 같은 조합 최적화 문제의 해를 구하기 위해서 사용되어지는 Genetic Algorithm[1], Tabu Search 그리고 Simulated Annealing과 같은 알고리즘들은 메타휴리스틱(meta heuristic) 기법으로써 특정 문제가 갖는 정보에 크게 구속되지 않고 다양한 문제에 적용 가능하다는 특성을 가지고 있다.

ACS(Ant Colony System)[2]는 그리디 탐색(greedy search) 뿐 아니라 긍정적 보상에 의한 탐색(exploitation of positive feedback)을 이용한 모집단에 근거한 접근법으로 순회 판매원 문제(Traveling Salesman Problem)[3]를 풀기 위하여 제안된 알고리즘이다.

본 논문에서는 순회 판매원 문제(TSP)를 해결하기 위해 Colomi등에 의해 처음 제안된 메타휴리스틱 기법 중 하나인 개미군락시스템(Ant Colony System, 이하 ACS)[4,5,6]에 대하여 소개한다. 또한 큰 TSP에 대한 최적해를 찾기 위해 한 도시에서 다음 도시로의 경로 탐색 시, 인접한 도시들에 대해 길이가  $w$ 인 부경로에 대한 정보를 미리 수집하고 이를 경로 탐색에 이용하는 Ant Colony Subpath Algorithm[6]에 대하여도 소개하고, 부경로를 이용한 ACS에서 사용하고 있는 지역갱신규칙에서의 수정된 페로몬 부여 방법을 제안하고자 한다.

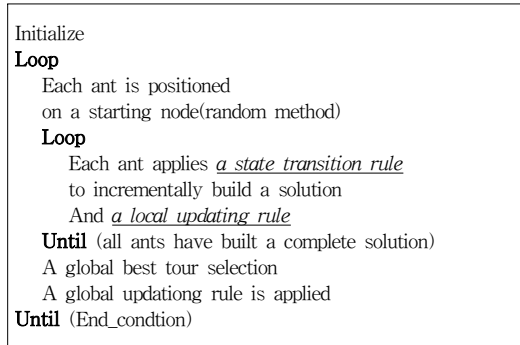
기존의 ACS는 지역 갱신 과정에서 방문된 에지에 대해 고정된 페로몬 값을 부여하는데 반하여 제안된 방법에서는 탐색 과정에서 지역 최적화에 빠지지 않고 보다 다양한 탐색을 위해서 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration 에서 방문한 총 빈도수를 고려한 페로몬 부여 방법을 지역갱신규칙에 사용하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 ACS와 부경로를 이용한 ACS Algorithm에 관하여 소개하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하고 있는 지역 갱신 규칙의 페로몬 부여 방법에 대하여 제안한다. 4장에서는 성능 평가를 위한 실험과 그 결과를 보이며, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 기존 연구

### 2.1 개미집단시스템(Ant Colony System, ACS)

개미집단시스템은 기존의 Ant System(AS)을 기반으로 한 메타휴리스틱 탐색 알고리즘으로 최적화 문제의 해결을 위해 소개되었다. AS는 개미들이 먹이를 향해 가는 동안 지나가는 경로에 개미의 분비물인 페로몬을 남기고, 이후에 지나가는 개미들은 해당 경로에 쌓여있는 페로몬을 정보로 다음 경로를 선택하는 개미들의 능력을 모방한 시스템이다[2-5]. 그러나 AS는 개미들이 짧은 경로만을 선호하여 지역 최적(local optima)에 빠질 확률이 높기 때문에 정규확률분포를 이용해서 다음 노드를 선택하는 과정을 추가한 ACS가 새롭게 연구되었다. ACS의 수행 과정은 [Fig.1]과 같다.



[Fig. 1] The structure of ACS

먼저 초기화 규칙(예를 들면, 랜덤 방식)에 따라 개미들이 탐색할 노드 상에 무작위로 놓여지고, 상태전이규칙(state transition rule)에 따라 다음 방문 노드를 선택한다. 이러한 탐색과정을 거치는 동안 지역갱신규칙(local updating rule)에 의해 선택된 노드간의 에지에 대한 페로몬 정보를 갱신한다. 그리고 일단 모든 개미들이 탐색과정을 마치게 되면 개미들이 생성한 경로들 중 최적의 경로를 찾고, 최적 경로에 속한 에지들에 대하여 지역갱신규칙(Global Updating Rule)을 통해 다시 페로몬을 갱신한다. 이러한 과정은 종료 조건을 만족할 때까지 반복해서 수행되어진다. 결국, 각 개미들은 짧은 에지를 선택하려는 휴리스틱 정보와 많은 양의 페로몬을 가진 에지를 선택하려는 페로몬 정보에 따라 탐색 경로를 완

성하게 된다.

수식 (1)은 상태전이규칙을 나타내는 것으로 개미 k가 노드 r에서 노드 s로 이동할 확률을 나타낸다.  $\tau(r,u)$ 는 노드 r과 노드 u사이의 에지에 대한 페로몬 양이고  $\eta(r,u)=1/\delta(r,u)$ 는 휴리스틱 값으로써 노드 r과 노드 u 사이간 거리의 역수로 나타낸다.  $J_k(r)$ 은 노드 r에 있는 개미 k가 앞으로 방문 가능한 남아있는 모든 노드들의 집합을 나타낸다. 그리고  $\beta$ 는 페로몬과 에지 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다.

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_k(r)} \{[\tau(r,u)] \cdot [\eta(r,u)]^\beta\} & \text{if } q \leq q_0 \\ S & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$q$ 는 [0,1]사이에서 분포된 무작위 파라미터이고,  $q_0$ 는 [0,1] 사이의 값을 가지는 인자, S는 수식(2)에서 주어진 확률분포에 따라 선택된 무작위 파라미터이다.

$q \leq q_0$ 인 경우에는 개미 k가 노드 r에서 노드 s로 이동할 경우 페로몬 정보와 경험적 지식으로서 거리와 관련된 휴리스틱 값을 사용하는 탐색 행동(exploitation action)을 취하고,  $q > q_0$ 인 경우는 편향된 탐험(biased exploration)을 수행하기 위해 확률 분포(S)에 의하여 길이가 더 짧고 많은 양의 페로몬을 가진 에지의 선택을 선호하게 된다. 이것은 국부 최적에 빠지기 쉬운 한계에서 어느 정도 벗어나고자 하고 있다.

$$P_k(r,s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r,s)]^\alpha \cdot [\eta(r,s)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r,u)]^\alpha \cdot [\eta(r,u)]^\beta} & \text{if } s \in J_k(r) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

개미들은 방문할 도시가 결정이 되면 다음 노드로 이동하면서 지나간 길(에지)에 대한 페로몬 갱신을 위하여 수식 (3)의 지역갱신규칙을 사용한다.

$$\tau(r,s) = (1 - \rho) \cdot \tau(r,s) + \rho \cdot \Delta\tau(r,s) \quad (3)$$

$\rho$ ( $0 < \rho < 1$ )는 페로몬 지연 파라미터이고,  $\Delta\tau(r,s) = (n * L_{nm})^{-1}$ 은 초기 페로몬 갱신 양을 나타낸다. n은 노드 수이고,  $L_{nm}$ 은 nearest neighbor heuristic에 의해 생성된 최단 거리로만 이루어진 경로의 총 길이이다.

이와 같이 현재 ACS에서는 개미들이 지나간 경로상의 모든 에지에 대하여 일정한 양의 페로몬 갱신 값을 부여하고 있다. 이는 각 노드들이 가지고 있는 특성은 고려하지 않은 페로몬 부여 방식이기에 본 논문에서는 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration 에서 방문한 총 빈도수를 고려한 페로몬 부여 방법을 적용하고자 하였다.

전역갱신규칙은 모든 개미들이 자신의 경로를 완성한 후 각 사이클에 대한 최적 해를 찾는 과정에서 전역최적 경로에 속하는 에지에 대해서 최적 경로 길이의 역수만큼 페로몬을 갱신한다. 만약 해당 사이클에 전역최적 경로가 없으면 어떠한 에지에 대해서도 페로몬을 갱신하지 않는다. 전역갱신규칙은 수식 (4)과 같다.

$$\tau(r,u) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r,s) + \alpha \cdot \Delta\tau(r,s)$$

$$\text{where } \Delta\tau(r,s) = \begin{cases} (L_{gb})^{-1} & \text{if } (rs) \in \text{glob\&best} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$\alpha$ ( $0 < \alpha < 1$ )는 페로몬 상해 파라미터이고,  $\tau(r,s)$ 는 노드 r과 노드 s 사이의 페로몬 양,  $L_{gb}$ 는 현재까지의 전역 최적 경로의 길이이다.  $\Delta\tau(r,s)$ 는 전역 최적 경로에 대한 강화값으로 전역 최적 경로이면  $(1/L_{gb})$ , 그렇지 않으면 0으로 주어진다.

## 2.2 부경로를 이용한 ACS

ACS는 지역 갱신을 통해 탐색에서의 정체에 빠지는 것을 방지하고, 전역 갱신에 의하여 최적 경로로 탐색된 경로에 대해서는 최적의 해를 줄 수 있는 결과라는 것을 보장하고 있다. 탐색 공간이 복잡한 경우에는 모든 가능한 경로들을 반복 탐색 과정을 거쳐 생성하여 최적 경로를 찾는 것이 불가능하므로, 초기 탐색 과정에서 최적 경로를 구성할 수 있는 가능성이 높은 도시들을 경로에 포함시켜 올바른 경로를 선택할 수 있는 확률을 높여주는 방법이 필요하다. 도시의 탐색 경로를 결정하는 상태전이규칙에서  $\eta(r,u)$ 의 값을 바로 인접한 도시들에 대한 거리로만 결정하지 않고 개미들에게 좀 더 많은 정보를 주기위해 길이가 w(부경로에 포함되는 에지의 개수)인 부경로(subpath)  $s_w(1 \leq w \leq n)$ 를 이용하여 경로를 생성하는 방법이다[7]. 현재 개미가 위치해 있는 도시로부터 에지 w개 (i, j), (j,k),..., (x,y)로 구성할 수 있는 모든 부경로에 대한 거리를 미리 계산하여 그 중에서 가장 최소값을

주는 부경로에 속해있는 인접도시를 다음 방문 도시로 선택하는 방법이다. 부경로를 이용하는 상태 전이 규칙은 수식 (5)와 같다.

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in J(r)} \{ [\tau(r,u)] \cdot [\eta(r,u)^{sw}]^\beta \} & \text{if } q \leq q_0 \\ S & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

본 논문에서는 최적해의 탐색을 위해 상태 전이 규칙으로 부경로를 이용한 탐색을 이용하였다.

### 3. 제안된 방법

ACS는 페로몬 정보에 대하여 전역 갱신 규칙을 통해 탐색을 시작하는 개미들에게 지금까지 발견된 경로들 중에서 최적의 경로에 대한 정보를 주기 위해서 사용하고, 지역 갱신 규칙은 현재 개미들이 방문한 에지에 대하여 페로몬의 양을 감소시켜 줌으로써 다른 개미들이 지역 최적화에 빠지는 것을 방지하면서 탐색 범위를 넓혀 주기 위해 사용하고 있다.

개미들의 경로탐색은 에지에 쌓인 페로몬의 정보로 이루어지고 있기 때문에 방문한 에지에 대한 페로몬 갱신 방법이 경로 탐색 결과에 많은 영향을 미치게 된다. 많은 방문이 이루어지는 경로에 대한 탐색도 중요하지만 방문되지 않은 경로에 대한 탐색을 통해 새로운 경로를 탐색할 수 있는 기회가 많이 부여되어야 local optima에 빠지지 않고 최적의 해를 찾을 수 있다.

ACS에서는 개미들이 지나간 경로상의 모든 에지에 대하여 일정한 양의 페로몬 갱신 값을 부여하고 있는데, 탐색 과정의 상황이 매번 동일할 수 없으므로 탐색이 진행되어감에 따라 유동적인 페로몬 부여 방식이 적용되어야 한다. 이에 본 논문에서는 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration 에서 방문한 총 빈도수를 고려한 페로몬 부여 방법 지역갱신규칙을 적용하고자 하였다.

노드의 총 방문 횟수에 대한 역수를 페로몬 갱신값에 적용하였다. 그 이유는 특정 노드에 대한 탐색이 많이 발생할 경우, 많이 탐색되지는 않았지만 좋은 경로의 가능성을 가진 노드에 대한 탐색 가능성이 줄어들게 됨으로 다양한 경로에 대한 탐색을 고려하기 위해서이다. 이와 같은 페로몬 갱신 방법을 사용함으로써 지역 최적화에

빠지지 않고 보다 넓은 범위의 문제에 있어서도 기존의 ACS보다 더 나은 해를 찾을 수 있었다. 수정된 지역갱신 규칙은 수식 (6)과 같다.

$$\tau(r,s) \leftarrow (1-\rho) \cdot \tau(r,s) + \rho \cdot (\Delta\tau(r,s) + 1/selected) \quad (6)$$

selected는 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration에서 방문한 총빈도수를 나타낸다.

[Fig. 2]은 본 논문에서 제안하고 있는 노드 선택시 지역 갱신 규칙에서 방문 빈도수를 적용해 최적해를 구하는 수정된 ACS 알고리즘이다.

```

Initialize
Loop
  Each ant is positioned
  on a starting node(random method)
  Loop
    Apply a state transition rule
    on ACS using subpath
    Apply a modified local updating rule
     $\tau(r,s) \leftarrow (1-\rho) \cdot \tau(r,s) + \rho \cdot (\Delta\tau(r,s) + 1/selected)$ 
  Until (all ants have built a complete solution)
  A global best tour selection
  A global updating rule is applied
Until (End_condition)
    
```

[Fig. 2] Modified Ant Colony Algorithm

### 4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안하고 있는 수정된 지역갱신규칙을 이용한 탐색의 효율성을 평가하기 위해서 다음과 같이 실험을 수행하였다.

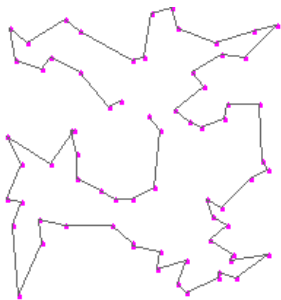
실험을 위한 모델 집합들은 TSP 예제로 잘 알려진 TSPLIB[9]에서 추출하여 실험하였다. 제안된 수정된 지역 갱신 규칙이 적용된 알고리즘에서 사용된 기본 환경 변수는 m=10, ρ=0.1, α=1, β=2, q0=0.95, time=10sec,

Sw=3,  $\Delta\tau(r,s) = \tau_0 = (n * L_{mn})^{-1}$  로 설정하여 10회 반복 탐색하였다. 개미의 초기 위치는 임의로 각 노드에 하나씩 위치하게 하였다. 제안된 알고리즘의 성능은 ACS-3-opt 알고리즘(A)[8]과 부경로(w)를 적용한 ACS-부경로 알고리즘(B)[7]을 비교하였다.

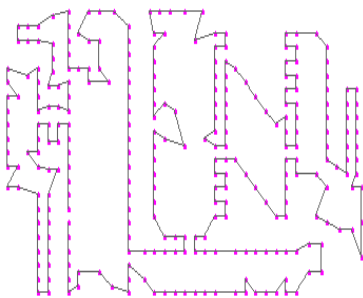
(Table 1) Comparison existing ACS with the modified method

TSPLIB (Best)	(A)		(B)		Proposed	
	Best	Avg. Best	Best	Avg. Best	Best	Avg. Best
eil51(426)	426	426.0	426	426.0	426	426.0
st70(675)	675	675.0	675	675.0	675	675.0
rat195(2323)	2323	2324.5	2323	2323.0	2323	2323.0
d198(15780)	15780	15780.3	15780	15780.2	15780	15780.0
a280(2579)	2579	2579.0	2579	2579.0	2579	2579.0
lin318(42029)	42029	42124.4	42029	42112.8	42029	42069.4
pcb442(50778)	50778	50908.5	50778	50885.5	50778	50880.6
att532(27686)	27705	27723.9	27699	27719.6	27686	27718.8

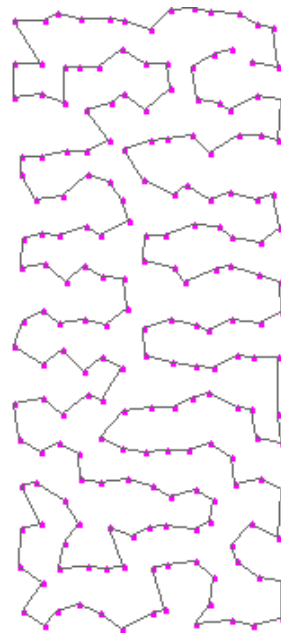
<Table 1>은 기존의 방법들과 제안된 방법의 실험 결과를 비교한 것이다. Best는 전체 탐색 과정에서 찾은 최적의 경로 길이이고, Average Best는 각 자료 집합에 대하여 10번씩의 실험에서 얻은 평균 경로 길이이다. 자료 집단의 노드수가 작은 자료 집합에서는 비교한 모든 알고리즘들이 동일한 결과를 산출하였으나 문제의 노드수가 큰 수록 제안된 방법이 최적해를 찾는 것을 볼 수 있다. [Fig.3-5]는 각 자료집합에서 최적 경로를 찾은 모습을 보여주는 그림이다.



[Fig. 3] The Best Result of st70



[Fig. 4] The Best Result of a280



[Fig. 5] The Best Result of rat195

## 5. 결론

방문된 노드간의 에지에 대하여 기존의 ACS가 지역 갱신규칙에서 일정한 페로몬 값을 부여하는데 반하여 본 논문에서는 현재 선택한 노드에 대한 이전 iteration에서 방문한 총 빈도수를 고려한 지역 갱신 규칙에서의 페로몬 부여 방법 제안하였다.

기존의 ACS에서 사용하는 지역갱신규칙은 개미에 의해 방문된 에지에 대하여 nearest neighbor 휴리스틱에 의해 생성된 초기의 설정 값을 전체 탐색 과정동안 모든

에지에 대하여 동일하게 적용하고 있다. 그러나 탐색의 효율을 높이기 위해서는 모든 방문된 에지에 대하여 고정된 페로몬 값을 사용하기보다는 다양한 경로의 탐색을 위하여 유동적인 페로몬을 부여 방법이 필요하다.

노드를 방문한 총 빈도수에 대한 역수를 곱하여 페로몬 정보로 이용함으로써 탐색 횟수가 적은 노드에 대하여도 최적 해의 탐색을 위하여 다음 사이클에서 방문할 기회를 높일 수 있도록 하였다. 또 상태전이규칙에서는 기존의 부경로를 이용한 ACS 방법을 이용하였다. 그 결과 지역 최적화에 빠지지 않고 최적 경로를 탐색함을 실험을 통해 알 수 있었다. 탐색에 사용된 자료 집합에 따라 ACS-3-opt 알고리즘(A)과 부경로(w)를 적용한 ACS-Subpath 알고리즘(B) 향상된 성능비는 조금씩 다르지만, 자료의 집합 크기가 클수록 제안된 방법이 좋은 결과를 보임을 알 수 있었다.

따라서 향후 연구과제로는 다양하고 효율적인 최적 경로 탐색을 위해서는 현재 페로몬 갱신을 위해 사용하고 있는 노드의 탐색 횟수 이외의 경로 탐색에 대한 다양한 정보를 제공할 수 있는 추가 정보를 적용한다면 더 좋은 결과를 보일 수 있을 것으로 예상된다.

## Reference

[1] B. Freisleben and P. Merz, "Genetic local search algorithm for solving symmetric and asymmetric traveling salesman problems", Proceedings of IEEE International Conference of Evolutionary Computation, IEEE-EC 96, 1996, IEEE Press, pp. 616-621.

[2] M. Dorigo and V. Maniezzo, "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, Vol.26, No.1, pp. 1-13, 1996.

[3] L. M. Gambardella and M. Dorigo, "Ant Colony System: A Cooperative Learning approach to the Traveling Salesman Problem," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.1, No.1, pp.53-66, 1997.

[4] M. Dorigo, L. M. Gambardella, M. Middendorf and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization," IEEE

Transactions on Evolutionary Computation, Vol.6, No.4, 2002.

[5] M. Dorigo and C. Blum. "Ant colony optimization theory: A survey," Theoretical Computer Science, 344(2-3), pp.243-278, 2005.

[6] M. Dorigo, M. Birattari, and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization - Artificial Ants as a Computational Intelligence Technique," IEEE Computational Intelligence Magazine, Vol.1, No.4, pp.28-39, 2006.

[7] I.K. Kim and M.Y. Youn : The KIPS transactions. Part B, Vol.12, No.7, p.823-828, (2005)

[8] L.M. Gambardella and M. Dorigo : IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.1, No.1, p.53-66, (1997)

[9] Information on <http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html>

### 홍 석 미(Hong, Seok Mi)



- 1994년 2월 : 상지대학교 전자계산학과(이학사)
- 1997년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학석사)
- 2004년 8월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학박사)
- 2004년 3월 ~ 현재 : 상지대학교 컴퓨터정보공학부 겸임교수

- 관심분야 : 인공지능, 기계학습, 데이터마이닝, 에이전트, 정보보호
- E-Mail : smhong1212@naver.com

### 이 승 관(Lee, Seung Gwan)



- 1997년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학사)
- 1999년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학석사)
- 2004년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학박사)
- 2004년 3월~2006년 8월 : 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 강의전임교수

- 2006년 9월 ~ 현재 : 경희대학교 후마니타스칼리지 부교수
- 관심분야 : 인공지능, 에이전트, 최적화, 데이터마이닝, 영상처리, 지능형교통시스템
- E-Mail : leesg@khu.ac.kr