

개미군락시스템에서 수정된 지역 갱신 규칙을 이용한 최적해 탐색 기법

Optimal solution search method by using modified local updating rule in Ant Colony System

홍석미 · 정태충

Seok-mi Hong and Tae-choong Chung

경희대학교 컴퓨터공학과

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 방문한 도시간의 거리와 해당 에지의 방문 횟수를 이용하여 페로몬을 부여한다. 보다 많은 정보를 탐색에 활용함으로써 기존의 방법에 비해 지역 최적화에 빠지지 않고 더 나은 해를 찾을 수 있었다.

Key Words : 개미집단시스템, 최적화, 지역갱신규칙, 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 number of visiting times and the distance between visited cities. Our approach can have less local optima than existing ACS and find better solution by taking advantage of more informations during searching

Key Words : ACS(Ant Colony System), Optimization, Local_Updating_Rule, Meta Heuristic

1. 서 론

최근 컴퓨터 성능의 급속한 발전에도 불구하고 많은 최적화 문제가 NP-hard로써, 문제 크기가 커짐에 따라 컴퓨터 용량과 계산 시간의 한계를 갖게 된다. 이러한 문제들에 대하여 빠른 시간 내에 최적 해를 찾을 수 있는 휴리스틱 기법에 관한 연구가 주로 이루어지고 있다. 그러나 휴리스틱은 해결하고자 하는 문제마다 각기 그 특성에 맞추어 개발해야 하는 어려움이 있다.

조합 최적화 문제를 해결하기 위해서 현재 많이 사용되고 있는 유전자알고리즘(Genetic Algorithm)[1], 타부서치(Tabu Search) 그리고 시뮬레이티드어닐링(Simulated Annealing)은 메타휴리스틱(meta heuristic) 기법으로써 특정 문제가 갖는 정보에 크게 구속되지 않고 다양한 문제에 적용 가능하다는 특성을 가지고 있다.

본 논문에서는 메타휴리스틱 기법중 하나인 개미군락시스템(Ant Colony System, 이하 ACS)[2,3,4]에 대하여 소개하

고 기존의 ACS에서 사용하고 있는 지역갱신규칙에서의 페로몬 부여 방법을 변형하고자 한다. ACS는 긍정적 보상에 의한 탐색(exploitation of positive feedback)뿐 아니라 그리디 탐색(greedy search)을 이용하는 모집단에 근거한 접근법으로 순회 판매원 문제(Traveling Salesman Problem)를 풀기 위하여 제안된 알고리즘이다.

기존의 ACS는 지역 갱신 과정에서 방문된 에지에 대해 고정된 페로몬 값을 부여하는데 반하여 제안된 방법에서는 방문된 노드간의 특성을 페로몬 값에 적용하기 위하여 노드간 에지의 길이와 방문 횟수를 고려한 페로몬 부여 방법을 지역갱신규칙에 사용하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 ACS에 관하여 소개하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하고 있는 지역 갱신 규칙에서의 페로몬 부여 방법에 대하여 기술한다. 4장에서는 성능 평가를 위한 실험과 결과를 보이며, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 기존의 ACS 알고리즘

ACS는 기존의 Ant System(AS)[5,6]을 기반으로 한 메타휴리스틱 탐색 알고리즘이다. AS는 개미들이 목적지를 향해

접수일자 : 2003년 9월 21일

완료일자 : 2003년 12월 18일

가는 동안 지나가는 경로 상에 개미의 분비물인 페로몬을 축적하고, 이후에 지나가는 개미들은 해당 경로 상에 쌓여있는 페로몬을 정보로 다음 경로를 선택하는 개미들의 능력을 적용시킨 시스템이다. 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 (그림 1)과 같다.

```

loop
  탐색에 참여할 개미들이 초기화 규칙(랜덤방식)에 의
  해 각 노드에 놓여짐
loop
  각각의 개미들이 경로 생성을 위하여 상태전이규
  칩에 따라 다음 노드 선택
  개미에 의해 선택되어진 경로에 대하여 지역갱신
  규칙 적용
until (모든 개미들이 경로를 생성할 때까지 반복)
전역 최적 경로 선택
전역 갱신 규칙 적용
until (종료 조건을 만족할 때까지 반복)
    
```

그림 1. ACS의 기본 구조
Figure 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. 그 다음 지역갱신규칙(local updating rule)에 의해 선택된 노드간의 에지에 대한 페로몬 정보를 갱신한다. 그리고 마지막으로 모든 개미들이 탐색을 마치게 되면 개미들이 생성한 경로들 중 최적의 경로를 찾고, 그에 속한 에지들에 대하여 전역갱신규칙(Global Updating Rule)을 통해 다시 한번 페로몬을 갱신한다. 이러한 과정은 종료 조건을 만족할 때까지 반복해서 수행되어진다.

ACS에서 사용되는 상태전이규칙(State Transition Rule), 지역갱신규칙(Local Updating Rule) 그리고 전역갱신규칙(Global Updating Rule)에 대하여 간단히 살펴보도록 하겠다.

2.1 상태전이규칙(State Transition Rule)

수식 (1)은 상태전이규칙을 나타내는 것으로 개미 k 가 노드 r 에서 노드 s 로 이동할 확률을 나타낸다. $\tau(r, u)$ 는 노드 r 과 노드 u 사이의 에지에 대한 페로몬 양이고 $\eta(r, u)$ 는 휴리스틱 값으로써 두 노드간 거리의 역수이다. $J_k(r)$ 은 노드 r 에 있는 개미 k 가 앞으로 방문 가능한 모든 노드들의 집합을 나타낸다. 그리고 β 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 $[0,1]$ 사이에 분포된 무작위 파라미터(random parameter)이고, q_0 는 $[0,1]$ 사이의 값을 가지는 인자, S 는 (그림 2)에서 주어진 확률분포에 따라 선택된 무작위 파라미터이다.

$q \leq q_0$ 인 경우에는 개미 k 가 노드 r 에서 노드 s 로 이동

할 경우 페로몬 정보와 경험적 지식으로서 거리와 관련된 휴리스틱 값을 사용하는 탐색 행동(exploitation action)을 취한다. 반면 $q > q_0$ 인 경우 개미는 편향된 탐험(biased exploration)을 수행하기 위하여 확률 분포(S)에 의하여 길이가 더 짧고 많은 양의 페로몬을 가진 에지의 선택을 선호하게 된다. 즉, 탐험(exploration)의 경우 룰렛 휠 방식을 사용하기 때문에 확률 값이 큰 노드가 다른 노드에 비해 선택될 가능성이 높다. 이와 같이 각 개미들은 상태전이규칙을 이용하여 현재 도시에서 다음 도시를 선택하고 이동한다.

(그림 2)는 ACS의 상태전이과정에서 사용되는 페로몬 양과 에지 길이와의 상관관계를 그림으로 보여주고 있는 것으로서 페로몬 양과 에지 길이의 연산만으로 다음 경로를 선택하게 된다.

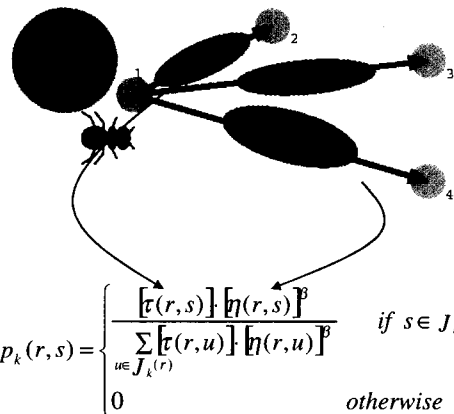


그림 2. 상태전이과정에서 페로몬 양과 에지 길이의 상관관계

Fig. 2. Correlation between amount of pheromone and length of edge in state transition process

2.2 지역갱신규칙(Local Updating Rule)

개미들은 방문할 도시가 결정이 되면 다음 노드로 이동하면서 지나간 길(에지)에 대한 페로몬 갱신을 위하여 수식 (2)의 지역갱신규칙을 사용한다.

$$\tau(r, u) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \alpha \cdot \Delta\tau(r, s) \quad (2)$$

ρ 는 페로몬 자연 파라미터(pheromone decay parameter)이고, $\Delta\tau(r, s) = (n * L_{mn})^{-1}$ 은 지나간 경로에 대한 페로몬 갱신 양을 나타낸다. 이때, n 은 노드 수이고, L_{mn} 은 nearest neighbor 휴리스틱에 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 방문되어진 도시간의 특성을 고려한 지역갱신규칙을 적용하고자 하였다.

2.3 전역갱신규칙(Global Updating Rule)

전역갱신규칙은 모든 개미들이 자신의 경로를 완성한 후 각 사이클에 대한 최적 해를 찾는 과정에서 전역최적경로(global best tour)에 속하는 에지에 대해서 최적 경로 길이의 역수만큼 페로몬을 갱신한다. 만약 해당 사이클에 전역최적경로가 없으면 어떠한 에지에 대해서도 페로몬을 갱신하지

않는다. 전역갱신규칙은 수식 (3)과 같다.

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

$$\text{where } \Delta\tau(r,s) = \begin{cases} (L_{ub})^{-1} & \text{if } (r,s) \in \text{globalbest tour} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

α 는 페로몬 상채 파라미터이고, L_{ub} 는 현재까지의 전역 최적 경로의 길이이다.

3. 지역갱신규칙에서 노드간 특성을 고려한 페로몬 갱신 방법(제안된 방법)

ACS에서 각 개미들은 도시간 에지에 쌓인 페로몬 정보에 의하여 경로를 탐색하게 되므로 방문한 도시 사이의 에지에 대한 페로몬 갱신을 어떻게 하느냐가 중요한 문제이다. 즉, 다양한 경로를 탐색하기 위해서 좋은 경로 뿐 아니라 자주 방문되어지지 않았던 에지들도 개미들이 탐색 과정에서 방문할 수 있도록 해야 한다.

과거 본 연구실에서는 각 개미들이 생성한 경로들을 우성과 열성으로 구분하고, 우성 경로에 대하여 전역갱신규칙을 기반한 가중치를 추가로 부여함으로써 좋은 에지들에 대한 선택 확률을 높게 하는 방법을 수행하여 보았다[7]. 이 방법은 탐색할 노드의 수가 적은 경우에는 기존의 ACS 방법보다 좋은 결과를 보였으나 탐색할 노드의 수가 많아질수록 항상 좋은 결과를 보이지는 못했다. 그 이유는 탐색된 경로를 우성과 열성으로 나누는 기준을 50%로 고정하였고, 또한 노드들의 특성에 대한 고려가 부족하였기 때문이다.

이와 같이 기존의 ACS나 그 외 유사한 연구의 지역갱신 규칙에서는 개미들에 의해 방문한 에지에 대하여 탐색 과정 초기에 설정한 페로몬 값을 동일하게 부여하고 있다. 그러나 탐색 공간 내의 모든 도시들 간의 관계가 동일하지는 않을 것이다. 그러므로 탐색이 진행되어감에 따라 유동적인 페로몬 부여 방식이 적용되어야 한다. 이에 본 논문에서는 지역 갱신규칙에서 방문한 에지간의 페로몬 갱신을 위하여 노드간의 특성을 고려하고자 하였다. 즉, 방문된 노드간의 거리와 해당 에지에 대한 탐색 횟수를 페로몬 정보로 활용하여 보다 효율적인 탐색이 가능하도록 하였다.

탐색된 에지에 대한 페로몬 정보는 더 나은 경로에 대하여 다음 탐색에서도 선택할 확률을 높이기 위하여 부여하는 것이기 때문에 방문된 도시간 즉 노드간의 거리를 이용하여 도시간의 특징을 반영하였다. 이 때 노드간의 거리 정보를 그대로 사용할 경우 특정 에지의 페로몬 값이 급격히 증가하게 하여 바람직한 탐색이 이루어지지 않을 수도 있다. 그러므로 노드간의 거리에 대한 역수를 이용하여 특정 에지에 대한 급격한 페로몬 증가를 방지함으로써 초기 수렴에 의한 지역 최적화에 빠지지 않도록 하였다. 또한 해당 에지의 방문 횟수에 대한 역수를 페로몬 갱신 값에 적용하였는데 그 이유는 특정 에지에 대한 탐색만 이루어지면 다양한 탐색을 할 수 없으므로 방문되어지지 않은 노드들 즉, 모든 에지들이 다음 번 탐색에서 선택되어질 가능성을 높임으로써 다양한 경로 탐색이 이루어지도록 하였다.

이와 같이 방문된 두 노드간의 특성을 반영할 수 있는 탐색된 노드간 에지에 대한 길이와 탐색 횟수를 페로몬 정보로 활용함으로써 최적 경로의 탐색에 있어서 지역 최적화에 빠

지지 않고 기존의 ACS보다 더 나은 해를 찾을 수 있었다.

```

Procedure Modified_Local_Updating_Rule
begin
  BeCityLength[ $r_k[s_k]$ ] : 노드  $r_k$ 와 노드  $s_k$ 간의 거리
  NumOfEdge[ $r_k[s_k]$ ] : 노드  $r_k$ 와 노드  $s_k$ 간 에지의 방문 횟수

   $F(r_k, s_k) = F(r_k, s_k) + ((1/\text{BeCityLength}[r_k[s_k]]) * (1/\text{NumOfEdge}[r_k[s_k]]))$ ;
end;
    
```

그림 3. 노드간 특성을 고려한 수정된 지역갱신규칙
Fig. 3. The modified local updating rule considering properties between nodes

(그림 3)은 전체 탐색 과정에서 본 논문에서 제안하고 있는 노드간의 특성을 고려한 수정된 지역갱신규칙을 나타내는 Modified_Local_Updating_Rule 프로시저이다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안하고 있는 수정된 지역갱신규칙을 이용한 탐색의 효율성을 평가하기 위하여 다음과 같이 실험을 수행하였다. 실험을 위하여 사용된 환경은 Windows XP(Pentium IV 1.8GHz, 256M)이고, 프로그램은 C language로 구현하였다. 실험을 위한 자료는 TSP 예제로 널리 알려진 TSPLIB[8]로부터 9개의 자료 집합을 추출하여 사용하였다. 각 개미에 대하여 100000번씩 10회 반복 탐색을 통해 최적 경로를 탐색하도록 하였고, 그에 따른 평균 경로 탐색 길이와 최적 경로 길이를 산출하여 기존 ACS 방법과 비교하여 보았다. 실험에 사용된 개미의 숫자는 기존의 ACS관련 논문들에서 널리 사용되는 10마리로 설정하였다.

(그림 4)는 실험에 사용한 자료들 중 kroA200에 대한 최적해 탐색 과정을 보이는 그래프이다. 점선으로 표시된 것은 기존 ACS에 대한 것이고, 실선으로 표시된 것은 본 논문에서 제안하고 있는 수정된 지역갱신규칙을 사용하는 방법에 대한 실험 결과를 나타낸 것이다. x축은 개미들이 최적 해를 얻기 위해 경로를 탐색한 횟수이며, y축은 각 개미들이 생성한 최적 경로 길이의 변화이다.

그래프를 통해 볼 수 있듯이 제안된 방법이 기존의 ACS에 비해 더 좋은 해를 찾고 있음을 볼 수 있다. 그래프의 기울기에 있어서도 기존의 ACS는 초기에는 빠른 수렴을 보이나 탐색 횟수가 증가할수록 최적 해를 찾는데 있어서는 둔화된다. 그러나 수정된 지역갱신규칙을 사용한 경우에는 기존의 ACS에 비해 초기 수렴은 이루어지지 않으나 탐색 횟수가 증가하면서 꾸준히 최적 해를 갱신한다. 즉 탐색된 에지의 페로몬 갱신을 위해 도시간 거리와 해당 에지에 대한 탐색 횟수를 고려함으로써 기존의 방법에 비해 도시간 특성을 좀 더 많이 반영하였고, 그 결과 더 나은 해를 얻을 수 있었다.

<표 1>은 기존의 ACS와 본 논문에서 제안하고 있는 수정된 지역갱신규칙을 이용한 방법에 대한 실험 결과를 비교한 것이다. Average length는 각 자료 집합에 대하여 10번씩의 실험에서 얻은 평균 경로 길이이고, Best length는 전체 탐색 과정에서 찾은 최적 경로의 길이이다. Frequency는 100000번의 탐색 중 개미가 최적 해를 찾는데 걸린 탐색 횟수를 말한다.

표 1. 기존의 ACS와 수정된 방법과의 결과 비교
Table 1. Comparison existing ACS with the modified method

자료 집합	기존 ACS			수정된 방법		
	Average length	Best length	Frequency	Average length	Best length	Frequency
att48	38367.18	37909.48	12974	38022.91	37613.78	2615
Rat60	828.61	825.50	5411	814.78	802.67	6880
kroA100	26366.10	26087.93	3336	26123.39	25910.89	3198
LIN105	17745.26	17589.77	1308	17572.65	17403.59	5013
PR152	84923.19	82757.77	4317	83503.20	81363.36	1144
RAT195	2845.32	2829.85	5152	2824.82	2772.24	350
kroA200	38301.69	37369.37	3465	37003.35	36567.95	4800
TSP225	4911.17	4889.67	2174	4879.19	4806.62	8215
GIL262	3004.18	3001.05	431	2978.26	2964.90	1090

표 2. 기존의 ACS에 대한 제안된 방법의 향상율
Figure 2. The improvement rate of proposed method for existing ACS

자료집합	att48	kroA100	LIN105	PR152	RAT195	kroA200	TSP225	GIL262
향상율 (%)	0.78	0.67	1.05	1.68	2.03	2.14	1.69	1.20

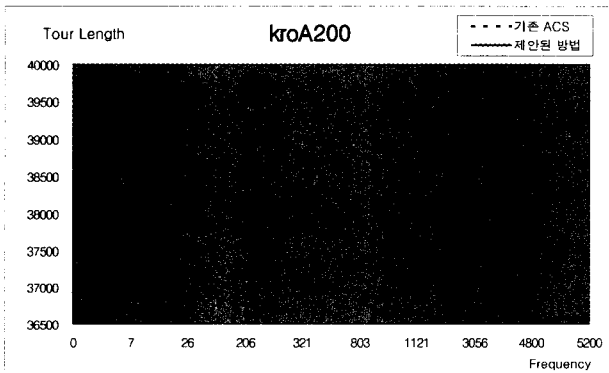


그림 4. kroA200에서 ACS와 제안된 방법과의 비교
Fig. 4. Comparison existing ACS with the modified method kroA200

평균 경로 길이나 최적 경로에 있어서는 제안된 방법이 기존의 방법에 비해 좋은 해를 보이고 있다. 최적 해를 찾는 데 걸린 탐색 횟수에 있어서는 탐색에 사용한 파일에 따라 조금씩 차이를 보이고 있는데 전체 자료 집합에 대하여 평균 경로는 1.64%, 최적 경로는 1.43% 정도 성능이 향상되었다.

<표 2>는 기존의 ACS에 비해 제안된 방법의 최적 해의 탐색에 있어서 향상된 성능비를 보이는 것으로 문제 영역의 차이에 따른 성능 평가를 보여준다.

실험 결과를 살펴보면 제안된 방법에 의한 탐색 성능이 기존의 ACS보다 최소 0.67%에서 최대 2.14%까지 성능이 향상된 것을 볼 수 있다. 이것은 기존의 방법보다 더 많은 특성을 페로몬 갱신을 위한 정보로 반영함으로써 보다 효율적인 탐색이 이루어졌으며 ACS의 성능 개선에 효과적인 방법임을 보여주고 있다.

5. 결론 및 앞으로의 연구 방향

방문된 노드간의 에지에 대하여 기존의 ACS가 지역갱신 규칙에서 일정한 페로몬 값을 부여하는데 반하여 본 논문에서는 해당 노드들 간의 특성을 고려한 수정된 페로몬 갱신 방법을 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. 즉 탐색 과정에서 방문된 노드간의 특성을 고려하지 않은 페로몬 부여 방식을 사용한다. 그러나 탐색의 효율을 높이기 위해서는 모든 방문된 에지에 대하여 고정된 페로몬 값을 사용하기보다는 노드들 간의 특성에 따라 유동적인 페로몬을 부여하는 방법이 필요하다. 또한 최적 경로를 찾는 데 있어서 노드간의 거리 뿐 아니라 해당 에지에 대한 탐색 횟수를 반영함으로써 보다 다양한 탐색이 가능하도록 페로몬 값을 부여하였다.

탐색된 노드간의 거리와 해당 에지의 탐색 횟수에 대한 역수를 곱하여 페로몬 정보로 이용함으로써 방문된 노드들 간의 특성도 고려하고, 근거리의 에지를 가진 노드들 뿐 아니라 탐색 횟수가 적은 에지에 대하여도 최적 해의 탐색을 위하여 다음 사이클에서 방문할 기회를 높일 수 있도록 페로몬 갱신 방법을 수정하였다. 그 결과 최적 해로의 수렴 속도는 기존의 ACS보다 느리지만 탐색 횟수가 증가함에 따라 지역 최적화에 빠지지 않고 최적 경로를 탐색함을 실험을 통해 알 수 있었다. 탐색에 사용된 자료 집합에 따라 기존의 ACS에 비해 향상된 성능비는 조금씩 다르지만 실험에 사용한 전체 자료 집합에 대하여 평균 1.4% 정도 탐색 성능이 향상되었다.

따라서 향후 연구과제로는 다양하고 효율적인 최적 경로

탐색을 위해서는 현재 페로몬 갱신을 위해 사용하고 있는 노드간 길이 정보와 탐색 횟수 이외의 추가 정보를 적용한다면 더 좋은 결과를 보일 수 있을 것으로 예상된다.

저 자 소 개

참고문헌

[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] A. Coloni, M. Dorigo and V. Maniezzo, "Distributed optimization by ant colonies", Proceedings of ECAL91-European Conference of Artificial Life, Paris, France, 1991, F. Varela and P. Bourguin(Eds.), Elsevier Publishing, pp. 134-144.

[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, 1997.

[4] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem", Biosystems, 43:73-81, 1997.

[5] M. Dorigo and G. D. Caro, "Ant Algorithms for Discrete Optimization", Artificial Life, vol. 5, No. 3, pp. 137-172, 1999.

[6] M. Dorigo, V. Maniezzo and V. Coloni, " The ant System : optimization by a colony of cooperation agents", IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetics-Part B, vol. 26, No. 2, pp. 29-41, 1996.

[7] SeungGwan Lee, TaeUng Jung and TaeChoong Chung, "Improved Ant Agents System by the Dynamic Parameter Decision", Proceedings of IEEE International Conference on FUZZ-IEEE 2001, IEEE Press, pp. 666-669.

[8] <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95>



홍석미(Seok-mi Hong)

1994년 : 상지대학교 전자계산학과 졸업 (이학사)
 1997년 : 경희대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)
 1998년~현재 경희대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야 : 기계학습, 데이터마이닝, 최적화, 에이전트, 정보보호

e-mail : smhong@iislab.kyunghee.ac.kr



정태충(Tae-choong Chung)

1980년 : 서울대학교 전자공학과(학사)
 1982년 : 한국 과학 기술원 전자공학전공 (공학석사)
 1987년 : 한국 과학 기술원 전자공학전공 (공학박사)
 1987년~1988년 : KIST 시스템 공학센터 선임연구원

1988년~현재 경희대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 인공지능, 자연어처리, 정보보호, 로봇에이전트

e-mail : tcchung@khu.ac.kr