
개미 모델 성능에서 다중 에이전트 상호작용 전략의 효과

The Effect of Multiagent Interaction Strategy on the Performance of Ant Model

이승관
가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부
Seung-Gwan Lee(leesg@catholic.ac.kr)

요약

휴리스틱 알고리즘 연구에 있어서 중요한 분야 중 하나가 강화와 다양화의 조화를 맞추는 문제이다. 개미 집단 시스템은 최근에 제안된 조합 최적화 문제를 해결하기 위한 메타 휴리스틱 기법으로, 그리디 탐색과 긍정적 보상에 의한 접근법으로 순회 판매원 문제를 풀기 위해 처음으로 제안되었다. 본 논문에서는 기존 개미집단 시스템의 성능을 향상시키기 위해 강화 전략과 다양화 전략으로 나누어진 엘리트 전략을 통해 집단간 긍정적·부정적상호작용을 수행하는 다중 집단 개미 모델을 제안한다. 그리고, 이 제안된 엘리트 전략에 의한 다중 집단 상호작용 개미 모델을 순회판매원문제에 적용해 보고 그 성능에 대해 기존 개미 집단 시스템과 비교한다.

■ 중심어 : | 개미 집단 시스템 | 강화 | 다양화 | 다중 에이전트 |

Abstract

One of the important fields for heuristics algorithm is how to balance between Intensification and Diversification. Ant Colony System(ACS) is a new meta heuristics algorithm to solve hard combinatorial optimization problem. It is a population based approach that uses exploitation of positive feedback as well as greedy search. It was first proposed for tackling the well known Traveling Salesman Problem(TSP). In this paper, we propose Multi Colony Interaction Ant Model that achieves positive·negative interaction through elite strategy divided by intensification strategy and diversification strategy to improve the performance of original ACS. And, we apply multi colony interaction ant model by this proposed elite strategy to TSP and compares with original ACS method for the performance.

■ keyword : | Ant Colony System(ACS) | Intensification | Diversification | Multi Agent |

1. 서론

본 논문에서는 순회 판매원 문제(Traveling Salesman Problems : TSP) 문제를 풀기 위해 Colomi,

Dorigo 그리고 Maniezzo에 의해 처음 제안된 지역 갱신과 전역 갱신 과정을 거쳐 최적해를 구하는 메타 휴리스틱 기법인 개미 집단 시스템(Ant Colony System : ACS)에 대하여 소개를 한다[1,2,3,4,5].

그리고, ACS 성능 개선을 위해 강화(Intensification) 전략과 다양화(Diversification) 전략을 통해 집단간 상호작용을 수행하는 다중 집단 개미 모델(Multi Colony Ant Model)을 제안한다.

이것은 몇 개의 에이전트 집단으로 이루어진 ACS 집단간 엘리트 전략을 통해 TSP 문제를 해결하는 방법이다.

제안된 다중 집단 상호작용 개미 모델은 독립적 탐색 과정을 수행하는 여러 개의 에이전트 집단으로 구성되며, 에이전트 집단간에는 강화 전략에 의한 긍정적 상호작용과 다양화 전략에 의한 부정적 상호작용으로 나누어진 엘리트 전략을 통해 최적해를 탐색한다.

긍정적 상호작용은 다른 집단에 속한 에이전트들로 하여금 방문 빈도수가 높은 간선을 선택하게 하고, 부정적 상호작용은 그 간선 선택을 회피하게 만든다.

따라서 본 논문에서는 집단간 강화 전략과 다양화 전략으로 나누어진 엘리트 전략을 TSP 문제에 적용해 보고, 그 성능에 대해 기존의 ACS 방법과 비교한다.

II. 다중 집단 개미 알고리즘

2.1 개미 집단 시스템

개미 집단 시스템은 조합 최적화 문제를 해결하기 위해 Dorigo 와 Gambardella 등에 의해 소개되었으며, 실제 개미들이 먹이에서 집까지 가장 짧은 경로를 찾는 능력을 모방한 메타 휴리스틱 기법이다[1,2,3,4,5].

일반적으로 ACS는 다음과 같은 방법으로 수행을 한다. 먼저 m개의 에이전트들이 초기화 규칙(initialization rule)에 따라 무작위로 n개의 노드(node)를 선택한 다음, 각 에이전트들은 상태전이 규칙(State Transition Rule)에 따라 다음에 방문할 노드를 선택하고 계속해서 탐색과정을 거친다. 이러한 탐색과정을 거치는 동안 에이전트들은 지역 갱신 규칙(Local Updating Rule)에 따라 방문한 각 간선에 페로몬 양을 변경하게 된다. 그리고 일단 모든 에이전트들이 탐색과정을 마치게 되면 전역 갱신 규칙(Global Updating Rule)에 따라 다시 한번 페로몬 양을 변경하게 된다. 결

국, 각 에이전트들은 짧은 간선을 선택하려는 휴리스틱 정보와 많은 양의 페로몬을 가진 간선을 선택하려는 페로몬 정보에 따라 탐색경로를 완성하게 된다.

ACS 알고리즘에서 노드(r)에 있는 에이전트(k)가 노드(s)로 이동할 때 수식(1)을 사용해 다음 노드로 이동하며, 상태전이 규칙이라 불린다. 여기서 $\tau(r,u)$ 는 노드(r)과 노드(u) 사이 간선의 페로몬의 양, $\eta(r,u)=1/\delta(r,u)$ 로써 $\delta(r,u)$ 는 노드(r)과 노드(u)사이 거리이며,, $J_k(r)$ 은 노드(r)에 있는 에이전트(k)가 방문할 수 있는 남아있는 노드들의 집합이다. 그리고 β 는 페로몬과 간선 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다. ($\beta > 0$).

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

q는 [0,1] 사이에 분포된 무작위 파라미터이고, q_0 는 [0,1] 사이의 값을 가지는 인자, S는 식(2)에서 주어진 확률분포에 따라 선택된 무작위 파라미터이다. 이것은 무조건 페로몬과 간선 길이의 연산에 의한 다음 노드 선택이 아니라 확률분포를 이용해서 다음 노드를 선택하는 과정이 추가됨으로써 국부 최적에 빠지기 쉬운 한계에서 어느 정도 벗어나고자 하고 있다.

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

지역갱신은 에이전트들이 방문한 각 간선들에 대해 아래의 지역 갱신 규칙을 적용시켜 페로몬의 양을 갱신시킨다.

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

$\rho(0 < \rho < 1)$ 는 페로몬 지연 파라미터이고 $\Delta\tau(r,s) = \tau_0 = (n * L_{mn})^{-1}$ 는 초기 페로몬 양으로, 여기서 L_{mn} 은 nearest neighbor heuristic에 의해 생성된 경로길이, n은 노드 수이다. 전역갱신은 모든 에이전트들의 해당 경로 사이클을 완성 후에 수행되는데, 그 중 전역 최적

경로에 대해 다음 전역 갱신 규칙을 적용한다.

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

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

$\alpha(0 < \alpha < 1)$ 는 페로몬 지연 파라미터, $\tau(r,s)$ 는 노드(r)과 노드(s) 사이의 페로몬 양, L_{gb} 는 전역 최적 경로 길이이다. 그리고, 여기서 $\Delta\tau(r,s)$ 는 전역 최적 경로에 대한 강화값으로 전역 최적 경로이면 $(1/L_{gb})$, 아니면 0으로 주어진다.

2.2 다중 집단 개미 알고리즘

다중 집단 개미 알고리즘은 TSP 문제를 해결하기 위해 몇 개의 에이전트 집단으로 이루어진 ACS 집단간 특별한 상호작용을 통해 문제를 해결하는 방법이다.

TSP 문제를 풀기 위해 Middendorf, Reischle, 그리고 Schmeck에 의해 제안된 다중 집단간 정보 교환 전략은 다음과 같이 나눈다[6].

전역 최적해 교환(Exchange of globally best solution) : 모든 집단간 정보 교환 단계에서 전역 최적해를 산출하고, 그 전역 최적해가 새로운 지역 최적해가 될 수 있는 모든 집단에 전달한다.

지역 최적해 원형 교환(Circular exchange of locally best solutions) : 집단간에 가상의 유방향 원형 연결망을 구성하고, 정보 교환 단계에서 각 집단에서의 해당 지역 최적해를 다음에 연결된 후임 집단에 전달한다. 그리고 후임 집단에서는 그 집단에 속한 모든 에이전트들이 경로 사이클을 구성 후 해당 집단에서의 지역 최적해와 이전 집단에서 전달된 지역 최적해와 비교를 통해 그 최적해를 저장하고 갱신한다. 이 전략에서는 이웃 집단과의 지역 최적해를 비교해 평가하는 방법을 취하고 있다.

이주의 의한 원형 교환 (Circular exchange of migrants) : 가상의 유방향 원형 연결망을 구성하고, 정보 교환 단계에서 원형 연결망으로 연결된 모든 집단에 대해 어떤 집단의 최적해와 연결된 후임 집단의 최적해를 비교해, 두 집단의 최적해 중 우수한 해에 대해서만

갱신한다. 이 방법은 m 개의 엘리트 에이전트를 가진 집단과 또 다른 m 개의 엘리트 에이전트를 가진 이웃 집단간의 해를 비교해, 전체 $2m$ 개의 우수해 중에서 상위 m 개에 대해서만 갱신하는 방법이며, 위의 세 가지 전략 중에서 지역 최적해의 원형 교환(Circular exchange of locally best solutions)에 의한 집단간 정보 교환 방법이 훨씬 좋은 결과를 보여주고 있다. 이것은 많은 정보 교환이 일어나지 않는 몇 개의 집단으로 구성된 개미 알고리즘이 효과적으로 병렬화 할 수 있으며, 또한 모든 집단간에 많은 정보 교환이 일어나지 않고 단순히 이웃 집단간에 정보 교환이 일어날 경우에도 해의 질이 향상되는 것을 보여준다. 그러나 이 방법은 이전 집단의 좋은 정보만 전달하기 때문에 에이전트들의 다양한 탐색은 이루어지지 않고 있다.

또 다른 다중 집단 개미 알고리즘 모델은 이차 배정문제(Quadratic Assignment Problem : QAP)를 풀기 위해 Talbi, Roux, Fonlupt, 그리고 Robillard에 의해 제안된 병렬 개미 알고리즘(parallel ant algorithm)[7]이 있다. 이 모델은 하나의 Master와 여러 개의 Worker구조로 되어 있다. 각 Worker는 탐색과정을 통해 찾은 지역 최적해를 Master로 전달하고, Master는 각 Worker에서 전달된 지역 최적해를 비교해 그 중 전역 최적해를 다시 각 Worker에 전달하는 구조로, Middendorf에 의해 제안된 전역 최적해 교환(Exchange of globally best solution) 전략과 동일한 방법의 집단간 정보 교환 방법이다.

그 외 m 개의 버스노선에 n 개의 버스정류장을 배정하는 문제인 버스정류장 배정문제(Busstop Allocation Problem : BAP)를 해결하기 위해 다중 개미 집단 시스템(Multiple Ant Colony System, MACS)이 제안되었다[8].

III. 엘리트 전략에 의한 다중 집단간 강화 및 다양화 전략

본 논문에서는 엘리트 전략에 따라 독립적 탐색과정을 수행하는 여러 개의 다중 에이전트를 가진 다중 집

단 에이전트 구조를 제안한다. 이 구조는 몇 개의 독립적 ACS 집단으로 이루어져 있으며, 상호작용은 집단간 엘리트 전략에 따라 임무를 수행한다.

엘리트 전략은 강화 전략과 다양화 전략으로 나뉜다.

강화 전략은 다른 에이전트 집단의 휴리스틱 정보를 이용해 좋은 경로 선택을 가능하게 한다. 이것은 집단간 긍정적 상호작용을 통해 에이전트들의 방문 빈도가 높은 간선을 선택하게 한다.

다양화 전략은 에이전트들이 다른 에이전트 집단의 탐색 정보에 의해 부정적 상호작용을 수행함으로써 방문 빈도수가 높은 간선의 선택을 회피하게 만든다.

[그림 1]은 다중 집단 상호작용 개미 모델에서 집단간 엘리트 전략에 의한 상호연결망 구조를 보여주고 있다.

이 구조는 유방향 이중 연결망 구조로 되어 있다. Queen1 그룹에서 집단(C1,C5), (C2,C5), (C3,C5), (C4,C5) 사이에는 강화 전략에 의한 긍정적 상호작용을, 그 외의 집단 사이에서는 다양화 전략에 의한 부정적 상호작용을, Queen2 그룹에서 집단(C6,C10), (C7,C10), (C8,C10), (C9,C10) 사이에는 긍정적 상호작용을, 그 외의 집단 사이에서는 부정적 상호작용을 한다.

C5, C10은 중심 에이전트 집단(여왕 집단, Queen Colony)이고 나머지 집단은 일개미 집단이다. 그리고 중심 집단(C5,C10)사이에서는 지역 최적해 상호 교환을 통한 정보 갱신이 수행된다. 이것은 각 집단사이에서 서로 다른 임무를 수행함을 의미한다.

다중 집단 상호작용 개미 모델에서 모든 집단은 서로 독립적으로 탐색을 수행한다. 일개미 집단간의 동작을 살펴보면, 집단(l)에 있는 에이전트(k)가 노드(r)에서 노드(u)로 이동하기 위해 식(5)를 이용한다.

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in I(r)} \{ [t'(r,u)]^{q_0} \cdot [\tau'(r,u)]^{q_0} \} & \text{if } q \leq q_0 \text{ (exploitation)} \\ S & \text{otherwise (biased exploration)} \end{cases} \quad (5)$$

$t'(r, u)$ 는 집단(l)에 있는 간선 $E(r, u)$ 사이의 페로몬의 양, $\tau'(r, u)$ 는 집단(l)의 간선 $E(r,u)$ 길이의 역수이다. $J_k^{l(r)}$ 은 집단(l)에서 노드(r)에 있는 에이전트(k)가

방문할 수 있는 남아있는 노드들의 집합이다. 그리고 $\delta(l), \beta(l)$ 은 페로몬 양과 간선 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다. q 는 [0,1]사이에서 분포된 무작위 파라미터이고, q_0 는 [0,1]사이의 값을 가지는 인자, 그리고 S는 식(6)에서 주어진 확률분포에 따라 선택된 무작위 파라미터이다. 여기서, 다중 집단 상호작용 개미 모델에서 엘리트 전략을 이용한 탐험(exploration)과 탐색(exploitation)의 균형은 매우 중요하다. 엘리트 전략에서의 강화 전략은 탐색의 역할과 동일하고, 다양화 전략은 탐험의 역할과 동일하다. 즉, 탐색은 역사적으로(과거 경험으로) 좋은 경로를 계속해서 선택하게 하고, 탐험은 새로운 탐색 영역으로의 경로 탐색을 확장하게 한다.

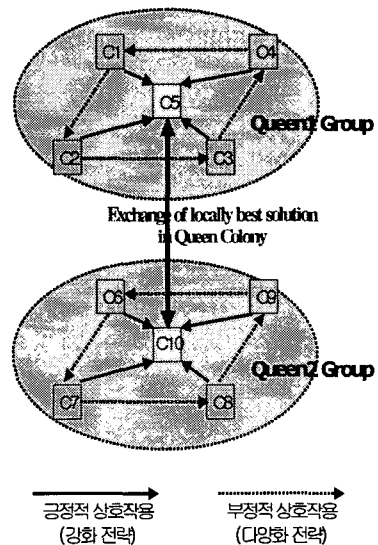


그림 1. 엘리트 전략에 의한 상호작용

다중 집단 상호작용 개미 모델 구조에서, 집단(l)의 노드(r)에 있는 에이전트(k)는 이전 집단(l-1)과 엘리트 전략에 의한 상호작용을 통해 다음 노드(s)를 선택하는데, 다음 식(6)을 이용한다. 이것은 다양한 상태전이를 가능하게 한다.

긍정적 상호작용인 경우는 강화 전략에 따라 페로몬 양의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터 $\beta(l)$ 에 양의

수(positive value) 적용하고, 부정적 상호작용인 경우는 다양화 전략에 따라 파라미터 $\alpha(l)$ 에 음의 수(negative value)를 적용한다. 이것은 새로운 영역으로 다양한 탐색을 가능하게 하고, 또한 특정 간선에 대해 강화 역할을 가능하게 한다.

$$P'_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau'(r, s)]^{\beta(l)} \cdot [\eta'(r, s)]^{\beta(l)}}{\sum_{u \in J'_k(r)} [\tau'(r, u)]^{\beta(l)} \cdot [\eta'(r, u)]^{\beta(l)}} & \text{if } s \in J'_k(r) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{where } [\tau'(r, s)]^{\beta(l)} = \begin{cases} \sum_{n=1}^M [\tau^n(r, s)]^{\delta(l, n)} & \text{Positive} \\ \sum_{n=1}^l [\tau^n(r, s)]^{\delta(l, n)} & \text{Negative} \end{cases} \quad (6)$$

위 식에서, M은 전체 집단 수이고, $\alpha(l, n)$ 은 집단(l)이 집단(n)으로부터 받는 상호작용의 정도를 나타내는 것이다.

일단, 일개미 집단간의 상호작용은 다양화 전략에 의한 부정적 상호 작용만 수행한다.

부정적 상호작용인 경우는 해당 간선에 대해 이전 집단에서 방문한 에이전트의 방문 빈도수의 음의 역수 값(-1/해당 간선에 대해 이전 집단에서 에이전트 방문 빈도수)과 현재 집단에서 지금까지 해당 간선을 방문한 에이전트의 방문 빈도수의 음의 역수 값(-1/현재 집단에서 해당 간선에 대해 지금까지 에이전트 방문 빈도수)의 합만큼 영향을 받는다.

이 부정적 상호작용을 통해 일개미 집단의 에이전트들은 새로운 탐색 영역으로 다양한 탐색을 수행하게 된다. 그리고 각 집단의 에이전트들은 식(7)의 지역 갱신과 식(8)의 전역 갱신을 수행한다.

그리고, 일개미 집단과 중심 집단사이에는 강화 전략에 의한 긍정적 상호작용을 수행한다. 긍정적 상호작용인 경우, 중심 집단은 모든 일개미 집단으로부터 각 간선에 방문한 에이전트의 방문 빈도수의 양의 역수 값으로 영향을 받는다. 따라서 중심 집단의 에이전트들은 모든 일개미 집단의 탐색 결과를 바탕으로 좋은 간선을 선택하고, 해당 간선을 강화한다.

또한 Queen1그룹의 중심 집단(C5)과 Queen2그룹의 중심 집단(C10)간의 상호작용은 두 그룹의 지역 최적해

를 서로 비교해, 우수한 해에 대해 전역 갱신하는 전략을 채택한다.

각 집단의 에이전트들은 TSP 문제를 해결하기 위해 각 간선들을 방문하는 동안 아래의 지역갱신 규칙을 적용시켜 페로몬의 양을 갱신시킨다.

$$\tau'(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau'(r, s) + \rho \cdot \Delta \tau'(r, s) \quad (7)$$

$\rho(0 < \rho < 1)$ 는 페로몬 자연 파라미터이고, $\Delta \tau'(r, s) = \tau_0 = (n * L_{mn})^{-1}$ 는 초기 페로몬 양으로, 여기서 L_{mn} 은 nearest neighbor heuristic에 의해 생성된 경로 길이, n은 노드수이다.

전역갱신은 각 집단의 에이전트들이 모든 경로 사이클을 완성 후에 수행되는데, 가장 짧은 전체 경로를 완성한 에이전트의 경로에 대해 다음 전역갱신 규칙을 적용한다.

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

$$\text{where } \Delta \tau'(r, s) = \begin{cases} (L_{gb}^l)^{-1}, & \text{if } E(r, s) \in \text{best of colony} \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases}$$

(8)

$\alpha(0 < \alpha < 1)$ 는 페로몬 자연 매개 변수, L_{gb}^l 는 집단(l)에서의 전역 최적 경로 길이이다.

IV. 성능측정 및 분석

제안된 다중 집단 상호작용 개미 모델을 실험하기 위해서 도시들의 위치는 TSP 예제로 널리 알려진 TSPLIB[9]에서 추출하여 실험을 하였다.

사용된 파라미터들의 값은 실험에 의해 다음과 같이 결정되었다. 집단의 수 M은 10, $\alpha(l)=2$, $\alpha=\rho=0.1$, $q_0=0.9$, $\alpha(l, n)$ 은 강화 전략에 의해 긍정적 상호작용을 하는 경우 (1/방문 빈도수), 다양화 전략에 의해 부정적 상호작용을 하는 경우는 (-1/방문 빈도수), $\tau_0 = (n * L_{mn})^{-1}$ 이다. 각 집단에 사용된 에이전트 수 $m=10$ 이고, 초기 위치는 에이전트들을 각 노드에 1개씩 무작위

로 배정하였다.

그리고, 기존 ACS 방법과 본 논문에서 제안한 다중 집단 상호작용 개미 모델을 이용해 10회 시행에 20,000 번 사이클을 반복하였다.

종료 조건은 고정된 수행 횟수 또는 최적해로 알려진 값을 찾았을 경우 종료한다.

[표 1]은 기존 ACS 방법, Middendorfd에 의해 제안된 지역 최적해 원형 교환(Circular exchange of locally best solutions)과 본 논문에서 제안된 다중 집단 상호작용 개미 모델의 실험 결과를 보여준다.

[표 1]에 있는 *Best Length*, *Average Length*, *Error*는 10회 시행에 각각 가장 짧은 경로 길이, 평균 길이, 최적값에 대한 에러율을 나타낸다.

해당 결과를 살펴보면, 기존의 ACS방법보다 제안된 엘리트 전략에 의한 다중 집단 상호작용 개미 모델의 성능이 향상됨을 볼 수 있다.

다양한 탐색과정을 수행하지 않는 기존 ACS의 초기 수렴은 빠르다. 그러나 시간이 지날수록 좋은 휴리스틱 정보를 가진 간선으로 탐색하려는 특징 때문에, 어느 정도 해의 개선이후에는 해의 수렴현상이 발생한다.

그러나, 일개미 집단에서 다양한 탐색을 수행하고, 중심 집단에서 강화 과정을 수행하는 제안된 방법은 훨씬 빠르게 최적해에 수렴한다.

리트 전략에 의한 다중 집단 상호작용 개미 모델을 제안하였다.

제안된 다중 집단 상호작용 개미 모델은 서로 독립적인 탐색과정을 수행하는 여러 개의 에이전트 집단을 가진 다중 집단 에이전트 구조로 이루어지며, 집단간에는 강화 전략에 의한 긍정적 상호작용과 다양화 전략에 의한 부정적 상호작용으로 나누어진 엘리트 전략을 통해 최적해를 탐색한다.

이것은 에이전트 집단이 휴리스틱 정보를 상호 교환해 문제를 해결하는 방법으로, 긍정적 상호작용은 다른 집단에 속한 에이전트들로 하여금 특정 간선의 선택을 선호하게 하고, 부정적 상호작용은 그 간선의 선택을 회피하게 만든다.

따라서, 이 구조는 다른 집단에 속한 에이전트들에게 휴리스틱 정보를 제공하고 서로 탐색 영역을 공유하게 한다.

이러한 다중 집단 상호작용 모델은 문제 영역이 크고 복잡한 경우에 효과적으로 적용될 수 있다. 그리고, 병렬 처리가 가능하며, ACS 모델의 성능을 향상시킬 수 있다.

향후, 이러한 결과들을 기반으로 다중 집단 개미 모델에서 강화와 다양화 조화를 위한 새로운 추가 요소에 대한 연구가 필요하겠다. 그리고 제안된 연결망 구조 이외의 새로운 정형화된 연결망 구조에 대한 연구도 필요하겠다.

V. 결론과 앞으로의 연구 방향

본 논문에서는 기존 ACS의 성능을 향상시키고자 엘

표 1. 다중 집단 상호작용 개미 모델 성능 평가

Node Set	Optimum	Ant Colony System			Circular exch. of locally best solutions			Multi Colony Interaction Ant Model		
		Average Length	Best Length	Error	Average Length	Best Length	Error	Average Length	Best Length	Error
KroA150	26524	28908.8	27824	4.9	28115.3	26857	1.3	26891.36	26524	0.0
Rat195	2323	2571.63	2461	5.9	2497.87	2342	0.8	2443.61	2338	0.6
Gil262	2378	2636.75	2526	6.2	2567.08	2459	3.4	2459.82	2415	1.6
A280	2579	2892.58	2768	7.3	2701.46	2678	3.8	2632.17	2602	0.9
Pr299	48191	53497.8	51395	6.6	50101.3	48913	1.5	48419.75	48336	0.3
Lin318	42029	46244.4	44837	6.7	44749.6	43027	2.4	43425.31	42963	2.2

참고 문헌

[1] A. Colomi, M. Dorigo, and V. Maniezzo, "An investigation of some properties of an ant algorithm," Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference(PPSn 92), R. Manner and B. Manderick(Eds.), Elsevier Publishing, pp.509-520, 1992.

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

[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, V.Maniezzo, and A.Colomi, "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.

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

[6] M. Middendorf, F. Reischle, and H. Schmeck. "Information Exchange in Multi Colony Ant Algorithms," In Proceedings of the Workshop on Bio Inspired Solutions to Parallel Processing Problems, LNCS 1800, pp.645-652. Springer Verlag, 2000.

[7] E-G. Talbi, O. Roux, C. Fonlupt and D. Robillard: "Parallel ant colonies for combinatorial optimization problems," in J. Rolim et al. (Eds.) Parallel and Distributed

Processing, 11 IPPS/SPDP'99 Workshops, LNCS 1586, Springer, pp.239-247, 1999.

[8] J. de Jong and M. Wiering. "Multiple Ant Colony Systems for the Busstop Allocation Problem," BNAIC'01: Proceedings of the Thirteenth Belgium-Netherlands Conference on Artificial Intelligence, pp.141-148, 2001.

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

저자 소개

이 승 관(Seung-Gwan Lee)

정회원



- 1997년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학사)
- 1999년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학석사)
- 2004년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과(공학박사)

• 2004년 3월~현재 : 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 강의 전임 교수

<관심분야> : 인공지능, 로봇에이전트, 최적화, 데이터마이닝, 유비쿼터스 컴퓨팅