
순회 외판원 문제에서 최악 경로를 고려한 개미 알고리즘

이승관* · 이대호**

The Ant Algorithm Considering the Worst Path in Traveling Salesman problems

Seung-Gwan Lee* · Dae-Ho Lee**

요 약

개미 알고리즘은 조합 최적화 문제를 해결하기 위한 메타 휴리스틱 탐색 방법으로, 그리디 탐색뿐만 아니라 긍정적 피드백을 사용한 모집단에 근거한 접근법으로 순회 판매원 문제를 풀기 위해 처음으로 제안되었다. 본 논문은 개선된 AS_{rank} 알고리즘을 제안한다. 기존 AS_{rank} 알고리즘은 최적 경로로 구성될 가능성이 높은 경로에 대해서만 페로몬 갱신을 수행하고 최적 경로를 구성할 가능성이 낮은 경로에 대해서는 전혀 고려하지 않는다. 이것을 고려해 본 논문에서는 최적 경로로 구성될 가능성이 낮은 경로(에이전트들이 구성한 경로 중 최악 경로)에 대해 페로몬을 증발시켜 다음 탐색 과정에서 해당 경로 탐색을 줄이고자 하였다. 이를 통해 다음 사이클에서 에이전트들이 해당 간선의 선택 확률을 줄여줌으로써 기존 ACS 알고리즘에 비해 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수를 줄일 수 있음을 보여준다.

ABSTRACT

Ant algorithm is new meta heuristic for 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. In this paper, we propose the improved AS_{rank} algorithms. The original AS_{rank} algorithm accomplishes a pheromone updating about only the paths which will be composed of the optimal path is higher, but, the paths which will be composed the optimal path is lower does not considered. In this paper, The proposed method evaporate the pheromone of the paths which will be composed of the optimal path is lowest(worst tour path), it is reducing the probability of the edges selection during next search cycle. Simulation results of proposed method show lower average search time and average iteration than original ACS.

키워드

Ant System, Optimization, Heuristic, AS_{elites} , AS_{rank}

I. 서 론

Genetic Algorithm(GA)[1], Tabu Search(TA), Simulated Annealing(SA), Lin-Kernighan(LK) Algorithm[10]등은 조합 최적화 문제인 Traveling Salesman problems, Job-shop

scheduling, Quadratic assignment, vehicle routing, sequential ordering, graph coloring, routing in communication networks에서 전통적으로 최적의 해를 구하기 위해 사용되는 널리 알려진 메타 휴리스틱 방법이다.

* 경희대학교 국제캠퍼스 학부대학 조교수

** 경희대학교 국제캠퍼스 학부대학 조교수(교신저자)

본 논문에서는 먼저 순회 판매원 문제(TSP)문제를 풀기 위해 Colormi 등에 의해 처음 제안된 메타 휴리스틱 방법인 개미 시스템[3, 5, 6, 7, 4, 8, 9]과 개미 시스템에 엘리트 전략과 순위 전략을 도입한 AS_{elite}, AS_{rank}[2]에 대해 소개한다. 그리고 개선된 AS_{rank} 알고리즘을 소개하고 기존의 방법과의 비교를 통해 그 성능을 한다.

기존 AS_{rank} 알고리즘이 최적 경로로 구성될 가능성이 높은 경로에 대해서만 페로몬 갱신을 수행하고 최적 경로를 구성할 가능성이 낮은 경로에 대해서는 전혀 페로몬 갱신을 수행하지 않는다.

하지만, 본 논문에서는 최적 경로로 구성될 가능성이 적은 경로에 대해 페로몬을 증발시킴으로써 향후 탐색 과정에서 해당 경로 탐색을 줄이고자 한다. 이를 통해 다음 사이클에서 에이전트들이 해당 간선의 선택 확률을 줄여줌으로써 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수가 감소함을 실험을 통해 평가한다.

II. 기존 연구

2.1 개미 시스템

개미 시스템(Ant System : AS)은 실제 개미들이 먹이에서 집까지 가장 짧은 경로를 찾는 능력을 모방한 메타 휴리스틱 탐색이다[8].

AS는 에이전트라 불리는 개미들이 목적지를 향해 나아가는 동안 각 경로에 페로몬을 분비하고, 이후에 지나가는 에이전트들은 그 경로에 쌓여있는 페로몬(Pheromone) 정보를 이용해 다음 경로를 선택하는 원리를 휴리스틱 탐색에 적용시킨 방법이다.

에이전트들은 각 경로에 있는 페로몬 양을 기반으로 서로 간의 정보 교환을 통해 최적의 경로를 찾아가고 이러한 에이전트들의 행동 양식을 그대로 적용한 알고리즘이다.

AS에서 노드(r)에 있는 에이전트(k)가 노드(s)로 이동할 확률은 식(1)로 표현하며, 상태전이 규칙(state transition rule)으로 불린다.

$$P_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)] \cdot [\eta(r, s)]^\rho}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\rho} & \text{if } s \in J_k(r) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $\tau(r, u)$ 는 노드(r)과 노드(u)사이 에지의 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 ρ 는 페로몬과 에지 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다($\rho > 0$).

AS에서 전역 갱신은 모든 경로가 완성된 후 경로를 구성한 모든 에지에 대해 갱신시키는데, 그 방법은 다음 식(2)와 같다.

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_k(r, s)$$

$$\text{and } \Delta\tau_k(r, s) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & , \text{if } (r, s) \in \text{tour done by agent } k \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ρ ($0 < \rho < 1$)는 증발율, $\Delta\tau(r, s)$ 는 에지 $E(r, s)$ 에 대해 전체 페로몬 증가량, $\Delta\tau_k(r, s)$ 는 에이전트(k)에 의한 에지 $E(r, s)$ 의 페로몬 증가량, Q는 상수, L_k 는 에이전트(k)의 경로길이, m은 에이전트 수이다. 여기서 경로 길이가 짧을수록 더 많은 페로몬 갱신이 발생한다.

2.2 엘리트 전략을 이용한 개미 시스템(AS_{elite})

개미 시스템에 대한 기존의 해의 질을 높이기 위해 엘리트 전략(elitist strategy)을 사용한 개미 모델[2]이 제안되었다.

엘리트 전략이라는 개념은 일반적 AS에서 모든 에이전트들이 경로를 완성 후 엘리트 에이전트(elitist agents)들에 의해 구성된 각 경로에 대해 최적 경로의 길이를 추가 강화하는 방법을 채택하는 것이다. 이러한 전략을 적용함으로써 좋은 값을 가지는 경로에 대해서 페로몬 양을 많이 분비하기 때문에 좋은 값을 가지는 경로로의 빠른 수렴을 이끄는 역할을 한다. 그러나 지속적으로 탐색을 수행함에 따라 각 에이전트들이 찾아내는 경로(해)의 질은 개선되는 정도가 둔화되고, 그 차이가 적어져 각 경로의 선택 확률이 비슷하게 됨으로써 탐색 성능이 저하된다. 갱신 방법은 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned} \tau(r,s) &= (1-\rho) \cdot \tau(r,s) + \Delta\tau(r,s) + \Delta\tau^*(r,s) \\ \Delta\tau(r,s) &= \sum_{k=1}^m \Delta\tau_k(r,s) \\ \Delta\tau_k(r,s) &= \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{if } (r,s) \in \text{tour edge by agent } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\ \Delta\tau^*(r,s) &= \begin{cases} \sigma \frac{Q}{L^*} & \text{if } (r,s) \in \text{best tour edge by elite agent } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

$\Delta\tau(r,s)$ 는 간선 $E(r,s)$ 에 대해 전체 페로몬 증가량, $\Delta\tau_k(r,s)$ 는 에이전트(k)에 의한 간선 $E(r,s)$ 의 페로몬 증가량, $\Delta\tau^*(r,s)$ 는 엘리트 에이전트에 의한 간선 $E(r,s)$ 의 페로몬 증가량, L_k 는 에이전트(k)에 의해 구성된 경로 길이, L^* 는 해당 사이클의 최적 경로 길이, Q 는 상수, σ 는 엘리트 에이전트 개수이다.

2.3 순위 전략을 이용한 개미 시스템 (AS_{rank})

AS_{rank}는 AS_{elite} 기법에 순위(Ranking) 개념을 도입한 전략[2]으로 모든 에이전트들이 경로를 구성한 후 각 경로 길이($L_1 \leq L_2 \leq \dots \leq L_m$)에 대해 순위(μ)를 부여하고 그 순위에 따라 강화하는 전략으로, 에이전트가 순위에 따라 선형적으로 페로몬 양을 다르게 갱신하는 방법이다.

여기서 순위 부여는 상위 $w(\sigma-1)$ 개의 에이전트만 고려하는데, 이것은 많은 에이전트에 의해 각 간선에 페로몬이 중복 갱신되는 위험성을 방지할 수 있다. 순위 전략을 통한 갱신 방법은 다음 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} \tau(r,s) &= (1-\rho) \cdot \tau(r,s) + \Delta\tau(r,s) + \Delta\tau^*(r,s) \quad (4) \\ \Delta\tau(r,s) &= \sum_{\mu=1}^{\sigma-1} \Delta\tau_{\mu}(r,s) \\ \Delta\tau_{\mu}(r,s) &= \begin{cases} (\sigma-\mu) \frac{Q}{L_{\mu}} & \text{if } (r,s) \in \text{tour edge by agent } \mu \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\ \Delta\tau^*(r,s) &= \begin{cases} \sigma \frac{Q}{L^*} & \text{if } (r,s) \in \text{best tour edge by agent } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned}$$

μ 는 순위 인덱스, L 은 번째 에이전트의 경로 길이, L^* 는 해당 사이클의 최적 경로 길이, $\Delta\tau_{\mu}(r,s)$ 는 번째 에이전트에 의한 간선 $E(r,s)$ 의 페로몬 증가량, $\Delta\tau^*(r,s)$ 는 엘리트 에이전트에 의한 간선 $E(r,s)$ 의 페로몬 증가량, σ 는 엘리트 에이전트 개수이다.

이 순위 전략은 좋은 경로들에 대해 강조를 통한 탐색 (exploitation)과 순위에 따라 각 에이전트들에 의해 구성된 경로들로의 확장을 통한 탐험(exploration)이 조화를 이루고 있다.

III. 최악 경로를 고려한 경로 갱신

일반적으로 개미 알고리즘에서의 성능은 다음과 같은 순으로 성능이 좋은 것으로 평가되고 있다.

$$\text{성능평가 결과: AS} < \text{AS}_{\text{elite}} < \text{AS}_{\text{rank}} < \text{ACS}$$

본 논문에서는 기존 ACS[4] 알고리즘과 개선된 AS_{rank} 알고리즘을 비교 평가한다.

기존의 AS_{rank} 알고리즘은 좋은 경로들에 대해 강조를 통한 탐색(exploitation)과 순위에 따라 각 에이전트들에 의해 구성된 경로들로의 확장을 통한 탐험(exploration)이 조화를 이루고 있으며, 또한, 상위 $w(\sigma-1)$ 개의 에이전트만 고려해 많은 에이전트에 의해 각 간선에 페로몬이 중복 갱신되는 위험성을 방지하고 있다.

하지만, 이 방법은 최적 경로로 구성될 가능성이 높은 경로에 대한 페로몬 갱신 방법으로 최적 경로를 구성할 가능성이 낮은 경로에 대해서는 전혀 고려하지 않았다.

따라서, 본 논문에서는 최적 경로로 구성될 가능성이 낮은 경로에 대해 페로몬을 증발시킴으로써 향후 탐색 과정에서 해당 경로 탐색을 줄이고자 한다.

제안된 방법은 식(4)의 경로 갱신 방법에 아래 식(5)와 같이 에이전트들이 구성한 경로 중 최악 경로에 대해 페로몬을 증발시킨다. 이를 통해 다음 사이클에서 에이전트들이 해당 간선의 선택 확률을 줄여줌으로써 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수를 줄일 수 있다.

$$\tau(r,s) = (1-\rho) \cdot \tau(r,s) + \Delta\tau(r,s) + \Delta\tau^*(r,s) + \Delta\tau_w(r,s)$$

$$\Delta\tau(r,s) = \sum_{\mu=1}^{\sigma-1} \Delta\tau_{\mu}(r,s)$$

$$\Delta\tau_{\mu}(r,s) = \begin{cases} (\sigma-\mu) \frac{Q}{L_{\mu}} & \text{if } (r,s) \in \text{tour edge by agent } \mu \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\Delta\tau^*(r,s) = \begin{cases} \sigma \frac{Q}{L^*} & \text{if } (r,s) \in \text{best tour edge by agent } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\Delta\tau_w(r,s) = \begin{cases} -\omega \frac{Q}{L_w} & \text{if } (r,s) \in \text{worst tour edge by agent } k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

ω 는 최악 경로 페로몬 증발율, L_w 는 해당 사이클의 최악 경로 길이이다.

IV. 성능 평가

개선된 AS_{rank} 알고리즘 평가하기 위해, 실험을 위한 모델의 기본 환경 변수는 다음과 같이 결정하였다. 실험에 사용된 집합들은 TSP 예제로 널리 알려진 TSPLIB[11]에서 추출하여 실험을 하였다. 실험 환경은 Core(TM)2 2GHz, 1024MB RAM 환경에서 수행되었다.

기존 ACS 알고리즘을 평가하기 위해 사용된 환경 변수는 $\rho=0.1$, $\beta=2$, $q_0=0.95$, $time=100$, $m=10$ or n 이다.

제안된 AS_{rank} 알고리즘을 평가하기 위해 사용된 환경 변수는 $\alpha=1$, $\beta=5$, $\rho=0.5$, $Q=100$, $\sigma=6$, $m=10$ or n , $\omega=10$ 으로 설정하여 10회 반복 탐색하였다.

<표 1>과 <표 2>는 에이전트 개수에 따른 기존 ACS 알고리즘과 개선된 AS_{rank} 알고리즘의 성능 평가 결과로 최적 경로 탐색 대비 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수가 어느 정도 향상되는지 보여주고 있다.

<표 1>의 에이전트 개수가 10개인 경우 해당 탐색 결과를 살펴보면, 각 노드 집합에 대한 최적 경로 탐색은 두 비교 알고리즘 모두 알려진 최적 경로를 탐색했음을 볼 수 있다. 하지만 개선된 AS_{rank} 알고리즘이 기존 ACS 알고리즘보다 노드수가 증가할수록 평균 최적 경로 길이의 성능이 일부 집합(lin318, pr439, pcb442, att532)에서 거의 유사하거나 다소 떨어짐을 보인다.

<표 2>의 에이전트 개수가 노드수(n) 개인 경우 해당 탐색 결과를 살펴보면, 각 노드 집합에 대한 최적 경로 탐색은 제안된 알고리즘의 성능이 최적 경로 탐색뿐만 아니라, 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수의 성능이 훨씬 우수함을 보여준다.

여기서 주목할 점은 개선된 AS_{rank} 알고리즘이 최적 경로를 탐색하는 동안 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수가 훨씬 적어짐을 볼 수 있다. 이것은 제안된 방법이 탐색과정에서 최적 경로로 구성될 가능성이 낮은 경로에 대한 경로 탐색을 줄임으로 인해 발생하는 결과이다. 특히, <표 1>과 <표 2>의 lin318 집합을 살펴보면, 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수가 훨씬 적음을 볼 수 있다.

표 1. 성능 평가(m=10)
Table 1. Computational Results(m=10)

	Known Best	ACS				개선된 ASrank			
		Best	Average -Best	Average -Iterations	Avg.time -best(sec)	Best	Average -Best	Average -Iterations	Avg.time -best(sec)
eil51	426	426	426.0	34.1	0.04	426	426.5	2.6	0.01
d198	15780	15780	15780.0	1195.7	7.22	15780	15780.0	552.2	4.19
a280	2579	2579	2579.0	22.4	0.13	2579	2579.0	10.9	0.11
lin318	42029	42029	42040.4	1212.7	10.82	42029	42158.1	16.9	0.24
pr439	107217	107217	107234.6	1262.6	15.21	107217	107239.8	1137.8	13.63
pcb442	50778	50778	50876.0	2111.1	17.47	50778	50929.1	300.2	3.87
att532	27686	27686	27701.4	1925.6	26.62	27686	27727.1	298.8	6.03

표 2. 성능 평가(m=n)
Table 2. Computational Results(m=n)

	Known Best	ACS				개선된 ASrank			
		Best	Average -Best	Average -Iterations	Avg.time -best(sec)	Best	Average -Best	Average -Iterations	Avg.time -best(sec)
eil51	426	426	426.2	1.1	0.02	426	426.2	1.1	0.01
d198	15780	15780	15780.0	44.8	5.79	15780	15780.0	123.0	15.02
a280	2579	2579	2579.0	8.5	1.60	2579	2579.0	3.4	0.57
lin318	42029	42029	42069.8	152.4	62.61	42029	42063.2	7.6	2.57
pr439	107217	107479	107564.6	86.1	60.23	107217	107230.2	16.9	8.17
pcb442	50778	50946	51028.1	99.3	58.22	50778	50839.0	22.0	9.51
att532	27686	27873	27933.0	49.3	54.26	27686	27706.5	17.5	14.97

(그림 1)은 에이전트의 개수가 10개 일 때, lin318 집합을 이용한 반복(Iteration) 횟수 비교 그래프이다. 비교 대상인 개선된 ASrank 알고리즘과 기존 ACS 알고리즘을 10회 반복 실험 결과 중에서 가장 좋은 실험 결과를 그래프로 나타낸 것이다.

실험 결과 개선된 ASrank 알고리즘은 16회 반복에 최적해를 탐색했으며, 기존 ACS 알고리즘은 121회 반복에 최적해를 탐색했다. 그래프는 그 중 40회 반복까지의 최적해 탐색 과정을 보여주며 그 이하는 생략하였다.

그래프를 비교해 보면 개선된 ASrank 알고리즘이 기존 ACS 알고리즘에 비해 훨씬 빨리 최적해에 수렴함을 볼 수 있다.

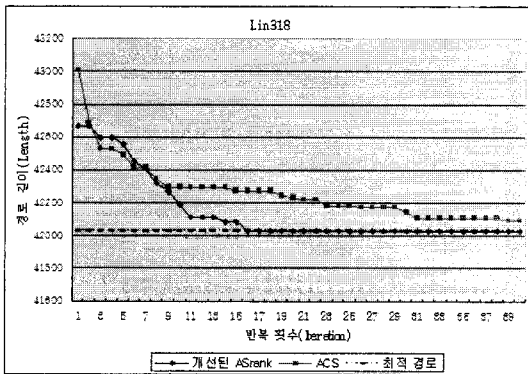


그림 1. lin318 집합에서 기존 ACS 알고리즘과 개선된 ASrank 알고리즘의 반복 횟수 비교(m=10)
Fig 1. The comparison of iteration among improved ASrank and ACS in lin318(m=10)

V. 결 론

본 논문은 개선된 ASrank 알고리즘을 제안하였다.

기존 ASrank 알고리즘이 순위 전략을 통해 좋은 경로들에 대해 강화를 통한 탐색과 순위에 따라 각 에이전트들에 의해 구성된 경로들에 대해 차등 페로몬 갱신을 수행하였다. 이것은 최적 경로로 구성될 가능성이 높은 경로에 대해서만 페로몬 갱신을 수행하고 최적 경로를 구성할 가능성이 낮은 경로에 대해서는 페로몬 갱신을 전혀 고려하지 않는다. 이것을 고려해 본 논문에서는 최적 경로로 구성될 가능성이 낮은 경로(에이전트들이 구성한 경로 중 최악 경로)에 대해 페로몬을 증발시킴으로써 향후 탐색 과정에서 해당 경로 선택을 줄이고자 하였다. 이를 통해 다음 사이클에서 에이전트들이 해당 경로의 선택 확률을 줄여줌으로써 기존 ACS 알고리즘에 비해 평균 탐색 시간과 평균 반복 횟수를 줄일 수 있었다. 향후 연구과제는 노드수가 증가할수록 평균 최적 경로 탐색 성능이 다소 떨어지는 것을 해결할 방법을 모색해야겠다.

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, IEEE Press, pp. 616-621, 1996.

- [2] B. Bullnheimer, R. F. Hartl, and C. Strauss. "A new rank-based version of the Ant System: A computational study," Central European Journal for Operations Research and Economics, 7(1): pp.25-38, 1999.
- [3] C. Blum, "Ant colony optimization: Introduction and recent trends", Physics of Life Reviews, 2(4), pp.353-373, 2005.
- [4] 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.
- [5] M. Dorigo, M. Birattari, T. Stutzle, "Ant Colony Optimization -- Artificial Ants as a Computational Intelligence Technique", IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006.
- [6] M. Dorigo & T. Stutzle, "The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances", Handbook of Metaheuristics, 2002.
- [7] M. Dorigo & K. Socha, "An Introduction to Ant Colony Optimization", Approximation Algorithms and Metaheuristics, CRC Press, 2007.
- [8] M. Drigo, 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.
- [9] M. Dorigo & L.M. Gambardella. "Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem". BioSystems, 43:73-81, 1997.
- [10] S. Lin and B.W. Kernighan, "An Effective Heuristic algorithm for the Traveling Salesman Problem," Bell Telephone Laboratories, Incorporated, Murray Hill, N.J. 1997.
- [11] <http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html>

저자소개



이 승 관(Seung-Gwan Lee)

1997년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 (공학사)

1999년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 (공학석사)

2004년 2월 : 경희대학교 전자계산공학과 (공학박사)

2004년 3월 ~ 2006년 8월 : 가톨릭대학교 컴퓨터정보
공학부 강의 전임 교수

2006년 9월 ~ 현재 : 경희대학교 학부대학 조교수

※ 관심분야 : 인공지능, 로봇에이전트, 최적화, 데이터
마이닝, 유비쿼터스 컴퓨팅

이 대 호(Dae-Ho Lee)

한국해양정보통신학회논문지 제12권 제4호 참조