

순회 외판원 문제를 풀기 위한 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 개미 집단 시스템

이승관*, 강명주**

Ant Colony System for solving the traveling Salesman Problem Considering the Overlapping Edge of Global Best Path

Seung-Gwan Lee*, Myung-Ju Kang**

요약

개미 집단 시스템은 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 논문에서는 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 탐색 방법을 제안하였다. 이 방법은 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로에서의 중복 간선은 최적 경로로 구성될 가능성이 높다고 판단하고, 해당 중복 간선에 대해 페로몬을 강화시켜 최적 경로를 구성할 확률을 높이게 하였다. 그리고, 실험을 통해 ACS-3-opt 알고리즘, ACS-Subpath 알고리즘, ACS-Iter 알고리즘에 비해 최적 경로 탐색 및 평균 최적 경로 탐색의 성능이 우수함을 보여 주었다.

▶ Keyword : 개미 집단 시스템, 순회 외판원 문제, 최적화, 메타 휴리스틱

Abstract

Ant Colony System is a new meta heuristics algorithms to solve hard combinatorial optimization problems. 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 searching method to consider the overlapping edge of the global best path of the previous and the current. This method is that we first determine the overlapping edge of the global best path of the previous and the current will be configured likely the optimal path. And, to enhance the pheromone for the overlapping edges increases the probability that the optimal path is configured. Finally, the performance of Best and Average-Best of proposed algorithm outperforms ACS-3-opt, ACS-Subpath and ACS-Iter algorithms.

▶ Keyword : Ant Colony System, Traveling Salesman Problem, Optimization, Meta Heuristic

• 제1저자, 교신저자 : 이승관

• 투고일 : 2011. 01. 11, 심사일 : 2011. 02. 01, 게재확정일 : 2011. 02. 07.

* 경희대학교 국제캠퍼스 학부대학(The College of Liberal Arts, Kyung Hee University)

** 청강문화산업대학 컴퓨터게임과(Dept. of Computer Game, ChungKang College of Cultural Industries)

I. 서론

개미 집단 시스템(Ant Colony System, ACS)은 조합 최적화 문제를 해결하기 위한 메타 휴리스틱 탐색 방법으로, 그리디 탐색뿐만 아니라 긍정적 피드백을 사용한 모집단에 근거한 접근법으로 순회 외판원 문제를 풀기 위해 처음으로 제안되었다[1]. 개미 집단 시스템은 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 방법으로, 에이전트들은 각 경로에 있는 페로몬 양을 기반으로 서로 간의 정보 교환을 통해 최적의 경로를 찾아가고 이러한 에이전트들의 행동 양식을 그대로 적용한 알고리즘으로 조합최적화 문제인 순회 외판원 문제(traveling salesman problem)[1, 2, 8], 순서 문제(sequential ordering problem)[11], 이차 배정 문제(quadratic assignment problem)[12], 차량 경로 문제(vehicle routing problem)[13], Job-shop 스케줄링 문제(scheduling problems)[14], 그래프 착색 문제(graph coloring problem)[15], telecommunications networks[16, 17] 등에서 최적의 해를 구하기 위해 사용되고 있다.

본 논문에서는 순회 외판원 문제를 풀기 위해 Colomi, 외에 의해 제안된 메타 휴리스틱 방법인 개미 집단 시스템[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]을 소개한 다음, 기존의 개미 집단 시스템의 성능을 향상시키는 개선된 ACS 알고리즘을 소개한다.

일반적으로 기존 ACS 알고리즘의 전역갱신과정 부분에서는 탐색된 전역 최적 경로에 대해서만 페로몬 갱신을 수행한다. 전역 최적 경로가 탐색되지 않으면 페로몬 증발만 일어나며 주어진 종료 조건을 만족할 때까지 아무리 많은 반복 수행에도 페로몬 강화가 일어나지 않거나, 전역 최적 경로의 길이가 주어진 반복 사이클 횟수 동안 더 이상 향상되지 못하면 국부최적에 빠졌다고 평가하고 상태전이 규칙에서 파라미터 감소를 통해 다음 노드를 선택하게 하는 방법[9]을 사용한다. 또는 다음 노드 선택을 인접한 노드에 대한 거리로만 결정하지 않고 길이가 w 인 부경로 정보를 이용해 다음 노드를 선택하는 방법[8]을 사용한다.

이에 반해, 본 논문에서 제안하는 개선된 ACS 알고리즘은 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 탐색 방법으로 두 전역 최적 경로에서 중복된 간선은 최적 경로로 구성될 가능성이 높으므로, 중복 간선의 페로몬을 강화시켜 최적 경로를 구성할 확률을 높일 수 있음을 실험을 통해 평가한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 관련된 개미 집단 시스템에 대해 소개하고, 3장에서는 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 최적 탐색 방법을 설명한다. 그리고 4장에서는 시뮬레이션을 통해 제안된 방법의 성능을 평가하고 5장에서 결론을 맺는다.

II. 개미 집단 시스템

개미 집단 시스템(Ant Colony System, ACS)은 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, 6, 7].

일반적으로 ACS는 다음과 같은 방법으로 수행을 한다. 먼저 m 개의 에이전트들이 초기화 규칙(initialization rule)에 따라 무작위로 n 개의 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 갱신하게 된다. 그리고 일단 모든 에이전트들이 탐색과정을 마치게 되면 전역 갱신 규칙(Global Updating Rule)에 따라 다시 한번 페로몬 양을 갱신하게 된다. 결국, 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 α, β 는 페로몬과 간선 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다. ($\alpha > 0, \beta > 0$).

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

q 는 $[0,1]$ 사이에 분포된 무작위 파라미터이고, q_0 는 $[0,1]$ 사이의 값을 가지는 인자, S 는 수식(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.

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

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

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

$\rho (0 < \rho < 1)$ 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, n 은 노드 수이다. 전역갱신은 모든 에이전트들의 해당 경로 사이클을 완성 후에 수행되는데, 그 중 전역 최적 경로에 대해 다음 전역 갱신 규칙을 적용한다.

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

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

$\alpha (0 < \alpha < 1)$ 는 페로몬 자연 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 강화 값으로 전역 최적 경로이면 $(1/L_{gb})$, 아니면 0으로 주어진다.

III. 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 최적 탐색

ACS에서 최적해를 찾기 위해서는 초기 탐색 과정에서 올바른 최적의 경로를 선택함으로써 최단 경로를 찾거나, 또는 수많은 반복 검색 과정을 거쳐서 점차적으로 생성되는 경로를 개선해 나가면서 최적해를 찾을 수 있다. 그러나, 아주 큰 그래프에서 반복 탐색 과정을 통해 모든 가능한 경로들을 생성하여 최적 경로를 찾는 것은 불가능하다. 따라서, 초기 탐색

과정에서 최적 경로를 구성할 수 있는 가능성이 높은 에지를 경로에 포함시키는 것이 효과적이다.

일반적인 ACS의 전역 최적 갱신 방법을 살펴보면, 모든 에이전트들이 각 경로를 구성 후, 지금까지 발견된 경로들 중에서 최적 경로에 대해서만 수식(4)에 의해 페로몬을 갱신한다. 이것은 최적의 경로로 탐색된 경로에 대해서는 최적의 결과를 보장한다는 의미이다.

하지만, 본 논문에서는 또 다른 전역 갱신 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안된 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 탐색 방법은 두 전역 최적 경로에서 중복된 간선은 최적 경로로 구성될 가능성이 높으므로, 중복 간선의 페로몬을 강화시켜 최적 경로를 구성할 확률을 높인다.

(그림 1)에서 현재 전역 최적 경로의 간선(1, 5)은 이전 최적 경로의 간선(1, 5)과 중복되는 경로이므로, 이 경로에 추가 페로몬 갱신을 수행한다.

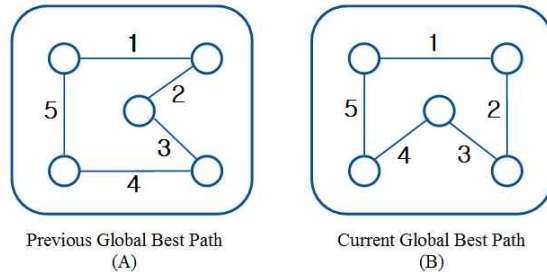


그림 1. 이전 전역 최적 경로와 현재 최적 경로 비교
Fig 1. A global best path of the previous and the current

페로몬 갱신 방법은 수식(5)와 같이 전역 최적 경로 중에서 중복 간선에 대해 페로몬을 강화한다. 여기서, E_d 는 중복 간선 강화 파라미터이다. (그림 2)은 중복 간선을 처리하는 전역 갱신 규칙이다.

$$\tau(r, s) = ((1 - \alpha) \cdot \tau(r, s) + \alpha \cdot \Delta\tau(r, s)) * E_d$$

$$\text{where } \Delta\tau(r, s) = \begin{cases} (L_{gb})^{-1} & \text{if } (r, s) \in \text{global best tour} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

```

For k:=1 to m do
    Compute Lk // Lk is the length of the tour
done by agent k
End-for

Step 1:
//Lglobal-best is the length of global best path by agent
    
```

```

k
//Eoverlapping are overlapping edge(r,s) in a global
best path of a previous and the current

Compute Lglobal-best
Compute Eoverlapping

Step 2:
// Update edges belong to Lglobal-best using Eq.4
// Update edges belong to Eoverlapping using Eq.5

For each global best edge(r,s)
    τ(rk, sk) := (1 - α) · τ(rk, sk) + α(Lbest-iter)-1
End-for

If(Eoverlapping)
    For each overlapping edge(r,s)
        τ(rk, sk) := ((1 - α) · τ(rk, sk) + α(Lbest-iter)-1) * E
    // Ed is the overlapping parameter
    End-for
End-if
    
```

그림 2 중복 전역 최적 경로에 대한 전역갱신 규칙
 Fig. 2 The global best updating rule of overlapping edge
 of global best path of the previous and the current

IV. 실험결과

제안된 알고리즘을 평가하기 위해, 실험을 위한 모델 집합
 들은 TSP 예제로 널리 알려진 TSPLIB[10]에서 추출하여
 실험을 하였다. 제안된 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최
 적 경로의 중복 간선을 고려한 최적 탐색 알고리즘에 사용된
 환경변수는 $\rho = 0.1, \alpha = 1, \beta = 2, q_0 = 0.95,$
 $time = 100, m = 10, E_d = 0.9, \Delta\tau(r,s) = \tau_0 = (n * L_{mn})^{-1}$
 로 설정하여 10회 반복 탐색하였다.

<표 1>은 ACS-3-opt 알고리즘[1], 부경로(w)를 적용한
 ACS-Subpath 알고리즘[8]과 제안된 ACS 알고리즘의 성능
 평가 결과이다. ACS-Subpath 알고리즘은 다음 노드 선택을
 인접한 노드에 대한 거리로만 결정하지 않고 길이가 w인 부
 경로 정보를 이용해 다음 노드를 선택하는 방법이다. 실험에
 사용된 부경로 환경변수 w = 3, 나머지 환경변수는 다른 알고
 리즘과 동일하다.

표 1. 이전 최적 경로와 현재 최적 경로의 중복 간선을 고려한 실험 결과

Table 1. The experimental result considering the overlapping edge of global best path of the previous and the current

	Known Best	ACS-3-opt[1] (A)		ACS-Subpath[8] (B)		Proposed(duplication) (C)		Improved Rate(%) (B : C)		Improved Rate(%) (A : C)	
		Best	Average -Best	Best	Average -Best	Best+	Average -Best+	Best	Average -Best	Best	Average -Best
		eil51	426	426.0	426	426.0	426	426.0	0.00	0.00	0.00
dl98	15780	15780.0	15780	15780.0	15780	15780.0	0.00	0.00	0.00	0.00	
a280	2579	2579.0	2579	2579.0	2579	2579.0	0.00	0.00	0.00	0.00	
pcb442	50778	50876.0	50778	50845	50778	50806.5	0.00	57.46	0.00	70.92	
at1532	27686	27701.4	27686	27689.3	27686	27691.5	0.00	58.65	0.00	64.29	
rat783	8806	8826.6	8806	8817.7	8806	8813.5	0.00	35.90	0.00	63.59	
pr1002	259045	259487.2	259045	259080.5	259045	259459.9	0.00	22.52	0.00	6.17	
u1080	224094	224496.3	224238	224558.1	224154	224468	58.33	19.41	63.19	7.03	
vmi084	239297	239417.7	239349	239484.4	239297	239419.5	100.00	34.63	0.00	-1.49	
pcb1173	56892	56898.1	56801	56891.1	56892	56895	100.00	-3.94	100.00	2.92	
dl291	50801	50843.5	50801	50856.5	50801	50844.1	0.00	22.34	0.00	-1.41	
r1304	252948	253413.9	252948	253296.0	252948	253314.6	0.00	-5.34	0.00	21.31	
r1323	270199	270547	270935.3	270755	270882.9	270450	270751.2	54.86	19.26	27.87	25.00
nrw1379	56638	56791.9	56635	56754.6	56635	56726.2	17.54	24.36	20.34	42.69	
u1432	152970	153284	153464.1	153265	153599.2	153236	153428.8	9.83	27.08	15.29	7.14
fl1577	22249	22254	22322.2	22254	22313.4	22254	22279.8	0.00	52.17	0.00	57.92
dl655	62128	62149	62273.5	62128	62231.0	62128	62240.9	0.00	-9.61	100.00	22.41
vmi1748	336556	337164.7	336925	337232.2	336735	336967.5	51.49	39.15	35.61	32.40	
u1817	57201	57269	57509.5	57280	57441.9	57263	57442	21.52	-0.04	8.82	21.88
dl103	80450	80468	80725.9	80453	80588.4	80450	80613.8	100.00	-18.35	100.00	40.63
l2152	64253	64340	64491.6	64382	64570.6	64332	64507.8	39.76	20.77	10.20	-5.79
l2319	234256	234929	235143.9	234929	235117.6	234929	235101.2	0.00	1.90	0.00	4.81
pr2392	378032	378994	379683.0	378815	379501.6	378173	379512.7	81.99	-0.76	85.34	10.31
pcb3038	137694	138246	138460.8	138252	138423.4	137965	138380.9	51.43	5.83	50.91	10.42
ft3795	28772	28806	29106.7	28802	29281.9	28791	28963.4	36.67	58.54	44.12	36.84
fn14461	182566	182227	185690.8	185101	185522.4	184817	185207.4	11.20	10.65	15.41	15.47
r5915	555530	575100	578011.1	572451	575123.0	572591	574543.8	-2.02	6.04	26.22	27.78
r5934	566045	564660	566725.7	563245	566866.3	563429	564879.7	-2.56	18.36	14.19	17.28

마지막 열의 Improved Rate의 best와 Average-Best는 기존 ACS-3-opt와 ACS-Subpath를 비교하여 제안된 알고리즘이 탐색한 경로의 개선된 비율을 수식(6)과 같이 평가하여 나타내었다.

$$\text{ImprovedRate}_{\text{best}} = 100 - \frac{\text{Best} * -\text{Known_Best}}{\text{Best} - \text{Known_Best}} * 100$$

$$\text{ImprovedRate}_{\text{average-best}} = 100 - \frac{\text{Average_Best} * -\text{Known_Best}}{\text{Average_Best} - \text{Known_Best}} * 100$$

..... (6)

제안된 알고리즘과 ACS-3-opt 알고리즘과의 비교 결과를 살펴보면, 제안된 알고리즘이 최적 경로 탐색에서는 모든 집합에서 우수한 성능을 보여주며, 평균 최적 경로 탐색에서도 단지 3개의 집합(vml084, d1291, u2152)에서만 약간 성능이 떨어질 뿐, 그 외 모든 집합에서 성능이 우수함을 보여준다.

제안된 알고리즘과 ACS-Subpath 알고리즘과의 비교 결과를 살펴보면, 제안된 알고리즘이 최적 경로 탐색에서는 2개의 집합(r15915, r15934)을 제외한 모든 집합에서 우수한 성능을 보여주며, 성능 차이는 거의 나지 않는다. 평균 최적 경로 탐색에서도 노드 개수가 많은 일부 집합(pcb1173, r11304, d1655, u1817, d2103, pr2392)에서 성능 수치가 차이가 거의 없을 정도로 약간 떨어질 뿐, 대부분의 집합에서 성능이 우수함을 보여준다.

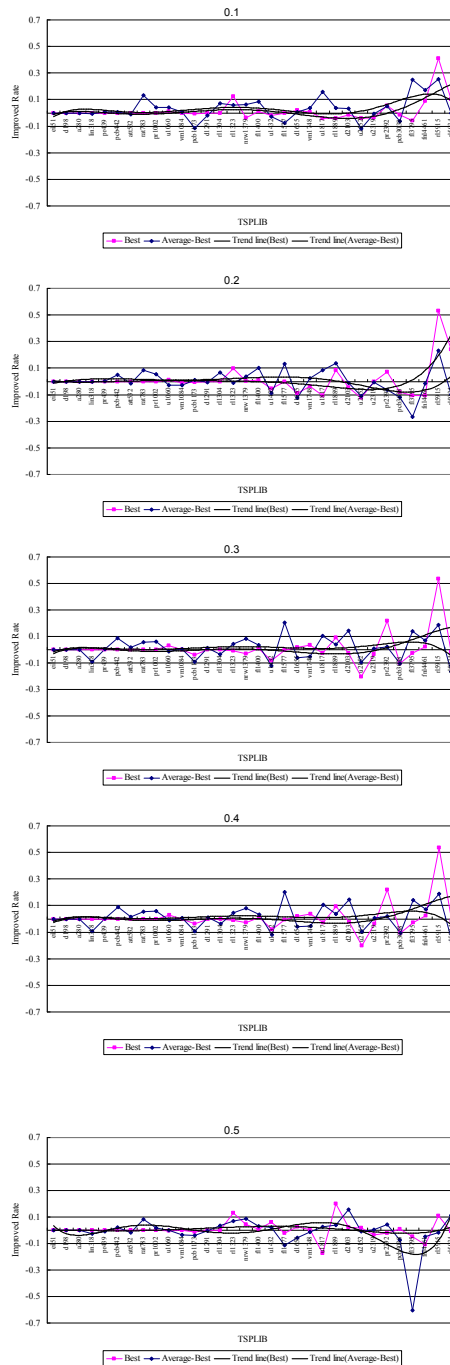
이것은 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 탐색 방법이 중복 간선에 대해 페로몬을 강화시켜 줌으로써 최적 경로를 구성할 확률을 높여준다. 즉, 두 전역 최적 경로에서 중복된 간선은 최적 경로로 구성될 가능성이 높으므로, 해당 간선에 대한 강화 전략은 노드의 개수에 상관없이 효과적인 탐색 방법이다.

특히, 이 방법은 노드의 개수가 많은 탐색 공간이 넓은 집합에서 효율적으로 최적해를 탐색할 수 있다.

(그림 3)은 전역 최적 경로 중에서 중복 간선에 대해 중복간선 강화 파라미터($E_d = [0.1, 1.0]$)변경에 따른 실험 결과이다.

실험 결과의 차트는 제안된 방법의 Best와 Average-Best 탐색의 개선율과 노드 개수의 증가에 따른 해당 탐색의 개선된 추세 정도를 추세선으로 보여주고 있다.

개선율과 추세를 살펴보면, 중복간선 강화 파라미터(E_d)가 0.8, 0.9, 1.0일 경우 개선율도 높고 추세 정도가 우수하다는 것을 보여주며, 0.9일 때 가장 좋은 성능을 보여주고 있다. 특히, 노드 개수가 많은 탐색 공간이 넓은 집합일수록 강화 파라미터(E_d)가 0.9일 때 더욱 효과적임을 보여주고 있다



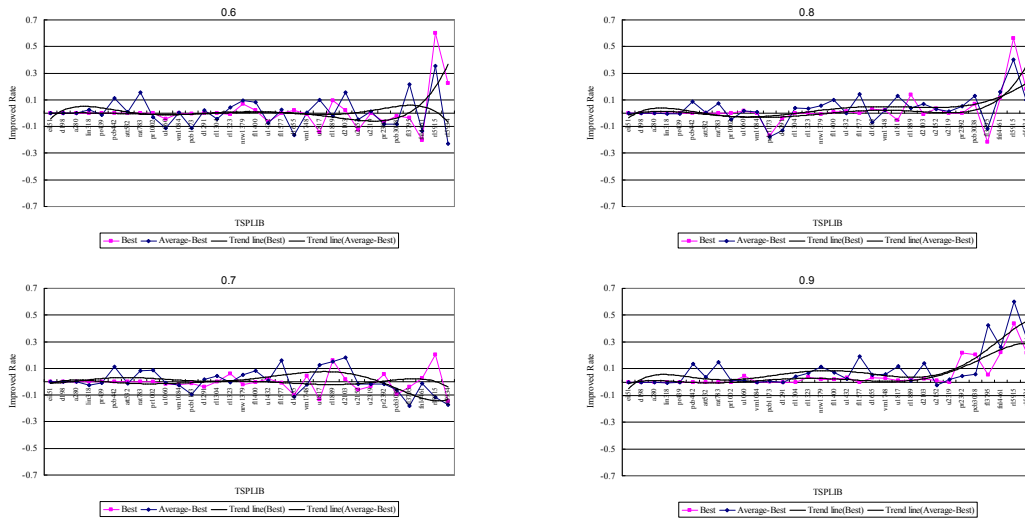


표 2. 제안된 알고리즘과 ACS-Iter[9]와의 비교
Table 2. The comparing the proposed algorithm with ACS-Iter[9]

	Known Best	ACS-Iter[9] (A)		Proposed(duplication) (B)		Improved Rate(%) (A : B)	
		Best	Average-Best	Best	Average-Best	Best	Average-Best
eil51	426	426	426.0	426	426.0	0.00	0.00
d198	15780	15780	15780.0	15780	15780.0	0.00	0.00
a280	2579	2579	2579.0	2579	2579.0	0.00	0.00
pcb442	50778	50778	50860.1	50778	50806.5	0.00	65.29
att532	27686	27686	27702.5	27686	27691.5	0.00	66.67
rat783	8806	8806	8813.2	8806	8813.5	0.00	-4.17
pr1002	259045	259045	259563	259045	259459.9	0.00	19.90
u1060	224094	224241	224629.5	224154	224468	59.18	30.16
vm1084	239297	239297	239399.4	239297	239419.5	0.00	-19.63
pcb1173	56892	56893	56987.3	56892	56995	100.00	-8.08
d1291	50801	50801	50841.8	50801	50844.1	0.00	-5.64
r11304	252948	252948	253406.5	252948	253314.6	0.00	20.04
r11323	270199	270254	270758.8	270450	270751.2	-356.36	1.36
nw1379	56638	56688	56751.4	56685	56726.2	6.00	22.22
u1432	152970	153260	153457.7	153236	153428.8	8.28	5.93
fl1577	22249	22255	22326.3	22254	22279.8	16.67	60.16
d1655	62128	62220	62398.6	62128	62240.9	100.00	58.28
vm1748	336556	336834	337192.9	336735	336967.5	35.61	35.39
u1817	57201	57251	57379.1	57263	57442	-24.00	-35.32
d2103	80450	80466	80637.1	80450	80613.8	100.00	12.45
u2152	64253	64353	64509.7	64332	64507.8	22.00	1.74
u2319	234256	234929	235109.4	234929	235101.2	0.00	0.96
pr2392	378032	378575	379963.5	378173	379512.7	74.03	23.34
pcb3038	137694	138889	139338	137965	138380.9	77.32	58.22
fl3795	28772	28859	29288.7	28791	28983.4	78.16	59.09
fn14461	182566	186092	186466.8	184817	185207.4	36.16	32.29
rf5915	565530	574694	577917.1	572591	574543.8	22.95	27.23
rl5934	566045	566669	568920.8	563429	564879.7	30.50	31.39

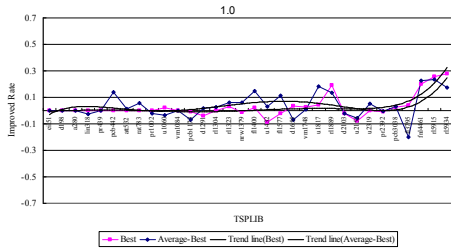


그림 3. 중복간선 강화 파라미터($E_d = [0.1, 1.0]$)변경에 따른 실험 결과
 Fig 3. The experimental result considering the overlapping parameter($E_d = [0.1, 1.0]$) of overlapping edge

<표2>는 제안된 알고리즘과 전역 최적 경로가 향상되지 않는 경우 반복 탐색 구간을 고려해 상태전이 규칙의 파라미터를 변경하는 알고리즘(ACS-Iter)[9]과의 비교 실험결과이다. 방법은 주어진 반복 사이클 횟수(iteration) 동안 전역 최적 경로의 길이가 향상되지 않으면 국부최적에 빠졌다고 평가하고, 상태전이 규칙에서의 파라미터($\alpha = 1, \beta = 2$)를 변경($\alpha = 0.6, \beta = 1.1$)하여 다음 노드를 선택한다. 그 외 실험 환경변수는 동일하게 적용하였다.

실험 결과를 살펴보면, 이전 최적 경로와 현재 최적 경로의 중복 간선에 대한 강화 전략이 전역 최적 경로가 탐색되지 않는 반복 탐색 구간을 고려해 상태전이 규칙의 파라미터를 변경한 다양화 전략 보다 대체적으로 좋은 성능을 보이고 있다.

최적 경로 탐색에서는 2개의 집합(r11323, u1817)에서 성능이 다소 떨어지고, 평균 최적 경로 탐색에서는 집합(rat783, vml084, pcb1173, dl291, u1817)에서 성능 수치 차이가 거의 없을 정도로 약간 떨어질 뿐, 대부분의 집합에서 성능이 우수함을 보여준다.

V. 결론

본 논문에서는 이전 전역 최적 경로와 현재 전역 최적 경로의 중복 간선을 고려한 탐색 방법을 제안하였다. 이 방법은 두 전역 최적 경로에서 중복된 간선은 최적 경로로 구성될 가능성이 높다고 판단하고, 중복 간선의 페로몬을 강화시켜 최적 경로를 구성할 확률을 높였다.

이 방법을 통해 노드의 개수가 많은 탐색 공간이 넓은 집합에서도 ACS-3-opt 알고리즘과 ACS-Subpath 알고리즘에 비해 효율적으로 최적해를 탐색할 수 있음을 보였다.

또한, 제안된 이전 최적 경로와 현재 최적 경로의 중복 간

선에 대한 강화 전략이 전역 최적 경로가 탐색되지 않는 반복 탐색 구간을 고려해 상태전이 규칙의 파라미터를 변경한 다양화 전략 알고리즘(ACS-Iter)보다 좋은 성능을 보였다.

향후 연구에서는 일반적으로 최적화 탐색 문제에서 강화와 다양화의 조화는 중요한 요소로 인식되는 만큼, ACS를 이용한 최적화 탐색에서의 강화와 다양화의 조화를 이루는 방법에 대한 많은 연구가 필요하다. 또한 알고리즘별 환경변수 결정에 관한 연구도 필요하다.

참고문헌

- [1] L.M. Gambardella and M. Dorigo, "Ant Colony System: A Cooperative Learning approach to the Traveling Salesman Problem" IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v.1, no.1, pp.53-66, 1997.
- [2] M. Dorigo and L.M. Gambardella. "Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem". BioSystems, v.43, pp.73-81. 1997.
- [3] M. Dorigo, L.M. Gambardella, M. Middendorf and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v.6, no.4, 2002.
- [4] M. Dorigo and C. Blum. "Ant colony optimization theory: A survey", Theoretical Computer Science, 344(2-3), pp.243-278, 2005.
- [5] M. Dorigo, M. Birattari and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization - Artificial Ants as a Computational Intelligence Technique", IEEE Computational Intelligence Magazine, v.1, no.4, pp.28-39, 2006.
- [6] M. Dorigo and T. Stutzle, "The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances", Handbook of Metaheuristics, 2002.
- [7] M. Dorigo and K. Socha, "An Introduction to Ant Colony Optimization", Approximation Algorithms and Metaheuristics, CRC Press, 2007.
- [8] I.K Kim and M.Y Youn, "Improved Ant Colony System for the Traveling Salesman Problem", The KIPS transactions. Part B, v.12, no.7, pp.823-828, 2005.
- [9] S.G Lee, "Ant Colony System Considering the

Iteration Search Frequency that the Global Optimal Path does not Improved”, Journal of The Korea Society of Computer and Information, v.14, no.1, pp.9-15, 2009.

- [10] <http://elib.zib.de/pub/Packages/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html>
- [11] L. M. Gambardella and M. Dorigo, "HAS-SOP: An Hybrid Ant System for the Sequential Ordering Problem," Tech. Rep. No. IDSIA 97-11, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.
- [12] V. Maniezzo and A. Colomi. "The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, v.11, no.5, pp.769-778, 1999.
- [13] B. Bullnheimer, R.F. Hartl and C. Strauss. "Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem." Meta-Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, Kluwer:Boston. 1999.
- [14] A. Colomi, M. Dorigo, V. Maniezzo and M. Trubian. "Ant system for Job-shop Scheduling." JORBEL - Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science, 34(1): pp.39-53. 1994.
- [15] D. Costa and A. Hertz. "Ants Can Colour Graphs." Journal of the Operational Research Society, 48, pp.295-305. 1997.
- [16] G. Di Caro and M. Dorigo "AntNet: Distributed Stigmergetic Control for Communications Networks." Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR), 9:317-365. 1998.
- [17] S.G Lee, "Elite Ant System for Solving Multicast Routing Problem", Journal of The Korea Society of Computer and Information, v.13, no.3, pp.147-152, 2008.

저 자 소개



이 승 관

1997년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학사
1999년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학석사
2004년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학박사
2004년 3월 ~ 2006년 8월 :
가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 강의
전임 교수
2006년 9월 ~ 현재 :
경희대학교 학부대학 조교수
관심분야 : 인공지능, 로봇에이전트,
최적화, 데이터마이닝,
영상처리
E-mail : leesg@khu.ac.kr



강 명 주

1993년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학사
1995년 2월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학석사
1998년 8월 : 경희대학교 전자계산
공학과 공학박사
2000년 9월 ~ 현재 :
청강문화산업대학 컴퓨터게임과 교수
관심분야 : 게임알고리즘, 메타휴리스
틱 알고리즘, 네트워크 디
자인
E-mail : mjkkang@ck.ac.kr