

TSP를 위한 개미알고리즘: 보다 좋은 α 와 β 값 발견

황수철*, 조상엽**

요약

본 논문에서는 TSP(Travelling Salesman Problem)에 개미 알고리즘을 적용하여 최적의 솔루션(여행 거리를 최소화)을 찾을 수 있게 하는 보다 좋은 파라미터 발견 방법을 제시한다. 이를 위해서 다섯 개의 도시 분포 유형을 정의하고, 363개의 파라미터 조합과 각 도시 분포 유형별로 30개의 도시로 구성된 도시 집단을 10개씩 만들었다. 그리고 이 도시 집단에 파라미터 조합을 사용한 개미 알고리즘을 적용하여, 모든 도시 분포 유형에 공통으로 사용될 수 있는 보다 좋은 파라미터 조합 39개를 찾아냈다.

Ant Algorithm for the Travelling Salesman Problem: Finding the Better Alpha and Beta Values

Su-Chul Hwang*, Sang-Yeop Cho**

ABSTRACT

This paper proposes the better parameter finding method which is able to search the optimal solution(minimization of travel distance) by applying ant algorithms to TSP. In order to solve it we define the five types of city distribution, 363 combinations of parameters, and for each types of city distribution, make ten city group consisted of 30 cities. And then applying ant algorithm which used the combination of parameters to the city group, we can find 39 better parameters which can use in all types of city distribution commonly.

Key Words : Ant Algorithms, TSP(Travelling Saleman Problem), Optimal Algorithms, Parameters, Pheromone.

* 인하공업전문대학 컴퓨터시스템과(✉schwag@inhac.ac.kr)

** 청운대학교 인터넷학과

· 제1저자(First Author) : 황수철 · 교신저자(Correspondent Author) : 조상엽
· 접수일(2010년 9월 1일), 수정일(1차 : 2010년 10월 1일), 게재확정일(2010년 10월 5일)

I. 서론

최근까지 인공지능 기술에 대한 연구가 꾸준히 지속되어 왔으며 이를 기반으로 하는 지능형시스템이 우리 주변의 다양한 분야에서 많이 활용되어, 우리 생활 속에서 쉽게 찾아 볼 수 있다. 예를들어, 게임AI에서부터 지능형 주차, 교통, 물류관리시스템, 지능형 지문인식시스템, 지능형 정수장 관리시스템, 지능형 실시간 환경감시체제에 이르기까지 폭 넓게 지능형 시스템 개발 기술이 이용되고 있다.

본 연구에서는 지능형시스템 개발 기법들 중 하나인 개미 알고리즘(ant algorithm)과 그 응용으로 TSP(Travelling Salesman Problem)에 관심을 갖고자 한다.

개미 알고리즘은 개미 군락이 자신들의 본능과 스틱머지(stegmergy)를 이용하여 등지에 먹이를 모아 오는 과정을 모방한 문제 해결 방법론으로, 개미 알고리즘의 적용 및 응용분야로 Job-shop 스케줄링, 수송기 라우팅, 네트워크 라우팅, 여행 경로 최적화, 그래프 컬러링 등이 있다.

이 분야의 문제를 해결할 때 개미 알고리즘에서 제시하는 파라미터, 즉 페르몬의 양과 연관된 α 값과 에지의 가시거리와 연관된 β 값을 잘 조합해서 사용하면 보다 좋은 결과를 얻을 수 있다[1]. 그리고 페르몬 증발과 연관된 ρ 값 또한 중요한 역할을 한다. 하지만 이 값들의 조합은 여러 응용 분야에 대한 일반적인 값으로, 특정 분야(예:Travelling Salesman Problem 해결)를 대상으로 했을 때 최상의 해답을 구하지 못할 수도 있다. 최적의 해를 구하기 위해서 차라리 특정 분야에 맞는 α, β 값을 구하는 것이 보다 더 효과적이다.

따라서 본 논문에서는 도시 분포 유형을 5개로 제한한 공간을 여행하고 돌아오는 TSP(Travelling Salesman Problem)에 지능형시스템 개발 방법론중

하나인 개미 알고리즘을 적용할 때 최적의 해를 얻을 수 있게 해주는 α, β 값과 아울러 ρ 값 조합을 구하고자 하였다.

이를 위해 개미 알고리즘을 고찰 및 기술하고 보다 좋은 파라미터 조합을 찾아내는 방법을 제시하고 실험을 통해서 그 결과를 도출하였다.

II. 연구배경

개미 알고리즘은 특정 문제를 해결하도록 고안된 인공개미 또는 상호협력 에이전트의 군집이며, 일종의 경험적 탐색 알고리즘으로 최적화 문제를 해결하는데 사용된다.

이러한 알고리즘을 이용하여 현실 문제를 해결하려는 학술적 연구가 국내외에서 그 동안 꾸준히 있어 왔다. 개미 알고리즘의 창안자인 마르코 도리고는 가장 적정한 파라미터 집합을 값을 찾아내 TSP에 적용한 바 있으며[2], 이를 기반으로 하여 TSP에 적절한 α, β 값 조합과 아울러 ρ 값의 범위를 제시하였다[1]. 특히 1997년에서 2001년 사이에는 표 1과 같은 여러 분야에서 개미 알고리즘을 이용한 연구가 있었다[3].

표 1. 개미알고리즘 연구분야
Table 1. research field of ant algorithm

연구제목	연구자	년도
Job schedule in aluminum foundry	Gravel M	2001
Structural design problem	Bland,J.A	2001
Bioreactors optimization	Jayaraman,V.K	2001
Full truck load transportation problems	Doerner,K.	2001
Bus stop allocation problem	Wiering,M	2001
Peer-to-peer network	Baboglu, O	2001
Shop floor routing	Cicirello,V.A.	2001
Digital art	Tzafestas,ES	2000
Space-planning	Bland, J.A.	1999
Bus driver scheduling	Forsyth,P.	1997

그 밖에 개미 알고리즘을 TSP에 적용시킬 때 페르몬 양의 갱신이 각 도시 순방 결과에 미치는 영향을 조사한 바 있으며[4], MTP(Multimodal Transport Problem) 분야에도 적용하여 기존의 디스트라(Dijkstra) 알고리즘 보다 메모리 공간 복잡도를 줄일 수 있음을 보였다[5]. 국내에서는 개미모델 성능에서 다중 에이전트 상호작용 전략의 효과에 대한 연구가 있었고[6], 개미 알고리즘을 이용한 무선 센서 네트워크의 라우팅 알고리즘에 관한 연구가 있었다[7].

이들 모든 연구에서는 결과에 큰 영향을 줄 수 있는 3개의 파라미터가 사용되는데 대개의 경우 매번 실험 의해 적당한 값을 사용하는 번거로움이 있다. 이에 본 연구에서는 개미 알고리즘의 적용 범위를 TSP와 같은 여행 및 수송 경로 문제 해결로 제한하여 5가지 도시 패턴을 정의한 후, 이 부류의 문제를 해결하는데 도움을 줄 수 있는 파라미터 조합을 미리 발견하여 추후 유사 도시 패턴에 활용하고자 하였다

III. 개미 알고리즘

개미는 먹이 수집 활동에 있어서 시각뿐만 아니라 페르몬을 보다 많이 사용하면서 먹이와 둥지까지의 최적 경로를 발견한다. 본 논문에서는 이러한 활동을 정형화시킨 최적화 알고리즘, 즉 일반화된 개미 알고리즘을 사용한다[1].

3.1 개미 활동 공간

개미 알고리즘에서 사용하는 주요 자료구조 중 하나는 개미가 활동할 환경을 표현하는 양방향 그래프이다. 그래프 이론에서 그래프는 에지(선)로 연결되는 노드(정점)들의 집합이다. 각 에지에는 두 노드간의 거리를 의미하는 가중치가 부여된다. 그

래프는 양방향이어서 개미는 에지를 따라서 둘 중 한방향의 움직임 수 있다. 본 논문에서는 정점을 도시로 하여 30개의 도시를 서로 연결하는 구조를 사용하였다.

3.2 개미와 초기 모집단

개미는 개미 알고리즘에서 하나의 에이전트(agent)이자 주어진 문제를 해결하는데 사용되는 모집단의 일부이기도 하다. 이 개미는 그래프에서 어떻게 경로를 선택하는 가를 정의한 규칙 집합을 갖는다. 그리고 개미는 자기가 방문했던 노드 리스트를 관리한다. 이 리스트를 통해서 개미는 각 노드를 단지 한번 씩만 방문한다. 개미는 자기가 돌아 다녔던 순서로 현재 여행 과정을 노드 리스트에서 관리하며, 이 리스트는 나중에 개미의 전체 여행 길이를 계산하는데 사용된다. 그림 1은 본 논문에서 사용한 개미 에이전트의 구성요소를 보인 것이다. 한 마리의 개미는 antType으로 정의되어 30개 도시에 대한 개미의 현재 위치(curCity) 및 다음 방문 도시값(nextCity)과 이미 방문했던 도시값(tabu)들 그리고 최적 여행 경로를 지닌 개미의 번호(pathIndex)와 방문 경로(path), 전체 여행 길이값(tourlength)과 관련된 정보를 보유한다.

```
antType = { curCity,
            nxtCity,
            tabu[],
            pathIndex,
            path[],
            tourlength }
```

그림 1. 개미 에이전트 구성요소
Fig 1. components of ant agent

개미 모집단이 만들어 지면 그래프의 노드상에 개미를 균등하게 분포시킨다. 모든 노드가 시작점으로서 동등한 기회를 가져야 하기 때문에 개미를

노드에 골고루 놓는 것은 중요하다. 각 개미가 동일한 위치에서 출발한다는 것은 특정 노드가 최적의 출발 노드라는 것을 의미하기도 한다. 본 논문에서는 30개의 도시에 앞서 언급한 antType으로 선언된 30마리 개미를 배치하여 서로 중복되지 않도록 하였다.

3.3 개미 이동

개미는 홀로 매우 단순하게 확률에 의해 이동한다. 개미가 여행(그래프상의 모든 노드를 방문)을 마칠 때까지 다음 수식 (1)이 개미가 가는 다음 에지를 찾는데 사용된다.

$$P = \frac{\tau(r, u)^\alpha * \eta(r, u)^\beta}{\sum_k \tau(r, u)^\alpha * \eta(r, u)^\beta} \quad (1)$$

여기서 $\tau(r, u)$ 는 에지상의 페르몬 강도를 나타내고, $\eta(r, u)$ 는 여행거리의 역으로 계산되며 에지의 가시거리를 나타내는 휴리스틱 함수이다. 결국 개미의 이동에는 페르몬과 가시거리 그리고 2개의 지수 파라미터가 사용된다. 파라미터 α 는 페르몬의 가중치를 나타내며, β 는 가시거리와 연관된 휴리스틱의 가중치를 나타낸다. 이 수식을 통해 α 와 β 파라미터도 개미의 행로를 결정하는데 중요한 역할을 한다는 것을 알 수 있다.

개미는 tabu 리스트에 있는 아직 방문하지 않은 노드만을 찾아 가는데 이때 확률값(P)은 아직 방문하지 않은 노드로 가는 에지들에 대해서만 구해진다. 변수 k는 아직 방문하지 않은 에지를 나타낸다.

3.4 개미 여행

개미가 그래프상의 각 노드들을 모두 돌아다니면 개미의 여행은 종료한다. 일단 개미가 여행을

마치면 전체 여행에 대한 길이(L)가 계산된다. 그 길이는 단순히 개미가 이동한 모든 에지에 대한 거리의 합이다. 수식 (2)는 개미 k가 경로 i, j를 돌아다니면서 각 에지에 남기는 페르몬의 양($\Delta\tau$)을 계산하는 수식이며, 변수 Q는 임의의 상수를 나타낸다.

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \frac{Q}{L^k(t)} \quad (2)$$

이 값은 개미가 경로에 남긴 흔적에 대한 측정값으로, 자국 길이가 작게 나타날수록 페르몬($\Delta\tau$)은 보다 강하게 되는 반면에 길이가 길수록 페르몬($\Delta\tau$)이 보다 약하게 된다. 이 값은 개미가 지나간 각 에지의 페르몬을 증가시키기 위해서 수식 (3)에서 사용된다.

$$\tau_{ij}(t) = \tau_{ij}(t) + (\Delta\tau_{ij}^k(t) * \rho) \quad (3)$$

이는 전체 경로에 적용되어 개미가 여행을 한번 마치면 페르몬 양을 갱신하는데 사용된다. 상수 ρ 는 페르몬 증발과 관련된 파라미터로 일반적으로 0~1 값을 사용한다.

3.5 페르몬 증발

여행 초기 단계에서 각 에지는 동일 페르몬을 보유하면서 동일한 선택 확률을 갖는다. 네트워크상의 부실한 경로들을 서서히 제거하기 위해서 네트워크 상의 모든 에지에서 페르몬 증발이 발생한다. 수식(3)의 결과에 페르몬 증발값 (1 - ρ)를 적용하면 이전 보다 약한 에지상의 페르몬 값이 구해지는데, 이 값(ρ)은 수식 (1)에서 다시 새로운 $\tau(r, u)$ 값으로 사용된다. 결국, 수식 (4)는 개미의 경로 상에서 발생하는 페르몬 증발 현상을 반영하

는 것으로, 이 수식에 의해서 잘 사용되지 않는 경로는 페르몬 양을 줄여 들어 결국에는 수식 (1)에 의해 선택될 확률이 떨어지게 된다.

$$\tau_{ij}(t) = \tau_{ij}(t) * (1 - \rho) \quad (4)$$

3.6 재출발

일단 모든 개미가 여행을 마치면 여행 길이를 근거로 모든 에지 상의 페르몬 값이 갱신되며 알고리즘은 다시 시작된다. 이때 tabu 리스트가 새로이 초기화되고 여행 길이는 다시 0으로 된다. 개미는 조사될 다음 에지를 따라 수식(1)을 사용하여 네트워크를 통해 이동한다. 이러한 작용이 일정 횟수의 여행으로 수행될 수 있으며, 약간의 여행 횟수에 대해 어떠한 변화가 없을 때까지 수행될 수도 있다. 이때 최상의 경로가 해(solution)로서 구해진다.

IV. 보다 좋은 파라미터 값 발견

본장에서는 TSP(Travelling Salesman Problem) 분야에 개미 알고리즘을 적용할 때에 최적의 솔루션(여행 거리를 최소 거리)을 구하게 하는 보다 좋은 파라미터 발견 방법을 그림 2처럼 제시하고 주요 기능을 기술하였다.

4.1 파라미터 조합 생성 및 도시 유형 정의

(1) α, β, ρ 값 조합 생성

개미 알고리즘을 사용하는데 있어서 파라미터 값들은 주로 경험적 값이나 실험에 의해서 적당한 값을 선정하여 사용해 왔다. 본 연구에서는 개미 알고리즘을 TSP에 적용했을 때 보다 좋은 파라미터를 구하고자 기존 여러 연구에서 많이 사용했

던 α, β, ρ 값들을 가지고서 표 2처럼 363개의 파라미터 조합을 만들어 사용하였다.

α {0.1, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0, 4.5, 5.0}

β {0.1, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0, 4.5, 5.0}

ρ {0.1, 0.5, 0.9}

1. 도시 자료와 파라미터 자료를 초기화
2. 5개 도시 분포 유형에 대해서 다음을 반복 수행
 - 2.1 10개 도시 집단 대해서 다음을 반복 수행
 - 2.2.1 363개 파라미터 조합에 대해서 다음을 반복 수행
 - 2.2.1.1 개미 알고리즘을 5번 반복 수행하여 평균 여행거리를 계산하여 저장
 - 2.2.2 도시 집단의 여행 거리를 최소화 시키는 파라미터 조합(Dx_Cjdist_min)을 계산
 - 2.2. 전체 도시 집단에 대해 여행거리 최소화를 만족시킬 수 있는 파라미터 조합(PCx)을 계산
 3. 5개 도시 분포 유형에 대해 여행거리 최소화를 모두 만족시킬 수 있는 파라미터 조합(OPC₅) 계산
 4. 프로그램 종료

그림 2. 보다 좋은 파라미터 발견 알고리즘
Fig 2. algorithm for finding better parameters

표 2. 파라미터 조합
Table 2. parameter combination

구분 \ 파라미터	α	β	ρ
P1	0.1	0.1	0.1
P2	0.1	0.1	0.5
P3	0.1	0.1	0.9
P4	0.1	0.5	0.1
...			
P363	5.0	5.0	0.9

(2) 5가지 도시 유형과 개미

TSP 실험 공간으로 50*50 격자 모양을 사용하며, TSP문제를 해결함에 있어서 보다 객관적인 파라미터 조합을 구하고자 그림 3처럼 5가지 유형의 도시 집단을 여행 공간으로 정의하였다. 그리고 표 3처럼 30개의 도시를 갖는 도시 집단을 도시의 분포 유형별로 10개 생성하여 실험에 사용한다. 한편 개미의 개수는 시뮬레이션 결과의 질(quality)에 영

향을 주는데, 비록 많은 개미를 사용하는 것이 합리적이지만, 사전 모의실험에서 개미의 수를 도시의 수와 일치시켰을 때가 비교적 우수한 결과(최적 경로)를 도출했기에 그림 1과 같은 개미 에이전트를 도시 개수와 동일하게 30개로 설정 하였다.

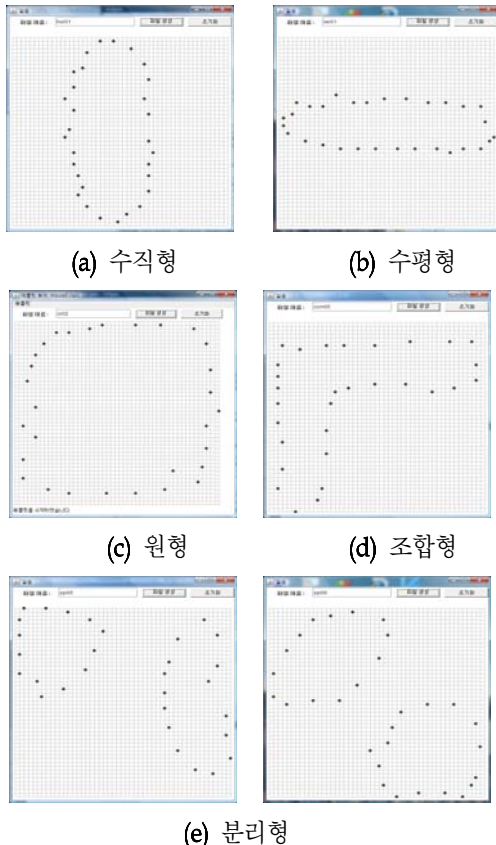


그림 3. 도시 분포 유형
Fig 3. type of city distribution

표 3. 도시 좌표 정보 테이블
Table 3. information table for city coordinate

도시집단번호	도시x,y좌표(30개)
C ₁	(20,10),(22,33),...,(40,45),(44,49)
C ₂	(09,12),(12,15),...,(43,42),(48,55)
..	() () ... () ()
C ₉	(02,05),(07,12),...,(39,47),(47,46)
C ₁₀	(15,27),(20,30),...,(08,10),(05,04)

4.2 파라미터 조합을 도시 분포 유형에 적용

최선의 파라미터 조합을 구하기 위해서 도시 분포 유형마다 표4와 같은 파라미터 조합 테이블을 사용하는데 보다 객관성을 높이기 위해 10개 도시 집단마다 파라미터 조합을 각각 5번 적용한 후 나온 여행거리의 평균값을 구한다. 예를 들어, 임의의 도시 분포 유형의 도시집단 C₁에 파라미터 조합 P1~P363까지 각각 5회 적용하여 평균 여행 거리를 구하며, 동일한 방법으로 나머지 C₂~C₁₀까지도 평균 여행 거리를 구한다. 이렇듯 나머지 4가지 도시 분포 유형에 대해서도 동일한 방법으로 평균 여행거리를 얻을 수 있다.

표 4. 파라미터 조합 테이블
Table 4. parameter combination table

번호	α	β	ρ	1회	2회	3회	4회	5회	평균
C ₁	P1	0.1	0.1	0.1					
	P2	0.1	0.1	0.5					
	P3	0.1	0.1	0.9					
	P4					
					
	P362	5.0	5.0	0.5					
	P363	5.0	5.0	0.9					
...						
C ₉						
C ₁₀						

4.3 최적의 파라미터 조합 추출

5개 도시 분포 유형의 도시 집단에 대한 최적의 파라미터 조합을 추출하기 위해서 먼저 363개의 파라미터 조합을 5개 유형의 각 도시집단에 적용하여 얻은 결과 테이블로부터 각 도시 분포 유형 별로 각 도시집단의 평균 여행 거리를 최소로 만드는 파라미터 조합을 추출한다.

예를 들어, 임의의 도시 분포 유형 x(수직형, 수평형, 원형, 조합형, 분리형)에 대한 도시 집단 C₁에서 파라미터 조합 P1, P10, P362, P363의 여행거리 평

균이 최소이고, C_2 에서는 P10, P362, P363이 그리고 C_{10} 에서는 P5, P10, P15, P16, P17, P363이 최소라면 아래처럼 각 도시 집단의 여행 거리를 최소로 만드는 파라미터 조합에 대한 집합을 구한다.

$$\begin{aligned} Dx_{C_1}dist_min &= \{ P1, P10, P362, P363 \} \\ Dx_{C_2}dist_min &= \{ P10, P362, P363 \} \\ &\dots \\ Dx_{C_{10}}dist_min &= \{ P5, P10, P15, P16, P17, P363 \} \end{aligned}$$

다음에는 이렇게 구한 파라미터 값들로부터 임의의 도시 유형 x 에 대한 10개 도시 집단에 공통으로 적용되는 파라미터 조합 PC_x 을 수식(5)를 통해 얻어 낸다. 첨자 x 는 수직형, 수평형, 원형, 조합형, 분리형 도시 분포를 의미한다.

$$PC_x = Dx_{C_1}dist_min \cap \dots \cap Dx_{C_{10}}dist_min \quad (5)$$

예를 들어, 이렇게 구해진 값 { P10, .. , P363 }은 주어진 임의의 도시 분포유형 x 에서 개미 알고리즘을 이용하여 TSP를 해결하고자 할 때 보다 좋은 파라미터 조합이라 것을 의미하는 것이다. 즉, 각 도시 분포유형 마다 개미 알고리즘을 이용하여 TSP를 해결할 때에 보다 좋은 결과를 가져올 수 있는 것을 의미하기도 한다.

마지막으로 각 도시 분포유형별 구해진 최적의 파라미터 조합에 대해 다시 공통집합을 구함으로써 5가지 도시 분포 유형에 적용될 수 있는 최적의 파라미터 조합 OPC_5^A 를 구해낸다. 여기서 첨자 5는 5개 도시 유형을 의미하며 n 은 파라미터 조합이 공통으로 적용되는 도시 유형의 개수를 나타낸다. 결국 5개 도시 분포 유형에 모두 적용 가능한 최적의 파라미터 조합을 찾기 위해서 수식 (6)과 같이 OPC_5^5 를 구한다.

$$OPC_5^5 = PC_{수직형} \cap PC_{수평형} \cap PC_{원형} \cap PC_{조합형} \cap PC_{분리형} \quad (6)$$

이 결과는 본 연구에서 제시한 5개 유형의 도시 분포에서 개미 알고리즘을 이용하여 TSP를 해결할 때 최상의 솔루션을 찾게 해주는 보다 좋은 파라미터 조합으로 사용될 수 있음 의미한다.

V. 실험 결과

5.1 결과

각 도시집단에 파라미터 조합을 5회씩 적용하여 얻은 평균 여행거리의 최소값과 최대값은 표5와 같다.

표 5. 파라미터 조합 적용 후 평균 여행거리의 최소값과 최대값

Table 5. minimum and maximum of average travel distance after implying parameter combination

도시 유형	여행 거리	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}
수직형	최소	161.6	164.0	201.8	166.1	183.7	174.6	195.4	137.6	184.8	198.0
	최대	527.5	497.5	599.2	519.5	549.7	572.8	563.2	459.0	567.2	563.4
수평형	최소	115.9	108.1	113.9	115.9	117.7	121.7	123.0	128.9	128.5	139.0
	최대	384.6	348.8	375.1	384.6	382.9	403.4	434.8	412.0	386.8	413.1
원형	최소	218.2	168.2	161.2	170.6	159.5	167.8	177.2	161.8	116.4	196.9
	최대	728.8	653.3	630.8	637.9	612.7	585.7	620.4	666.5	473.1	643.9
조합형	최소	142.0	160.6	150.8	144.9	165.2	166.5	172.2	209.6	165.9	199.6
	최대	484.8	565.9	558.0	514.2	536.3	549.6	547.0	660.2	534.6	618.4
분리	최소	161.5	164.0	201.8	166.1	183.7	174.6	195.4	137.6	184.8	198.3
	최대	527.5	497.5	599.2	519.5	549.7	572.8	563.2	459.0	567.2	563.4

이 값은 표4의 테이블을 통해 작성된 것이다. 표 6은 수식(5)를 이용하여 도시 분포 유형별로 각 도시 집단의 평균 여행 거리를 최소로 만드는 363개의 파라미터 조합을 도출한 것이다.

표 6. 도시 분포 유형별 평균 여행 거리를 최소로 만드는 파라미터 조합

Table 6. parameter combination for PC_x

PC _x	파라미터 조합	비고
PC _{수직형}	P23~P33,P46~P66,P73,P76,P79~P92,P94,P95,P97~P99,P112,P115,P118,P119,P121,P123~P132,P151,P154,P156,P158,P162,P163,P184,P192,P193,P196,P221,P222,P230,P231,P250,P251,P255,P257,P260,P262,P294,P295,P360	92개
PC _{수평형}	P20,P22~P33,P46~P66,P76,P79,P80,P82~P86,P88~P99,P117,P118,P124~P131,P152,P157,P160,P163,P165,P187,P189,P191,P228,P231,P263,P320	77개
PC _{원형}	P23~P33,P47~P66,P76,P79,P80,P82~P99,P115,P118,P121,P122,P124,P125,P127~P132,P156~P158,P160,P161,P164,P165,P189~P192,P195,P197,P223,P226,P230,P259,P262,P264,P292,P295,P297,P323,P326,P329	92개
PC _{조합형}	P19~P33, P45~P66,P73,P74,P76,P79~P99,P112,P115,P117,P118,P120~P132,P145,P146,P148~P165,P182,P184~P198,P215,P218,P220,P222,P223,P225~P228,P231,P247,P251~P263,P280,P283~P285,P289~P295,P297,P317,P318,P322~P330,P349,P352~P355,P358,P361,P362	171개
PC _{분리형}	P22~P33,P45~P62,P64~P66,P70,P73,P76,P77,P80,P83,P85,P88,P91,P92,P94,P97	45개

표 7. 최적 • 차선의 파라미터 조합

Table 7. first • second parameter combination

OPC _m ⁿ	파라미터 조합	비고
OPC ₅ ⁵	P23~P33,P47~P62,P64~P66,P76,P80,P83,P85,P88,P91,P92,P94,P97	39개
OPC ₅ ⁴	P22,P46,P63,P79,P82,P84,P86,P89,P90,P95,P98,P99,P118,P124,P125,P127,P129,P130,P131	19개

표 7은 표 6을 기반으로 수식(6)을 이용해 5개 도시 분포 유형 전체를 만족시킬 수 있는 최적의 파라미터 조합 결과를 보인 것이다. 아울러 4개의 도시 유형을 만족시킬 수 있는 차선의 파라미터 조합도 함께 제시했다.

표 8. 도리고가 제시한 범용 파라미터 조합

Table 8. general parameter combination suggested by Dorigo

α	β	파라미터 조합 번호
0.5	5.0	P64~P66
1.0	1.0	P73~P75
1.0	2.0	P79~P81
1.0	5.0	P97~P99

5.2 결과 분석 및 자체 평가

개미 알고리즘의 창안자인 마르코 도리고는 개미 알고리즘 사용시 표8처럼 4가지 타당성 있는 파라미터 $\alpha\beta$ 조합 값을 제시했다[1][2]. 이 값들에 파라미터 조합 번호를 부여한 후 표7의 OPC₅⁵과 비교해 보면 ρ 값을 고려하지 않았을 때 파라미터 조합들 중에 P64~P66, P80, P97와 일치함을 알 수 있다. 본 연구에서는 이들 조합 값 이외에도 35개의 파라미터 조합이 TSP 해결에 좋은 결과를 보였다.

전체적으로 5개 도시 분포유형에 적용할 수 있는 유용한 파라미터 조합이 P23~P66 사이에 많이 있음을 보여 주었다.

결과의 정확성을 보이기 위해서 자체 평가로서 최종 결과인 표9에서 5개의 파라미터 조합을 임의로 선택하고, 파라미터 조합 5개를 임의로 생성하여 5가지 도시 분포 유형에 적용시켜 서로 비교하였다. 그 결과 표9의 파라미터 조합을 사용한 경우에서 모두 우수함을 보였다.

VI. 결론

본 연구에서는 개미 알고리즘을 이용하여 TSP를 해결할 때 최상의 해를 얻기 위한 보다 좋은 파라미터 조합을 찾자 하였다. 이를 위해 5개의 도시 분포 유형을 제시하고 각 유형별 10개의 도시 집

단을 생성한 후 개미 알고리즘에 363개의 파라미터 조합을 적용하여 도시 분포 유형별 여행 거리를 최소화 시키는 파라미터 조합을 구하였다.

그리고 이들 조합으로부터 다시 5개 도시 분포 유형 모두에서 여행 거리를 최소화 시키는 파라미터 조합을 찾아냈다. 표 9는 그 결과를 보인 것으로써 개미 알고리즘을 이용하여 TSP를 처리하고자 할 때, 이 파라미터 조합들이 최소한 본 연구에서 제시한 5개 유형의 도시 분포를 갖는 여행 및 수송 경로 최적화 문제를 해결하는데 최상의 파라미터 조합으로 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

표 9. 보다 좋은 파라미터 조합
Table 9. better parameter combination

α	β	ρ
0.1	3.5	0.5/0.9
0.1	3.5	0.9
0.1	4.0	0.1/0.5/0.9
0.1	4.5	0.1/0.5/0.9
0.5	2.0	0.5/0.9
0.5	3.0	0.1/0.5/0.9
0.5	3.5	0.1/0.5/0.9
0.5	4.0	0.1/0.5/0.9
0.5	4.5	0.1/0.5
0.5	5.0	0.1/0.5/0.9
1.0	1.5	0.1
1.0	2.0	0.5
1.0	3.0	0.1
1.0	4.0	0.1/0.5
1.0	4.5	0.1
1.0	5.0	0.1

참고문헌

[1] Jones, M.T., *AI APPLICATION PROGRAMMING*, Charles River Media, 2005.
 [2] Dorigo, Marco, et al., "The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics-Part B*, Vol. 26, No. 1, pp1-13, 1996.
 [3] Krishnan Krishnaiyer, S. Hossein Cheraghi, "Ant Algorithm: Review and Future Application," *IERC02*,

pp.191-197, 2002.

[4] Michael G., Martin M., "Pheromone Modification Strategies for Ant Algorithms applied to Dynamic TSP," *EvoWorkshop 2001, LNCS*, No. 2031, Springer Verlag, pp213-222, 2001.
 [5] Ayed H., Zineb H., Djamel K., "Aco for Solving a Multimodal Transport Problems using a Transfer Graph Model," *ICCI-2009, Champagne, France*, pp285-290, 2009.
 [6] 이승관, "개미모델 성능에서 다중 에이전트 상호작용 전략의 효과," *한국콘텐츠학회 논문지*, 제5권, 제3호, pp193-199, 2005.
 [7] 정의현, "개미 집단 최적화를 이용한 무선 센서 네트워크의 라우팅 알고리즘," *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제12권, 제5호, pp131-137, 2007.

감사의 글

이 논문은 2009학년도 인하공업전문대학 교내연구비 지원에 의해 연구되었음.



황수철(Su-Chul Hwang)

1986년 중앙대학교 전자계산학과 학사
 1988년 중앙대학교 대학원 전산과 석사
 1993년 중앙대학교 대학원 전산과 박사
 2004.8~2005.7 CSUS 방문교수

1991년~현재 인하공업전문대학 컴퓨터시스템과 교수
 ※ 관심분야: 인공지능, 지능형시스템, 인터넷/모바일 응용



조상엽(Sang-Yeop Cho)

1986년 한남대학교 전산과 학사
 1988년 중앙대학교 대학원 전산과 석사
 1993년 중앙대학교 대학원 전산과 박사

1995년~현재 청운대학교 인터넷학과 교수
 ※ 관심분야: 인공지능, 퍼지이론, 퍼지시스템, 페트리네트 응용