

■ 論 文 ■

국내택배시스템에 개미시스템 알고리즘의 적용가능성 검토

Application of Ant System Algorithm on Parcels Delivery Service in Korea

조 원 경

(동부엔지니어링(주) 교통연구실)

이 중 호

(경기대학교 첨단산업공학부 도시·교통공학전공 교수)

목 차

- I. 서론
 - II. 개미시스템알고리즘(ASA)
 - 1. 이론적 배경
 - 2. 일반적 특징
 - 3. TSP에 ASA의 적용
 - III. 타 발견적 알고리즘과의 비교
 - IV. 국내택배시스템에 ASA의 적용가능성 검토
 - 1. 국내 택배시스템
 - 2. 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성 검토
 - V. 결론 및 향후 연구과제
- 참고문헌

Key Words : 개미시스템알고리즘, Ant System, 발견적 알고리즘, 차량경로탐색, 택배시스템

요 약

외관원 문제(TSP; Traveling Salesman Problem)는 경로탐색 최적화문제로 '풀리지 않는 문제'(NP-complete; Non-deterministic Polynomial-time complete)에 속하므로 경유지 수가 많아짐에 따라 급격히 계산시간이 증가한다. 때문에 적용시 정확한 최적해보다는 최적 근사해에 대한 발견적(heuristic) 알고리즘들을 이용한다. 본 연구는 TSP에 적용되는 발견적 알고리즘으로 개미시스템알고리즘(ASA; Ant System Algorithm)을 검토하고, 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성을 검토하였다.

ASA는 NP-complete 문제를 위한 발견적 알고리즘으로, 1990년대 초 M. Dorigo 등에 의해 연구되어졌다. ASA는 개미들이 이동간에 페로몬이라는 일종의 화학물질을 분비할 때, 이동경로 상에 분비된 페로몬 누적에 따라 확률적 방법으로 경로를 결정하게 된다. 이러한 ASA는 NP-complete문제에서 계산시간이나 최단경로탐색에서 우수한 결과를 얻는 것으로 발표되고 있으며, 교통분야에서 차량경로탐색뿐만 아니라 네트워크 관리 및 도로선형계획 등 그 적용범위가 점차 확대되어지고 있다.

현재 국내 택배시스템에서 차량배차시 명확한 기준이 없으며 주로 담당 운전자의 경험과 판단에 의해 결정된다. 본 연구에서는 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성을 검토하였다. 담당 운전자의 경로결정이 가로 10.0km, 세로 10.0km의 범위에서 인접이웃알고리즘(NNA; Nearest Neighbor Algorithm)을 따른다고 가정했을 때와 랜덤한 20개의 경유지를 가질 때, 그리고 경유지 수를 10개씩 증가하여 200개까지 증가할 때를 비교 분석한 결과, ASA가 NNA 보다 우수하였다. ASA를 국내택배시스템에 적용시 운송비용 절감 등의 운영개선을 기대할 수 있으며, 특히 영세한 택배업체에서 보다 저렴하고 우수한 택배시스템을 구축할 수 있을 것으로 보인다.

The Traveling Salesman Problem(TSP) is one of the NP-complete(Non-deterministic Polynomial time complete) route optimization problems. Its calculation time increases very rapidly as the number of nodes does. Therefore, the near optimum solution has been searched by heuristic algorithms rather than the real optimum has. This paper reviews the Ant System Algorithm(ANS), an heuristic algorithm of TSP and its applicability in the parcel delivery service in Korea.

ASA, which is an heuristic algorithm of NP-complete has been studied by M. Dorigo in the early 1990. ASA finds the optimum route by the probabilistic method based on the cumulated pheromone on the links by ants. ASA has been known as one of the efficient heuristic algorithms in terms of its calculation time and result. Its applications have been expanded to vehicle routing problems, network management and highway alignment planning.

The precise criteria for vehicle routing has not been set up in the parcel delivery service of Korea. Vehicle routing has been determined by the vehicle driver himself or herself. In this paper the applicability of ASA to the parcel delivery service has been reviewed. When the driver's vehicle routing is assumed to follow the Nearest Neighbor Algorithm(NNA) with 20 nodes(pick-up and drop-off places) in 10 Km×10 Km service area, his or her decision was compared with ASA's one. Also, ASA showed better results than NNA as the number of nodes increases from 10 to 200. If ASA is applied, the transport cost savings could be expected in the parcel delivery service in Korea.

I. 서론

이동하는 차량의 경로선택문제에서는 통행거리, 통행 시간과 같은 통행비용이 중요한 변수 중의 하나이다. 차량의 경로선택의 문제를 포괄적으로 VRP(Vehicle Routing Problem)라고 하며, 이 VRP는 출발지에서 목적지까지 최단경로(shortest path)탐색, 또는 학교버스의 최적노선 탐색, 수요반응차량(Dial-a-Ride)의 노선결정, 그리고 택배차량의 최적경로 탐색 등의 문제를 포함한다. 이 VRP는 산업공학분야 또는 경영과학분야에서 연구되어지는 스케줄링문제(Scheduling Problem)들 중의 하나로 1959년 Dantzig와 Ramser가 연구한 뒤로 교통분야에서 현재까지 많은 연구의 관심이 되고 있다(장병만, 1990).

본 연구에서 논의될 VRP는 일정한 노선을 가지지 않는 차량들로 하여금 수요량이 미리 알려진 각 지점의 고객 또는 화물에 대해 서비스를 제공하고 최초 출발한 곳으로 돌아올 때의 총 운행거리, 운행시간을 최소화하는 문제로, 외판원문제(Traveling Salesman Problem : TSP)에 속한다.

TSP는 조합최적화(combinatorial optimization)에 속하므로 문제가 커질수록 많은 계산시간이 요구되는 「풀리지 않는 문제」(NP-complete: None-deterministic Polynomial-time Complete)이다. 일반적으로 TSP의 해를 찾기 위해 $O(n!)$ 의(n :경유지 또는 노드수) 계산 시간을 필요로 한다. 이로 인하여 현실 적용시 정확한 최적해보다는 최적근사해(near optimal solution)인 발견적(heuristic) 알고리즘을 이용한다. 대표적인 발견적 알고리즘으로는 유전자알고리즘(Genetic Algorithm), 타부탐색(Tabu Search), 담금질알고리즘(Simulated Annealing), 신경망알고리즘(Neural Network Algorithm), 인접이웃 알고리즘(Nearest Neighbor Algorithm) 등이 있다.

개미시스템알고리즘(ASA: Ant System Algorithm)은 NP-complete 문제를 풀기 위한 발견적 알고리즘들 중 하나로 실제개미(real ants)가 개미집(nest)에서 먹이(food source)까지 최단경로를 찾는 행태를 응용한 알고리즘으로 1990년대 초반 M. Dorigo(1991) 등에 의해 연구가 시작되었다. ASA는 개미들이 이동 간에 페로몬(pheromone)이라는 일종의 화학물질을 분비할 때, 이동경로 상에 분비된 페로몬 누적(pheromone trail)에 따라 확률적 방법으로 경로를 결정하게 된다. 이러한 ASA는 TSP와 같은 NP-complete 연구들에서

계산시간이나 최적경로탐색에 우수한 결과를 보여 주고 있다.

본 연구에서는 TSP와 같은 NP-complete 문제의 발견적 알고리즘의 대안으로 제시될 수 있는 ASA를 검토하고, TSP로 볼 수 있는 국내택배시스템에 ASA의 적용가능성을 분석한다. 먼저, 제2장에서는 ASA의 이론적 배경과 그 특징을 검토하였으며, 제3장에서는 기존 발견적 알고리즘과 ASA를 비교한다. 제4장에서는 시뮬레이션을 통해 현재 국내택배시스템의 차량경로 선정방법과 ASA를 적용한 차량경로선정방법을 비교 분석한다.

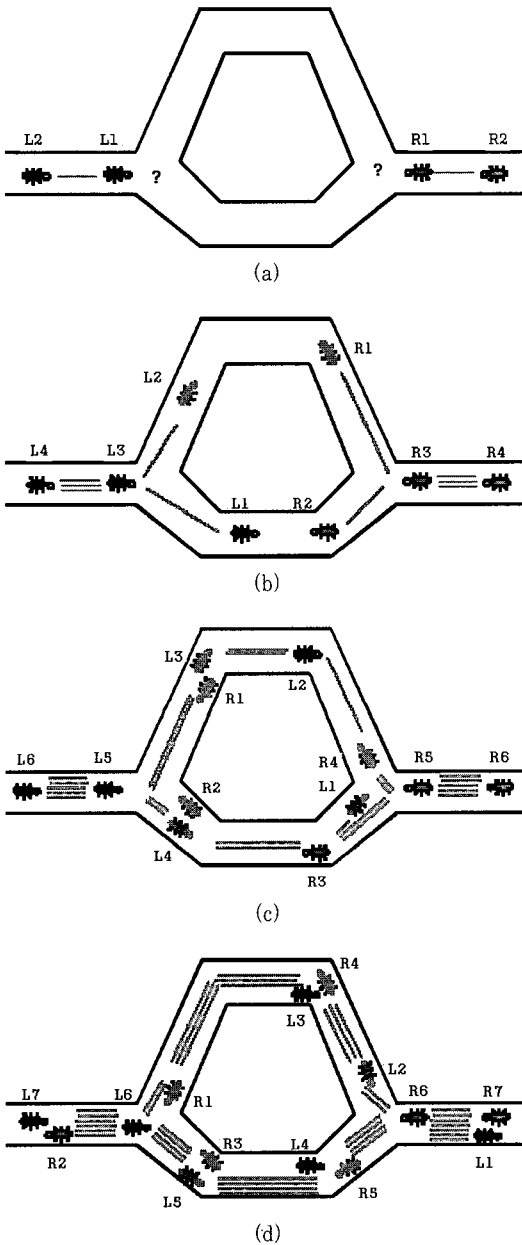
II. 개미시스템알고리즘(ASA)

1. 이론적 배경

개미들은 자신이 분비하는 페로몬을 이용해 서로간의 정보를 교환한다. 실제로 개미들은 시각적 신호 없이 이 페로몬에 의해 개미집으로부터 목적지(음식물 등이 위치한 곳)까지 최단경로를 찾아 이동하는 능력을 가지고 있다. 이동하는 동안, 개미는 자신이 이동한 경로 위에 페로몬을 분비하고, 또한 앞서 지나간 개미로부터 분비된 페로몬 누적에 의해 다음 이동경로를 선택한다. <그림 1>은 개미가 두 지점간의 최단경로를 페로몬 누적으로 찾는 것을 설명하고 있다.

<그림 1>의(a)를 보면, 개미들이 갈림길(또는 교차로)에 도착했을 때, 어느 쪽으로 가야하는지 결정해야만 한다. 이때 개미들은 방향선택에 대한 어떠한 정보도 가지고 있지 않다.

따라서 평균적으로 개미들이 갈림길에서 위쪽 길(링크)을 선택할 확률은 $1/2$ 이고 아래쪽 길(링크)을 선택할 확률은 $1/2$ 이다. 이것은 왼쪽 갈림길(왼쪽에서 오른쪽으로 진행되는 경우)과 오른쪽 갈림길(오른쪽에서 왼쪽으로 진행되는 경우)에서 동일하게 생각할 수 있다. 모든 개미들이 동일한 속도로 이동한다는 가정 하에, <그림 1>의(b),(c)에서 페로몬 누적에 의한 뒤따라오는 개미들의 경로선택과정을 보여주고 있다. 이동하는 개미들이 갈림길에서 반은 아래쪽 길을 선택하고 나머지 반은 위쪽 길을 선택할 때, 아래쪽 길이 위쪽 길보다 짧기 때문에 아래쪽 길을 선택한 개미가 먼저 반대편 갈림길에 도착하게 되고 평균적으로 더 많은 개미들이 아래쪽 길을 이용하게 된다. 그러므로 페로몬이



〈그림 1〉 실제 개미의 최단경로탐색 과정

더 빨리 누적(positive feedback)하게 되어 두 길에 대한 페로몬이 누적된 양의 차이는 갈림길에서 새로운 개미들의 경로 결정에 영향을 줄만큼 크게 된다. (〈그림 1〉의(d)). 결국 새로 갈림길에서 경로 선택을 해야 하는 개미들이 페로몬 누적이 많은 아래쪽 길을 더 많이 선택하기 때문에 아래쪽 길에 페로몬은 위쪽 길보다 더욱 더 많이 누적되어 곧 이후 모든 개미들은 페로몬정보에 의해 최단경로인 아래쪽 길을 택하게 된다.

2. 일반적 특징

ASA는 NP-complete에 속하는 문제의 최적해를 찾기 위해 M. Dorigo, V. Maniezzo, C. Colorni(1991, 1996)에 의해 처음 제안되었다. 그들이 제시한 모의개미(artificial ant, 이하 개미)는 실제개미처럼 페로몬 누적이 의한 확률적 방법으로 최단경로를 찾는다. 그러나 ASA에 효과적인 경로탐색을 위해 실제개미의 페로몬 분비 이외에 몇 가지 능력을 추가적으로 부여하였다.

첫째, 개미는 약간의 시력을 가지고 있는 것으로 가정하였다.

이것은 ASA에서 시인성(visibility)으로 나타내며 목적지 또는 경유지(이하 노드)간 거리에 반비례한다.

시인성만으로는 최적해를 찾을 수 없지만 개미 k 가 노드 i 에서 노드 j 를 선택할 때, 시력은 방향성을 제시하기도 한다.

둘째, 개미는 약간의 기억력(또는 'tabu list'라고도 불림)을 가지고 있다. 개미는 자신이 이미 방문한 노드를 기억하며 개미가 경로탐색을 끝마칠 때까지 한번 방문한 노드는 다시 방문하지 않는다.

셋째, 개미는 실제개미가 개미집에서 군집생활을 하는 것과는 달리 방문해야 할 모든 지점에 고르게 퍼져 존재한다(time discrete). 이것은 개미가 존재하는 각각의 노드를 출발점으로 한 동시다발적인 경로탐색을 가능하게 한다. 〈표 1〉은 ASA에서 구축에서 설정된 개미와 실제개미와의 차이를 보여준다.

ASA에서는 개미가 기억력과 시력을 가지고 있는 것과 더불어 최적해를 얻기 위해 적정한 개미수가 결정되어야 한다. 결정된 개미수는 경로탐색 시간에 관계없이 일정하다. 만약 개미수가 너무 많으면, 일부 링크에 페로몬 누적이 과다 발생하게 되고 이것은 분석 초기에 좋지 못한 해에 수렴하게 된다(quickly reinforce suboptimal trails). 반면에 개미수가 너무 적으면, 개미간의 협력관계에 의한 페로몬 누적이 형성될 수 없다. 왜냐하면 개미가 분비한 페로몬은 시간이 지나면 점차

〈표 1〉 실제개미와(모의)개미의 비교

유사점	차이점
<ul style="list-style-type: none"> • 최단경로를 찾기 위해 개미간에 서로 협력한다 • 페로몬을 사용한다 • 페로몬은 증발한다 • 확률적 방법으로 경로를 결정한다 	(모의)개미는 <ul style="list-style-type: none"> • 약간의 기억력이 있다 • 약간의 시력이 있다 • 시간이 불연속적인 환경(Discrete World)에서 존재한다

증발하기 때문이다.

M. Dorigo(2000) 등은 ASA 연구를 통해 경로탐색에서 주어진 노드수 만큼 개미수를 결정하는 것이 가장 좋은해를 얻을 수 있다고 제안하였다.

2. TSP에 ASA의 적용

ASA이 적용된 NP-complete문제 중 하나는 n개의 노드(또는 도시)가 주어진 TSP이다. TSP는 각 노드들 한 번씩만 경유하여 최초 출발한 노드로 다시 돌아오는 여행(Closed Tour)으로 최소 여행거리 또는 최소 여행시간을 가지는 경유 노드 순서를 찾는 문제이다. 일반적인 TSP인 경우에 여행거리는 노드 i 와 노드 j 사이 링크 길이, d_{ij} 로 표현되며, d_{ij} 를 노드 i, j 사이의 Euclidean 거리라 하고 아래의 식으로 표현 될 수 있다.

$$d_{ij} = [(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2]^{1/2} \quad (1)$$

여기서, x_i 와 y_i 는 노드 i의 좌표이다. 만약 노드간 거리가 비대칭인 TSP(ATSP: Asymmetric TSP)인 경우는 두 노드 i, j를 연결하는 거리는 i에서 j로의 방향에 따라 다르다($d_{ij} \neq d_{ji}$). 그러나 TSP 또는 ATSP에서 ASA에 의한 최적해 탐색방법은 동일하게 적용된다.

ASA는 개미들이 여행을 완료할 때까지 하나의 노드에서 다른 노드로 이동하면서 TSP의 해를 찾는다. ASA이 반복수행 되는 동안 각 개미 k($k=1 \dots m$)는 확률변화규칙에 의해 반복된 여행을 수행한다. 여행의 반복(iteration)은 $t(1 \leq t \leq t_{max})$, t_{max} 는 최대 반복수행 횟수로 나타내며 연구자에 의해 지정된다.

또한, $b_i(t)$ 를 t 번째 반복에서 노드 i에 존재하는 개미의 수라 하면, $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$ 은 개미의 총 수이다.

이들 각 개미는 알고리즘의 t 번째 반복에서 노드 i에서 노드 j로의 이동에 있어 아래의 특성을 따른다.

- 노드 i에 존재하는 개미는 노드를 연결한 링크들에 대해 페로몬 누적과 거리에 의한 확률함수로 이동할 노드 j를 선택한다.
- 이미 방문한 노드는 그 개미가 여행을 끝마칠 때까지 다시 방문할 수 없다.
- ASA에서 도시 i와 도시 j간의 이동거리를 $d(i, j) = d_{ij}$, 링크 i와 j 상에 모의 개미에 의해 지속적으로

누적되는 페로몬은 $\tau(i, j) = \tau_{ij}$ 의 확률함수로 측정된다.

경로탐색에서 개미들은 확률적으로 페로몬 누적이 많은 경로를 선호한다. 이러한 개미들의 경로탐색을 STR(State Transition Rule)이라 하고, 이 STR에 의해 개미 k가 도시 i에서 도시 j로 이동할 확률을 계산한다[식(2)].

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta} & \text{if } j \in J_i^k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 τ_{ij} 는 링크(i, j)간 페로몬 누적 정도(pheromone trail intensity), η_{ij} 는 개미의 시인성이며 거리 $d(i, j)$ 에 반비례한다($\eta_{ij} = 1/d_{ij}$). J_i^k 는 도시 i에 있는 k 번째 개미가 앞으로 방문할 도시들(이미 방문한 도시들은 제외됨)이다. 그리고 α , β 는 페로몬 누적 강도와 시인성(η_{ij})에 대한 관계를 결정하는 파라메타이고 두 관계는 전환관계가 성립된다($\alpha, \beta > 0$).

또한 반복과정에서 확률값 $P_{ij}^k(t)$ 는 동일한 도시 i에 존재(Discrete World)하는 두 개미에 대해 차이를 보일 수 있다. 왜냐하면 $P_{ij}^k(t)$ 는 개미 k에 의해 앞으로 방문할 도시들에 대한 J_i^k 의 함수이기 때문이다.

모든 도시에 대해 최초 도시에 존재하던 개미들의 여행이 완료되면 이후 새로운 페로몬 누적이 의한 최적 경로탐색이 이루어진다. 이때 각 개미 k는 자신이 이동하는 각 링크(i, j)에 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 값의 페로몬을 분비하게 되고, k번째 개미가 여행을 끝마친 후 k+1번째 개미가 도착하는 시간까지 일정하게 증발한다. 따라서 이동거리가 길수록 페로몬 누적양은 적어지며, 이것은 거리에 반비례하는 것과 동일하게 간주할 수 있다. 따라서 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 값은 개미가 얼마나 좋은 경로를 선정하였는가에 의존한다. t번째 반복수행에서, 개미 k는 경로(i, j)에 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 의 페로몬을 분비하고 이 값은 식(3)으로 정의된다.

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{if } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $T^k(t)$ 는 t 번째 반복수행에서 개미 k에 의 해 수행된 여행이고, L_k 는 그때의 총 여행거리이다. 그리고 Q 는 상수이다.

페로몬은 시간이 경과함에 따라 일정비율(일반적으로 연구자가 지정)로 증발한다. 만약 페로몬이 증발하지 않으면 초기 여행으로 형성된 링크별 P_{ij} 는 동일하고 단지 페로몬 누적만 증가할 것이며, 최적해를 얻을 수 없다. 따라서 효율적인 분석을 위해서는 페로몬(pheromone trail intensity) 증발이 이루어져야 한다.

ASA t 번째 반복수행에서 개미 k가 이동한 링크(i, j)에 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 의 페로몬이 새로 분비되고, 시간 경과에 따라 페로몬이 증발하는 것을 GPUR(Global Pheromone Update Rule)이라고 한다.

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (4)$$

여기서, ρ 는 페로몬 증발계수이고, 페로몬의 무한정 증발을 방지하기 위해 $0 \leq \rho < 1$ 의 범위로 한다. 이때, 모든 경로에 대해 최초(첫 번째 여행) 페로몬 누적을 최대한 작은 값(τ_0)으로 가정한다.

이 GPUR의 모든 개미 m에 대한 수행은 식(5)으로 정의된다.

$$\tau_{ij}(t+n) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$$

ASA에 의한 TSP에서 최적해 탐색은 STR에 의한 초기해를 현재해로 하여, 개미들의 n번 반복여행 과정 중 페로몬의 증발과 새로운 페로몬 누적을 통해 개선된 경로탐색을 수행하게 된다. 이때 개미의 반복여행에서 이동경로가 더 이상 개선되지 않으면, 그 경로가 최적해가 된다.

III. 타 발견적 알고리즘과의 비교

ASA과 주로 비교되는 알고리즘으로는 유전자알고리즘(GA: Genetic Algorithm), 진화프로그래밍(EP: Evolutionary Programming), 담금질알고리즘(SA: Simulated Annealing), 그리고 타부탐색(TA: Tabu

<표 2> ASA과 타 발견적 알고리즘과의 비교

알고리즘 Problem Name		ASA	GA	EP	SA
		50 노드 문제	A: 425 B: 427.96 C: 1,830	428 N/A 25,000	426 427.86 100,000
75 노드 문제	A: 535 B: 542.37 C: 3,480	545 N/A 80,000	542 549.18 525,000	580 N/A 173,250	
100 노드 문제	A: 21,282 B: 21,285.44 C: 4,820	21,761 N/A 103,000	N/A N/A N/A	N/A N/A N/A	

- A : 도시간 거리가 정수로 주어질 때 최적정수해(총여행거리, km)
- B : 도시간 거리가 실수로 주어질 때 최적실수해(총여행거리, km)
- C : 최적정수해를 얻기 위해 소요되는 반복횟수
- N/A : 자료가 없음

Search) 등이 있다.

이들 알고리즘에 대한 비교분석은 Dorigo(1997)와 Gambardella(1997)에 의해 가장 기본적인 NP-complete 문제로 알려진 TSP, QAP(Quadratic Assignment Problem) 등의 문제를 통해 수행되어졌으며 최적해를 찾을 때까지의 총 여행거리, 반복횟수 등이 비교척도로 이용되어졌다. <표 2>는 TSP에 대한 ASA과 타 발견적 알고리즘, GA, EP, SA의 비교 결과이다.

ASA와 다른 발견적 알고리즘과의 비교분석을 위해 ACS의 경우 20마리의 개미를 이용하여 총 1,250번의 시뮬레이션을 수행하였으며, 이는 GA, EP와 같은 발견적 알고리즘이 1회 시뮬레이션 수행에 있어 평균적으로 15회이상 내부경로 탐색이 이루어지는 것과 비슷한 조건을 제공하였다.

<표 2>에서 나타난 바와 같이 대부분의 결과에서 ASA를 적용한 TSP에서 최적해가 얻어졌다. 단지 50 노드 문제에서 실수값으로 주어진 거리(real-valued distance)로 분석되었을 때, ASA의 총 여행거리가 EP에 의한 총 여행거리보다 근소한 차이로 더 높게 분석되었다. 하지만 ASA은 최적해를 얻기 위해 1,830번 시뮬레이션을 반복한 반면, EP의 경우는 100,000번의 시뮬레이션의 반복을 통하여 최적해를 얻을 수 있었다.

IV. 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성 검토

1. 국내 택배시스템

우리나라의 경우 국토면적이 좁으나 철도에 비해 상

대적으로 도로망이 발달하였기 때문에 화물운송의 대부분을 화물자동차에 의존(92%) 하고 있다. 택배는 일반적으로 30kg~100kg 이내의 소량, 소형의 각종 포장화물을 보내고자 하는 수요자의 문전에서 인수하여 수요자에게 인도하기까지 집화, 포장, 운송, 배달 등 물류서비스를 일관되게 제공하는 문전배송(Door to Door) 서비스이다(이우승 외, 2001). 따라서 택배시스템은 일반적으로 전국적인 네트워크가 필수적인 물류서비스라고 할 수 있다. 또한 택배시스템은 소량 다빈도에 따른 불확실한 집·배송 상황과 일정하지 않은 배달지역으로 소화물을 빠른 시간 내에 운송할 수 있는 물류서비스를 가장 잘 충족시키는 시스템이기도 하다.

택배시스템은 고객들로부터 영업소까지는 1.5~2.5톤 정도의 차량을 이용해 순차적으로 고객을 방문하거나 개인화물인 경우에는 취급점을 통하여 집화하게 되고, 이렇게 집화된 화물은 다시 집배송센터로 옮겨지거나 대형화물차량을 이용하여 중앙터미널로 보내진다. 중앙터미널에서는 화물을 지역별로 자동분류하여 지급까지의 역순으로 최종목적지까지 배송되게 된다. 이러한 네트워크는 <그림 2>에서 보여주고 있다.

국내 택배시스템에서 각 고객을 방문하는 경로선정 방법은 지금까지 일정한 규칙이나 프로그램 없이, 각 영업소별로 지역을 분할하고 영업소는 다시 각 구역별로 출장소 또는 지정된 업소를 분할하여, 고객이 요청이 들어온 해당 출장소 또는 업소에서 담당 화물차량을 배정하는 방식을 채택하고 있다. 하지만 현재 각 영업소의 담당 구역설정에 명확한 기준이 없이 도심, 도시, 비도시, 교통혼잡정도, 지형 등과 같은 지역별 특성과 평균물동량에 따라 출장소 및 영업소의 담당구역이 선정되고 있는 실정이다. 국내 기업형 택배업체의 경우 위와 같은 원인과 기존 필요에 의해 생성된 영업소 및 영업구역을 <표 3>에서와 같이 운영하는 것으로 조사되었다. 또한 지역의 지리적 특성 및 교통여건 보다는 지역적으로 취급되는 평균물동량에 의해 영업소의 담당

<표 3> 국내 D사(社)의 수도권 영업소별 담당영업구역

영업소(지점)	담당영업구역
마포	동대문, 성북, 마포, 종로, 중구
중부	용산, 강남, 서초
동부	광진, 성동, 중랑, 강동, 송파, 구리, 남양주, 양평, 광주(경기), 하남
서부	관악, 구로, 금천, 동작, 영등포
강서	강서, 은평, 양천, 김포공항, 서대문
남부	과천, 광명, 군포, 안양, 의왕
일산	고양(일산), 파주
계기동	계기동, 청량1동
남대문	남대문, 회현, 북창동
북부	강북, 노원, 도봉, 동두천, 의정부, 양주, 연천, 철원, 포천
수원	이천, 수원, 오산, 용인, 평택, 안성(분당)
시화	안산, 시흥
인천	인천, 부천, 강화, 김포
인천국제공항	인천국제공항

구역 범위가 결정되는 것으로 파악되었다.

또한 집화단계에 있어서도 차량 운행거리, 노선, 집화물량 등이 매우 불규칙적이기 때문에 각 영업소에서 집화를 위한 고객방문일정계획(집화차량경로) 수립에 대해 일정한 규칙 없이 운영되고 있다.

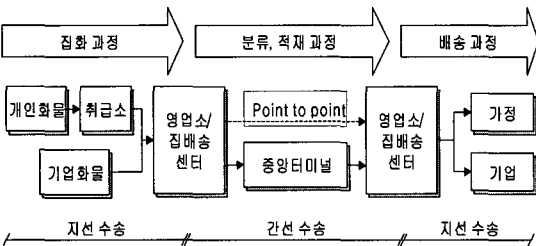
따라서 고객으로부터 서비스를 요청받은 차량운전자는 지도상에서 고객의 위치를 확인하여 운전자 스스로 경로를 선택하여 이동하게 된다. 평균적으로 서비스를 요청하는 고객수는 50여명(50여지점/차량)인 것으로 조사되었다.

앞에서 조사된 현재 운영되고 있는 차량운전자에 의한 경로선택 방식은 차량의 이동경로, 이동시간, 방문 순서 등이 기록으로 저장되지 않기 때문에 화물차량 운행개선을 위한 효과비교분석이 어려우며, 운전자의 주변지역 인식 및 노하우에 따라 운행거리, 운행시간 등에 큰 차이를 보이는 등의 문제점이 있다.

2. 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성 검토

1) 국내 택배시스템의 구현

본 연구에서 국내 택배시스템에 ASA 적용가능성을 검토하기 위해 아래와 같이 국내 택배시스템을 정형화(定型化)하였다. 현재 국내 택배시스템은 가장 작은 구역의 영업소를 기준으로 하여 집·배송하는 TSP로 볼 수 있으며, ASA 적용 전과 적용 후의 효과를 비교·분석하기 위하여 현재 국내 택배시스템과 유사한 상황



<그림 2> 국내 택배터미널 시스템

을 설정하였다.

첫째, 현재 국내 택배시스템은 NNA(Nearest Neighbor Algorithm : 인접한 이웃 알고리즘)를 따른다고 가정하였다. 이러한 가정은 앞서 언급한 바와 같이 국내 택배시스템의 차량경로선정에 있어 운전자의 판단에 의하여 결정되기 때문에, 일정한 규칙이 없이 경로선정에 있어 거리(일반적으로 통행시간거리이나 편리상 거리로 가정)적으로 가장 가까운 곳부터 경유하는 것이 일반적인 방식으로 인식되고 있기 때문이다.

즉 영업소를 출발한 차량은 영업소에서 거리적가 가장 가까운 고객을 탐색하여 방문하고, 방문한 영업소에서 다시 가장 가까운 고객을 탐색하여 이동하게 된다. 이때 한번 방문한 고객에 대해서는 차량이 모든 고객을 방문하고 최초 출발지인 영업소로 돌아오기 전까지 다시 방문하지 않는다.

둘째, 실제 국내 택배시스템의 고객 방문 결정에 있어서는 시간적 제약 및 적재용량 제약뿐만 아니라 차량 운행거리, 운전자 상태, 교통상황, 기후 등의 영향을 받고 있다. 이로 인해 차량별 방문고객 수는 매우 불규칙하다. 따라서 평균 하루 최소 20명에서 최대 200명의 고객(위치는 랜덤하게 설정)를 방문하는 TSP로 가정하였다. 20개 이상의 고객을 랜덤하게 선정하는 것은 실제 경유지의 불규칙성을 최대한 반영하기 위한 설정이다.

셋째, 차량이 출발하기 전에 고객위치와 서비스용량(적재용량)에 대한 정보를 사전에 알고 있는 것으로 가정하였다. 이것은 차량의 적재용량과도 직접적인 관련

이 있는 것으로, 1일 집화를 위한 고객방문이 완료되었을 때 차량의 적재용량은 초과하지 않는다.

넷째, 실제 택배시스템에서 영업소별, 각 차량별 담당영업구역은 일정하지 않기 때문에 시뮬레이션 수행은 <그림 3>과 같이 영업소를 중심으로 반경 5km를 포함하는 가로 10km, 세로 10km의 공간적 범위에서 수행하였다. 영업소는 설정된 범위의 중앙에 위치하는 것으로 가정하였다. 또한 각각의 경유지별 집화단계에서 시간 제약(time window)은 없는 것으로 한다.

2) NNA와 ASA의 비교분석

(1) 경유지 수를 고정할 시

국내 택배시스템의 NNA를 따르는 차량경로와 ASA 적용시의 차량경로와 비교 분석을 위하여, NNA와 ASA 각각 'Visual C++ 6.0 환경'과 'web(<http://www.cs.gbu.ac.il/~sipper/aco.appletPage.html>) 상의 데모 JAVA환경'을 분석 PC환경에서 수행되도록 변형하여 구현되었다.

① 1단계 : 경유지점 선정

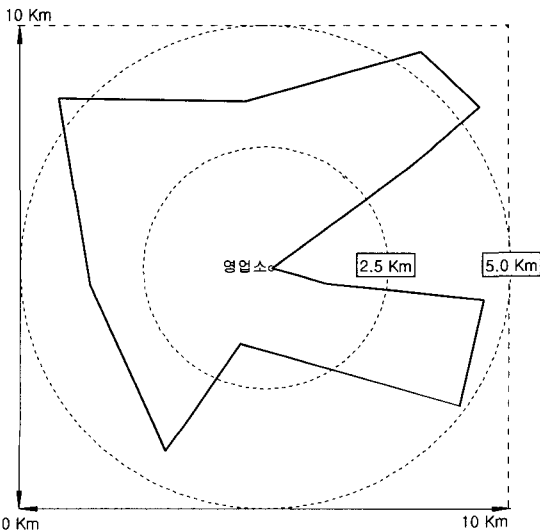
경로탐색을 수행하기 위한 경유지점을 설정된 범위 내에서 20개 지점을 랜덤하게 생성한다. 이것은 노드번호, $x_i(i=1\cdots 20)$, $y_j(j=1\cdots 20)$ 값을 갖는 'VRP.tsp'형태로 저장되며, 이렇게 저장된 파일은 동일한 분석을 위해 NNA에 의한 VRP 뿐만 아니라, 개미시스템의 VRP 분석을 위한 네트워크로 적용된다.

② 2단계 : NNA에 의한 분석

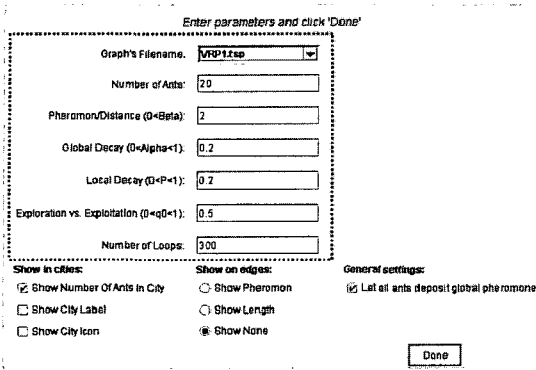
'VRP.tsp'형태로 저장된 네트워크에서 중앙의 영업소에서 각 노드까지의 거리를 탐색하여 가장 가까운 노드로 이동하며 마지막 노드에서는 최초 출발한 영업소로 돌아온다. 이때 노드간의 거리는 Euclidean 거리로 $[(X2-X1)^2+(Y2-Y1)^2]^{1/2}$ 이고, 현대의 차량이 영업소를 출발하여 영업소로 돌아올 때까지 이동한 총 거리(km)로 저장한다.

③ 3단계 : ASA에 의한 분석

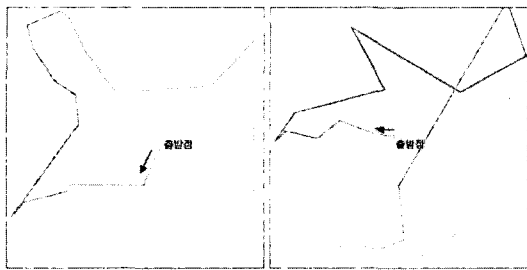
NNA에서와 동일한 'VRP.tsp' 네트워크에 대해 ASA를 이용해 VRP분석을 수행한다. ASA의 자세한 VRP방법은 제2장에서 설명하였다. VRP 수행에 사용되는 변수(개미수, 페르본 흔적, 시인성, 증발계수)들은



<그림 3> 시뮬레이션을 위한 택배시스템의 공간적 범위



〈그림 4〉 ASA의 변수 적용



(a) 비교적 좋은 경로탐색 (b) 좋지 못한 경로탐색

〈그림 5〉 NNA에 의한 경로탐색

ASA 최적해를 얼마나 빠르게 찾는가에 영향을 주나 본 연구에서는 ASA가 어떤 변수값을 가질 때 가장 빠르게 최적해를 도출하는가를 고려하지 않는다. 따라서 ASA의 변수값은 M.Dorigo 등에 의한 기존 연구에서 사용된 변수값을 참고하여 분석가에 의해 설정하였다(〈그림 4〉 참조).

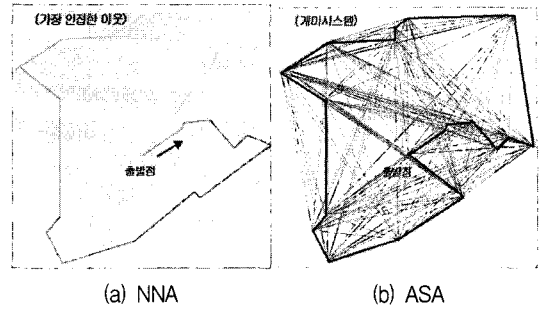
④ 4단계 : NNA와 ASA의 비교분석

NNA에 의한 경로탐색에 대하여 한대의 차량이 영업소를 출발하여 영업소로 돌아올 때까지 이동한 총 거리(km)와 ASA를 이용한 총 거리를 비교하였다.

〈그림 5〉는 NNA에서 랜덤하게 생성된 경유지점 위치에 따라 경로탐색을 보여주고 있다. 여기서(a)그림은 경로상에 서로 교차가 발생하지 않았으나 최적해로는 단정하기 어려우나 비교적 좋은 해로 분류될 수 있다. 그러나(b)그림은 경로상에 교차지점이 다수 발생하여 좋지 못한 해로 분류될 수 있다.

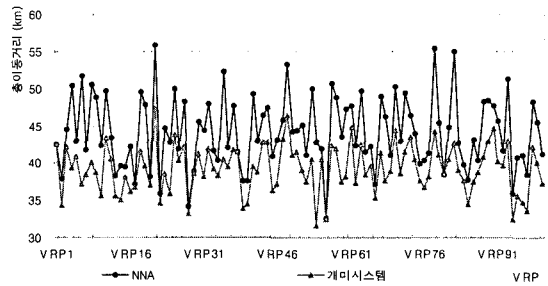
이 결과는 NNA의 한계이기도 하나 실제 경로탐색 과정에서 흔히 발생할 수 있는 문제이기도 하다.

반면에 ASA는 개미에 의한 페로몬 누적의 증발과 업데이트를 통해 모든 링크탐색이 아니라 최적해를 얻을 수 있는 링크에 대해만 탐색을 수행한다.

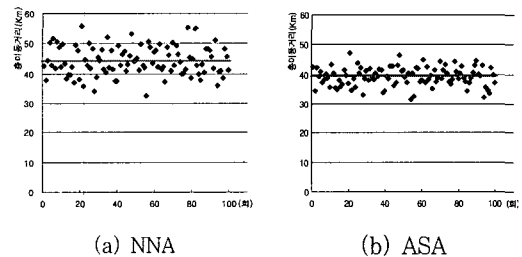


(a) NNA (b) ASA

〈그림 6〉 NNA와 ASA의 경로탐색



〈그림 7〉 시뮬레이션에 의한 총 이동거리



(a) NNA (b) ASA

〈그림 8〉 총 이동거리 분포

〈그림 6〉에서(a) 경우는 NNA의 해 중 비교적 좋은 해로 볼 수 있는 경로탐색 결과로 총 통행거리가 38.374km이며, 반면에, ASA에 의해 발견된 최적경로 탐색의 총 통행거리는 35.586km이다.

NNA와 ASA으로 시뮬레이션을 100회 수행한 결과는 〈그림 7〉과 같다. 전반적으로 NNA에 비해 ASA에 의한 총 통행거리가 낮게 분석되어졌으며, NNA는 평균 44.175km, ASA는 평균 39.287km 거리를 이동하여 평균 10.68%의 개선을 보였다.

〈그림 8〉에서는 총 이동거리 분포를 나타내고 있다. 이때, NNA의 경우는 4.83의 표준편차를 가지며 30.0~60.0km 범위(min 32.638km, max 55.827km)에 넓게 분포되어 있는 반면 ASA의 경우 3.19의 표준편차를 가지고 30.0~50.0km 범위(min 31.563km, max 47.186km)에 평균값을 중심으로 분포하고 있음을 볼 수 있다.

〈표 4〉 NNA와 ASA의 총 통행거리 차이에 대한 T검정

비교 알고리즘	표본 평균 차이	표준 오차	t 값	자유도	유의 확률
NNA:ASA	4.8886	3.1001	15.769	99	0.000 (≠0)

또한 〈표 4〉와 같이 T 검정의 결과로서도 택배시스템에 ASA의 적용으로 총 통행거리의 개선을 기대할 수 있을 것으로 판단된다.

위 사실들로 볼 때 NNA에 비해 ASA이 경로탐색에서 더 안정적이고 좋은 해를 찾는 것으로 볼 수 있다.

(2) 경유지 수의 변화시

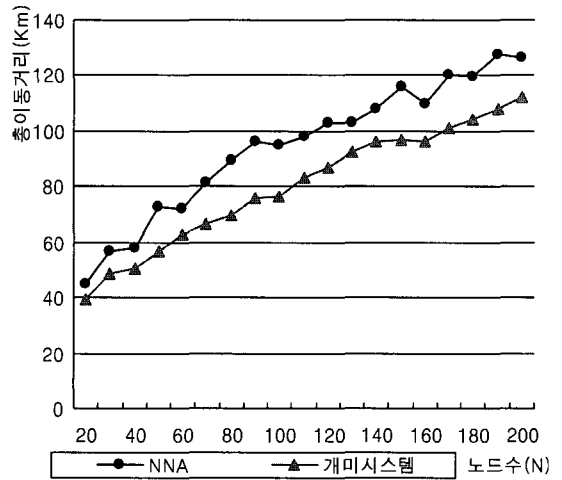
다음은 경유지 수 변화에 따라 NNA와 ASA의 경로 탐색 결과를 비교하여 보았다. 택배 서비스 범위 설정은 20개의 경유지를 가질 때와 동일하게 적용하였다. 노드의 변화는 20개를 시작으로하여 200개까지 10개 노드씩 증가시켜 분석하였으며, 여기서 경유지의 위치는 노드수에 관계없이 항상 랜덤하게 생성되었다. 〈그림 9〉는 경유지 수 증가에 따른 분석 결과이다.

위 그림에서 보면 ASA가 NNA보다 경유지 수 증가에 따른 총 통행거리의 증감(fluctuation)이 심하지 않으며, NNA에 비해 ASA이 더 안정적이고 분석에 대한 신뢰성이 높은 것이라 나타났다. 〈그림 9〉에서 보더라도 경유지 수에 따라 총 통행거리는 ASA이 NNA보다 15.42% 좋은 결과를 얻었으며, 더 균일한 증가를 보였다(〈그림 10〉 참조). NNA의 경우 평균 6.185%의 증가율로 증가했으며, ASA의 경우 평균 5.556%의 증가율을 보였다.

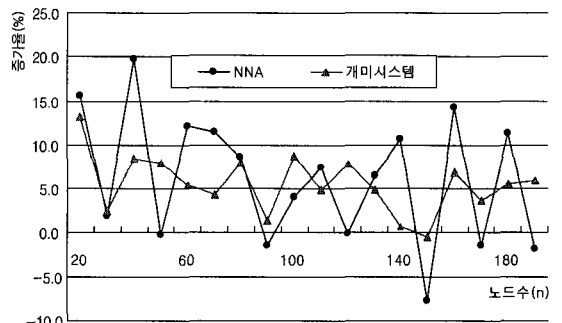
보다 정확한 분석을 위해서는 경유지 수별로 다회 실행하여 평균 총 통행거리를 비교 분석하여야 하나, 유사한 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

한편, NNA와 ASA의 노드 수 증가에 따른 분석시간은 〈그림 11〉과 같다. 물론 각 분석의 변수 및 상황설정, 그리고 최대 반복횟수 지정에 따라 차이가 있을 수 있다.

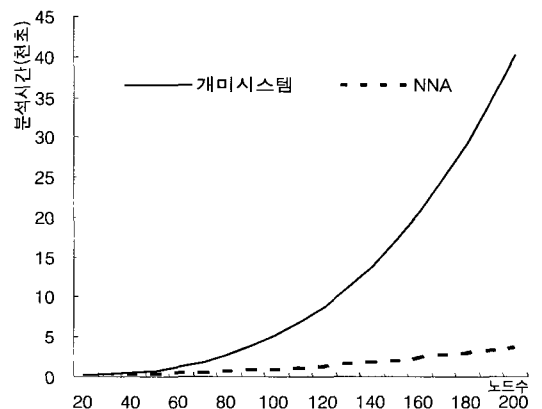
ASA의 분석시간은 경유지 수가 50개 이하인 경우 20분미만이 소요(CPU Pentium III 600MHz 기준) 되었으나, 180개 이상인 경우부터는 1시간이상으로 분석시간으로 증가(O2)하였다. 이는 NNA에 비해 분석시간이 월등히 소요되나, 실제로 영업소당 차량 한 대당 하루 방문 지점이 50개 이하임을 감안하면 국내 택배 시스템에 적용시 분석시간으로 인한 문제는 크지 않을 것으로 판단된다.



〈그림 9〉 노드수 증가에 따른 효과분석



〈그림 10〉 노드 증가에 따른 이동거리 증가율



〈그림 11〉 NNA와 ASA의 분석시간

V. 결론 및 향후 연구과제

TSP는 계산의 복잡도가 NP-complete에 속하므로

경유지가 증가할수록 계산시간이 급증하는 문제를 가지고 있다. 이 때문에 실제 적용시 정확한 최적해보다는 최적 근사해를 찾는 발견적 알고리즘을 이용한다.

본 연구에서는 발견적 알고리즘으로 ASA(Ant System Algorithm; 개미시스템알고리즘)을 검토하고, 국내 택배시스템에 적용가능성을 검토해 보았다.

1990년대 초 M. Dorigo(1991) 등에 의해 제안된 ASA는 개미들이 이동경로 상에 분비된 페로몬 누적에 따라 경로를 찾는 행태를 적용한 알고리즘이다.

현재 국내 택배시스템을 평균 가로 10.0km, 세로 10.0km의 범위에서 운전자의 판단에 의한 경로탐색방법(NNA)을 따른다고 가정할 때, 랜덤한 20개의 경유지를 가지는 택배시스템의 경우, 100회 수행한 결과 ASA의 평균 이동거리가 39.27km로 NNA에 비해 10.68%의 총 통행거리 감소 효과를 얻을 수 있었으며, 표준편차는 3.19km로 NNA의 4.83km에 비해 안정적인 결과를 얻을 수 있었다.

또한, 경유지 수를 10개씩 증가하여 200개까지 랜덤한 노드를 갖는 택배시스템을 가정하여 시뮬레이션한 결과, ASA이 NNA에 비해 평균적으로 15.42%의 총 통행거리를 감축할 수 있었다. 동시에 ASA는 NNA에 비해 경유지 수의 증가에 따른 총 통행거리의 증가율이 안정적인(선형적) 결과를 보였다.

하지만 분석시간에 있어 NNA에 비해 ASA의 분석시간이 경유지 수 증가의 O2로 증가하는 것으로 나타났다.

향후 연구과제로는 본 연구에서는 최적경로의 기준을 최소통행거리로 가정하였으나, 최근 실시간 지점별 통행시간 자료 취득이 용이해졌기 때문에 최소통행시간 기준에 의한 비교분석이 더 현실적이고 객관적인 분석자료가 될 것이다.

두 번째로 본 연구에서는 분석대상 범위설정에서 분석범위의 변화에 따른 비교 분석이 시도되지 않았으나, 경유지 수의 변화와 분석 범위의 변화에 따른 분석을 수행할 경우 본 연구 결과보다 더 객관적이고 신뢰할 수 있는 결과를 제시할 수 있을 것으로 보인다.

한편, 국내 택배시스템에 ASA의 적용가능성 검토시 차량의 용량은 충분한 것으로 가정하였으나, 향후 연구에서는 배차 차량의 용량을 고려하는 ASA의 개발이 필요할 것으로 판단된다.

또한 본 연구에서는 영업소별 최적경로탐색에 ASA를 적용하였으나, 영업소가 2개 이상인 경우로의 확장은

더욱 흥미 있는 연구가 될 것이며, 국내 택배시스템에 ASA 이외의 앞에서 언급한 타 발견적 알고리즘들의 적용 검토 결과의 비교분석도 가치가 있을 것으로 보인다.

본 연구에서 제시한 ASA를 통한 경로선택은 단순한 운전자의 경험에 의한 경로탐색보다는 택배 시스템에 적지 않은 운영비 감소 효과를 가져 올 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

1. 건설교통부(2001), "국가물류기본계획(2001~2020)".
2. 장병만(1990), "공공차량 경로문제 최적해법", 서울산업대학논문집 제31집, pp.207~219.
3. 류승헌, 김규호(1998), "진화계획법(EP)을 이용한 산업체 열병합발전시스템의 일간 최적운전계획", 영남대학교 연구논총 제4권, pp.61~71.
4. 박준환(2001), "Tabu Search를 이용한 지선버스 노선설계에 관한 연구", 서울대학교 환경대학원.
5. 송성헌(1985), "배차문제의 발견적 해의 개선에 관한 연구", 흥대논총, Vol.17 No.2.
6. 송성헌, 강승우(1998), "분할배달을 고려한 발견적 배송경로 결정 방법", 과학기술연구논문집, Vol.9 No.2, pp.663~672.
7. 신주쿠쿠 코우에이 시스템 주식회사(1999), "자동차배차시스템의 실례사례", 로지스틱스 워크숍 세미나 '99.
8. 양성민(2001), "메타휴리스틱을 이용한 다기능기계의 일정계획", 공학기술연구지, Vol.6, No.1.
9. 윤대식(2001), "교통수요분석", 박영사, pp.170~181.
10. 윤민영(1999), "병렬 유전 담금질 알고리즘에 대한 연구", 정보산업기술논총 제4집.
11. 이우승 외(2001), "서울시 택배제도 개선방안 연구", 서울시정개발연구원, pp13~50.
12. 최진영 외(2001), "Genetic Algorithm Toolbox", 서울대학교.
13. 황홍석(1999), "차량경로문제를 위한 2-단계 발견적 방법", 동의대학교 산업기술연구지 제14권, pp.191~196.
14. B.Bullnheimer, R.F.Hartl, C.Strauss(1999), "An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem", Annals of Operations Research 89, pp.319~329.
15. B.Bullnheimer, R.F.Hartl, C.Strauss(1997),

- "Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem", Sophia-Antipolis, France July, pp.21~24.
16. Eric Bonabeau, Marco Dorigo, Guy Theraulaz (1999), "Swarm Intelligence from Natural to Artificial Systems", Oxford University.
 17. J.C. Jong(1998), "Optimizing Highway Alignments with Genetic Algorithms", University of Maryland, College Park, USA.
 18. John Sum, Hong Shen, Gilbert H. Young, Jie Wu(1999), "Analysis on extended ant routing algorithms for network management", IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems.
 19. Karl Doerner, Richard F. Hartl, Marc Reimann(2001), "A hybrid ACO algorithm for the Full Truckload Transportation Problem", Institut für Information-sverarbeitung, Abt. Produktionsmanagement.
 20. Karl Doerner, Richard F. Hartl, Marc Reimann(2000), "Ant Colony Optimization applied to the Pickup and Delivery Problem", Institut für Informationsverarbeitung, Abt. Produktionsmanagement.
 21. Karl Doerner, Richard F. Hartl, Marc Reimann(2000), "Cooperative Ant Colonies for Optimizing Resource Allocation in Transportation", Institut für Informationsverarbeitung, Abt. Produktionsmanagement.
 22. M. Dorigo, G. Di Caro, L.M. Gambardella(1999), "Ant Algorithms for Discrete Optimization", Technical Report IRIDIA/98-10, Université Libre de Bruxelles, Belgium & To appear in Artificial Life Vol.5, No.3, pp.137~172.
 23. M. Dorigo, L.M. Gambardella(1997), "Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.1.
 24. M.Dorigo, V.Maniezzo, A.Colorni(1991), "Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process", Technical Report No.91-016.
 25. M.Dorigo, V.Maniezzo, A.Colorni(1996), "Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics. Vol.26.
 26. M.K Jha, Ph.D. Dissertation(2000), "A Geographic Information Systems-Based Model for Highway Design Optimization", University of Maryland, College Park, USA.
 27. Manoj K. JHA(2001), "Geographic Information Systems and Artificial Intelligence Integration in Transportation", SCI2001 & ISAS2001.
 28. Reimann, M. Shtovba, S. Nepomuceno(2001), "A hybrid ACO-GA approach to solve Vehicle Routing Problems", Student Papers of the Complex Systems Summer School, Budapest July 15.
 29. U.S. Department of Transportation(1981), "The State of the Art in the Routing and Scheduling of Vehicles and Crews".
 30. V. Maniezzo, A. Carbonaro, H. Hildmann(2001), "An ANTS Heuristic for the Long Term Car Pooling Problem", Department of Computer Science University of Bologna & Amsterdam.

♣ 주 작 성 자 : 조원경

♣ 논문투고일 : 2005. 5. 25

논문심사일 : 2005. 7. 1 (1차)

2005. 8. 17 (2차)

심사판정일 : 2005. 8. 17

♣ 반론접수기한 : 2005. 12. 31