시간제약이 있는 차량경로문제에 대한 개미군집 시스템 해법

이상헌*† · 이승원*

Ant Colony System for Vehicle Routing Problem with Time Window

Sang-Heon Lee* · Seung-Won Lee*

■ Abstract ■

This paper applies an ant colony system (ACS) for the vehicle routing problem with time window (VRPTW). The VRPTW is a generalization of the VRP where the service of a customer can begin within the time windows defined by the earliest and latest times when the customer will permit the start of service. The ACS has been applied effectively in geographical environment such as TSP or VRP by meta-heuristic that imitate an ant's biologic special quality. In route construction, a saving based ACS (SB-ACS) is introduced and its solution is improved by local search. Through iterative processes, the SB-ACS is shown to drive the best solution. The algorithm has been tested on 56 Solomon benchmarking problems and compared to the best-known solutions on literature. Experimental results shows that SB-ACS algorithm could obtain good solution in total travel distance minimization.

Keyword : Vehicle Routing Problem, Time Window, Ant Colony System, Saving Algorithm, Two-opt

논문접수일 : 2008년 01월 08일 논문게재확정일 : 2009년 03월 04일
논문수정일(1차 : 2008년 12월 21일)
* 국방대학교 운영분석학과
† 교신저자

1. 서 론

현재 세계수준의 일류기업들은 창조적이고 혁신적인 전략으로 급변하는 경제상황에 대비하고 있다. 점차 시장의 규모가 세계화되고 소비자의 요구수준은 높아지는 것이 현실이다. 이러한 환경에서 물류비는 전체 비용에 막대한 비중을 차지하고 있고 물류의 대부분을 차지하고 있는 수송은 기업 경쟁력의 핵심요소라고 할 수 있다.

효과적인 차량경로를 생성하는 것은 오랜 기간 동안 연구되어 왔던 중요한 물류문제이다. 기업은 효율적인 경로생성으로 운행거리나 차량의 수를 줄일 수 있다. 이러한 과정은 소비자들에게 더 좋은 서비스를 제공할 수 있게 한다. 전형적인 차량경로문제(Vehicle Routing Problem; VRP)는 동시에 중앙공급지에서 수요지까지 차량의 용량을 초과하지 않으면서 서비스를 하고 다시 공급지로 복귀하는 문제이다.

차량경로문제는 외판원문제(Traveling Salesman Problem; TSP)의 확장된 개념으로 제한된 용량을 가진 복수차량이 지리적으로 분산되고 수요량이 서로 다른 수요지에 대하여 제품이나 서비스를 효율적으로 수·배송 할 수 있도록 차량할당 및 운행경로를 결정하는 문제이다. 이런 유형의 연구는 Dantzig and Ramser[9]에 의해 처음 제기되고 다양한 형태의 문제유형으로 연구되어 왔다. 이러한 여러 종류의 제약조건들 중에서 VRP에 시간제약(time window constraints)을 추가한 문제를 시간제약이 있는 차량경로문제(Vehicle Routing Problem with Time Window; VRPTW)라고 부른다. 차량경로문제는 공급지(depot)에서 출발한 차량들이 서비스를 요구하는 수요지점들을 방문하고 다시 공급지로 복귀하는데 소요되는 최단거리의 경로를 결정하는 문제이다. 일반적인 차량경로문제의 목적함수는 총 차량운행거리(시간)의 최소화이며 제약조건은 가용 차량의 수, 가용 차량의 용량, 차량의 운행거리에 대한 제한, 수요지점의 수요량 등이 있다.

VRPTW는 NP-hard 문제로 알려져 있으며(Ball et al.[1]) 그 해법은 최적화 해법과 발견적 기법(heuristic)으로 나눌 수 있는데 차량경로문제는 수요지점의 수가 증가할수록 계산시간이 급격히 증가하므로 최적화 해법보다는 근사 최적해를 찾기 위한 발견적 기법 위주로 연구되고 있다. 최근의 차량경로문제에 관한 연구는 고객의 서비스 수준 향상과 화물 운송회사의 실제 문제 적용이라는 차원 형태에서 여러 가지 형태로 변화하고 있다.

이러한 문제를 위한 휴리스틱 기법의 사용은 합리적인 시간 내에 효과적인 해를 탐색한다. Solomon [20]은 처음으로 VRP의 다양한 종류의 경로생성 휴리스틱을 VRPTW에 적용할 수 있도록 일반화하였으며, Yiannis[16]는 최적화기법에 기반을 둔 휴리스틱을 제안하였다. Jose and Mercer[2]는 타부탐색을 이용한 해법을 제안한 바 있으며 Tan et al.[22]은 타부탐색(Tabu Search)과 시뮬레이티드 어닐링(Simulated Annealing; SA), 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 활용한 기법을 제안하였다. Tan et al.[22]은 초기 가능해를 발생시키기 위해 Solomon의 push forward insertion heuristic(PFIH)을 이용하고 여기서 생성된 해에 다양한 휴리스틱 기법을 적용하여 해를 비교하였다.

이러한 휴리스틱 해결방법들 사이에 개미군집 시스템(Ant Colony System; ACS) 알고리즘은 순회외판원 문제, 2차 배정문제, 일정계획 문제, 차량경로문제, 그래프 착색 문제 등 많은 최적화문제에 적용되어 기존의 메타 휴리스틱(metaheuristics)들과 대등하거나 우수한 결과를 도출한 바 있다.

Bullnheimer et al.[3]은 VRP를 해결하기 위해 처음으로 개미군집 시스템(ACS)을 사용하였다. 인공개미에 의한 초기경로구성 후 지역탐색(local search) 기법을 적용하여 개선해를 도출하는 Hybrid Ant System(HAS)알고리즘을 제안하였다. Gambardella et al.[14]은 Multiple Ant Colony System to Vehicle Routing Problem with Time Window(MACS-VRPTW)를 제안하여 기존 문헌의 결과보다 더 나은 해를 제시하였다. MACS-VRPTW는 두 개의 개미군집이 독립적으로 활동하여 한 군집은 총 차량

운행거리의 최소화, 다른 군집은 차량수의 최소화를 각각 목적으로 한 연구이다. Reimann et al.[18]은 문제공간을 분할하여 해를 구성하는 해법을 제안하였다. 초기해를 saving 알고리즘으로 구성하고 sweep 알고리즘을 사용하여 임의의 하위문제로 분해하여 각각의 하위문제를 다시 saving 알고리즘과 지역탐색을 이용하여 해를 도출하였다. Hong and Park[15]는 VRPTW를 위한 2단계 해법을 제안하였다. 1단계에서는 삽입(insertion)기법 기반 ACO를 적용하여 다양한 탐색을 거쳐 우수한 해를 구성하고 2단계에서는 단계1에서 구해진 최선해를 출발점으로 하여 루트간 or-opt와 2-opt를 적용하여 집중적으로 우수한 해를 탐색하였다. Chen and Ting [7]은 VRPTW를 위한 ACS와 SA의 hybrid 해법을 제안하였다. ACS를 통해 해공간의 다양한 탐색으로 해의 다양성을 유지하고 SA를 통해 해의 집중적인 탐색을 통해 두 알고리즘의 해의 정보를 교환하여 최선해를 도출하였다.

이러한 기존 연구들은 대부분 목적함수로 총 차량운행거리의 최소화를 우선으로 하고 있으며 차량수의 최소화를 첫 번째로 하고 두 번째 우선순위로 총 차량운행거리의 최소화를 고려한 다목적 해법들도 있다. 이러한 해법들은 서로 다른 해법을 단계적으로 적용하여 두 가지 목적을 순차적으로 다루고 있으며 총 차량운행거리 최소화만을 위해 개발된 단일목적의 해법들과는 해 탐색성능이 구분되어진다. VRPTW의 해의 기준으로 두 가지 기준 가운데 객관적으로 우선순위를 부여하는 것은 어려운 문제이다. 하지만 공급사슬관리(supply chain management) 관점이나 고객만족(customer satisfaction) 위주의 경영 측면에서 차량수가 늘어나도 고객의 요구에 따라 최대한 신속하게 서비스를 제공하고 미래의 고객수요를 대비하기 위하여 총 차량운행거리 최소화를 우선적으로 고려하는 경우가 많은 실정이다.

기존연구들을 고찰한 결과 ACS 단독으로는 우수한 해를 도출할 수 없음을 파악할 수 있다. 다른 메타 휴리스틱이나 지역탐색기법을 함께 사용할 때 우수한 해를 도출하였고 또한 초기해 구성을 위하여 saving, insertion, nearest neighbor 등의 구성형(construction) 해법을 기반으로 해를 도출하였다. 구성형 해법의 경우에는 알고리즘이 단순하여 빠른 시간 내에 해를 탐색하는 반면 전역적 탐색이 제한되는 단점이 있다. 이를 보완하기 위하여 ACS 알고리즘의 장점인 전역적 탐색능력을 이용하여 초기해를 구성하는 연구가 많이 이루어져 왔다. 하지만 이러한 구성형 해법을 기반으로 한 ACS는 해 탐색 시간의 소요가 많은 문제점이 있다.

따라서 본 연구에서는 시간제약이 있는 차량경로문제에 대하여 총 차량운행거리 최소화를 목적으로 빠른 계산시간 내에 최적근사해를 도출하기 위한 절약기법 기반의 개미군집 시스템 알고리즘(Saving Based ACS; SB-ACS)을 제안하고자 한다. 제 2장에서는 VRPTW에 대한 SB-ACS 알고리즘을 제안하고 제 3장에서는 제안한 알고리즘을 기존문헌의 제반 연구결과와 비교하여 SB-ACS 알고리즘의 효율성을 입증하며, 제 4장에서는 결론과 향후 연구과제를 제시한다.

2. VRPTW를 위한 개미군집 시스템 알고리즘

2.1 개미군집 시스템(Ant Colony System)

조합최적화 문제를 위해 고안된 해법인 개미군집 시스템은 실제 개미들의 행동에 대한 메커니즘을 응용한 기법으로 M. Dorigo[11]에 의해 최초로 연구되었고 이후 1999년 메타휴리스틱으로 정립되었다. 실제로 개미들은 먹이를 찾아 이동시 페로몬(pheromone)이라는 화학 물질을 이용하여 서로간의 정보를 교환한다. 축적된 페로몬 정보에 의해 개미집으로부터 먹이까지 최단경로로 이동하는 능력을 가지게 된다. 이동하는 동안 개미는 자신이 이동한 경로 위에 페로몬을 분비하고, 또한 앞서 지나간 개미로부터 분비된 페로몬 흔적(trail)에 의해 다음 이동경로를 선택한다.

이러한 개미들의 행동습성으로부터 발견된 개미 시스템은 NP-hard 문제를 해결하기 위해 인공개미(artificial ant)라는 에이전트(agent)를 이용하여 모델을 구축한다. 인공개미는 실제개미처럼 페로몬을 사용하여 서로 교신하고, 이동 경로 위에 축적된 페로몬 정보에 의해 확률적 방법으로 최단경로를 찾는다. 해 탐색과정을 묘사하면, 한 마리의 인공개미가 한 지점을 출발점으로 하여 제약조건을 만족하면서 다음 이동지점을 확률적으로 선택함으로써 해를 완성해 간다. 이때 다른 인공개미들은 다른 출발점으로부터 서로 다른 해들을 구성하게 된다. 얻어진 각각의 해들에 대하여 목적함수 값이 반영된 페로몬이 해에 포함된 이동경로 상에 남겨진다. 우수한 해의 경우에는 그만큼 더 많은 페로몬이 남겨지고, 여러 우수한 해들에 중복된 이동경로에는 보다 더 많은 페로몬이 남게 된다. 매 반복과정을 통해 인공개미들은 결국 같은 경로를 구축하게 된다. 이렇게 모든 인공개미가 같은 경로를 구축함으로써 최단 경로를 찾게 된다.

개미군집 시스템의 장점으로는 탐색 초기에 전역적 정보를 이용함으로써 탐색 능력이 우수하고, 전역 최적해 주위로 탐색이 가능하다. 반면 어느 정도 해의 개선 이후에는 해의 수렴현상이 발생하며, 이로 인해 국부 최적해(local optimum)에 빠지는 단점이 있다.

2.2 초기해 생성

본 연구에서는 개미군집 시스템(ACS)의 특징을 이용하여 빠른 시간 내에 경로를 구성하는 Clarke and Wright[8]의 saving 기법을 기반으로 하는 절약기법 기반 ACS(SB-ACS)를 제안한다.

Saving 기법은 여러 가지 구성형 해법 중에서 비교적 개념이 쉬우면서 효과적인 기법이다. 두 대의 차량이 각각 서로 다른 두 수요지점을 거쳐 경로를 구성하는 것에 비해 한 대의 차량으로 두 수요지점을 모두 경유해서 경로를 구성하게 될 경우 얻게 되는 거리의 절약(saving)을 이용한 해법이다. 공급지를 'D'라 하고 임의의 두 수요지가 i, j 일 때 수요지 i, j에 대한 절약은 식 (1)과 같다. 식 (1)에 의해 모든 수요지 쌍의 절약 값(S_{ij})을 구한 후 절약 값을 크기 순 으로 정리한다.

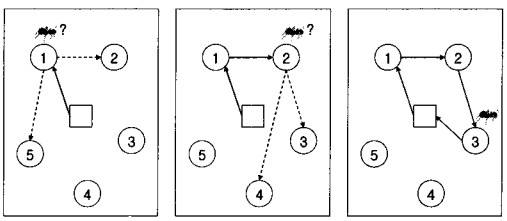
$$S_{ij} = d_{iD} + d_{jD} - d_{ij} \tag{1}$$

절약 값이 큰 순서대로 차량을 배차하고 경로를 생성한다. 이 때 제약조건을 만족시켜야 하고 차량 경로에 포함되지 않는 수요지는 단독 배차한다.

SB-ACS는 인공개미가 모든 경로를 구성하는 것이 아니라 시간제약과 용량제약을 만족하는 범위 내에서만 경로를 구축한다. 모든 인공개미는 경로를 구축하며 페로몬 정보를 업데이트 한다. 이렇게 축적된 페로몬 정보는 saving 기법의 절약 정보가 되어 초기 경로를 구성한다. SB-ACS의 경로 구성은 다음과 같다.

Step 1 : 초기화
  파라미터 설정 및 초기 페로몬 매트릭스 생성
Step 2 : 상태전이 규칙에 의한 경로 이동
Step 3 : 페로몬 매트릭스 업데이트(local update)
Step 4 : 페로몬 정보를 이용한 saving 기법에 의한 경로 구축

[그림 1]에서 1번 수요지에 배치된 개미가 제약조건을 만족한다고 하면 다음 수요지 선택을 위한 행동을 한다. 인공개미들은 현재 자신의 위치와 공급지의 거리를 계산하여 제약을 만족하면 이동을 시작하고 그렇지 않으면 그 자리에서 소멸한다.



[그림 1] 인공개미의 경로선택과정

현재 위치에서 다음 이동을 위한 수요지에 대해 식 (2)의 상태전이규칙(state transition rule)을 적용하여 이동할 확률을 구하여 확률분포에 의해 이동하게 된다.

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

식 (2)는 노드(r)에 있는 인공개미 k가 노드(s)로 이동할 때 사용되는 확률값을 나타낸다. 인공개미는 룰렛휠처럼 확률값이 높은 노드를 선택할 확률이 높다. 여기서 $\tau(r,u)$는 노드(r)와 노드(u) 사이 간선의 페로몬의 양, $\eta(r,u)$은 $d(r,u)$(노드 r과 u의 거리)의 역수이고, $J_k(r)$은 노드(r)에 있는 인공개미 k가 방문할 수 있는 남아있는 노드들의 집합이다. 그리고 α,β는 페로몬과 간선 길이의 상대적인 중요도를 결정하는 파라미터이다.

상태전이규칙에 의해 인공개미가 이동시 다음 이동 가능한 모든 수요지에 대해 계산을 하게 된다. 반복과정에서 이러한 계산은 해 탐색시간의 증가를 가져온다. 이러한 계산시간을 줄이기 위하여 각 수요지는 방문 가능한 후보자 리스트를 가지고 있고 실제 인공개미가 수요지를 방문하고 다음 이동 수요지를 찾을 때 후보자 리스트에 있는 수요지만을 계산함으로써 해 탐색시간을 감소시킬 수 있다.

$$\tau(r,s)=(1-\rho)\tau(r,s)^{old}+\rho\triangle\tau(r,s) \quad (3)$$

식 (3)을 통해 인공개미는 이동한 경로에 대해서 페로몬 업데이트(local update)를 하고 선택된 경로는 선택되지 않은 경로에 비해 페로몬이 더 축적되게 된다. 최종적으로 모든 경로에 대한 페로몬 정보, 즉 페로몬 매트릭스를 생성하게 된다. $\rho(0<\rho<1)$는 페로몬 증발율, $\triangle\tau(r,s)=\tau_0=(n\times L_{nn})^{-1}$는 초기 페로몬 양으로 이다. 여기서$L_{nn}$은 구성형 해법(saving, insertion, nearest neighbor 등)에 의해 생성된 경로 길이로 초기 페로몬 설정을 위한 파라미터의 자료가 된다. n은 수요지의 수이다.

$$\tau_{ij}=\begin{bmatrix}0&a&b&c&d\\a&0&e&f&g\\b&e&0&h&i\cdots\\c&f&h&0&j\\d&g&i&j&0\\&\vdots&&&\ddots\end{bmatrix}\Rightarrow S_{ij}=\begin{bmatrix}0&a&b&c&d\\0&0&e&f&g\\0&0&0&h&i\cdots\\0&0&0&0&j\\0&0&0&0&0\\&\vdots&&&\ddots\end{bmatrix}$$

[그림 2] 초기해 구성을 위한 페로몬 정보 이용

[그림 2]와 같이 생성된 τ_{ij}(pheromone matrix)는 saving기법의 S_{ij}(절약정보)가 되어 초기해를 생성한다.

2.3 경로 개선

SB-ACS에 의해 생성된 초기해에 2-opt를 반복적으로 적용함으로써 해를 개선한다. 이러한 지역탐색방법을 통해 실행 불가능한 경우의 수를 제거하고 실행가능해가 되도록 수정하고 집중적인 해의 탐색을 통해 해를 개선한다. 2-opt는 기존경로 간에 두 link $(i,i+1)$과 $(j,j+1)$를 (i,j)와 $(i+1,j+1)$으로 교체하고 경로순서를 $(i+1,\cdots,j)$로 변경하는 과정을 반복하여 더 이상 개선의 link 교환이 불가능한 상태를 의미한다. 2-opt의 과정을 요약하면 다음과 같다.

Step 1 : 임의의 두 link 삭제
Step 2 : 경로 구성을 위한 새로운 link 생성
Step 3 : 반복과정
　　여러 이웃해 생성
Step 4 : 가장 우수한 이웃해 선택

해 개선과정을 거친 경로에 대해 식 (4)를 통해 페로몬 업데이트(global update)를 한 후 인공개미들은 각각의 경로를 다시 구성하게 된다.

$$\tau(r,s)^{new}\leftarrow(1-\rho)\tau(r,s)^{old}+\rho\sum_{k=1}^{m}\triangle\tau(r,s)^k$$

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

m은 인공개미의 수, L_{gb}는 현재까지의 최적경로

길이이다. $\tau(r, s)$는 노드(r)와 노드(s)사이의 페로몬 양으로, 만약 k번째 인공개미의 경로 중에 (r, s)가 최적경로에 속해 있으면 ($1/L_{gb}$)로 설정하고, 그렇지 않으면 0으로 설정한다. 그리고 파라미터 ρ에 의해 페로몬 양은 점차 줄어들게 된다. 이 전역갱신은 짧은 경로에 더 많은 페로몬을 축적시켜 해의 수렴을 유도한다.

2.4 경로구성 과정

개미군집 시스템의 장점인 전역적 탐색정보 능력을 이용하여 빠른 시간 내에 해를 유도하는 절약기법기반 ACS 알고리즘을 정리하면 아래와 같다. SB-ACS 알고리즘은 초기경로구성과 경로개선 과정을 반복수행하여 빠른 시간 내에 우수한 해를 도출한다.

Step 1 : 초기화
알고리즘 수행을 위한 파라미터 설정과 초기 페로몬 매트릭스를 생성한다.

Step 2 : 인공개미들의 경로 구성
각각의 인공개미들은 제약조건을 만족하며 이동을 실시한다. 이 때 각 수요지는 후보자리스트(candidate list)를 가지고 있고 인공개미는 현재 위치한 수요지의 후보자 리스트에서 다음 이동 지점을 결정한다. 모든 인공개미들이 각각의 경로를 구성할 때까지 반복한다.

Step 3 : 페로몬 매트릭스 생성(local update)
인공개미들에 의해 각각의 경로가 구성되면 페로몬 매트릭스를 생성한다. 이 때 페로몬 지역갱신의 결과가 페로몬 매트릭스에 축적된다.

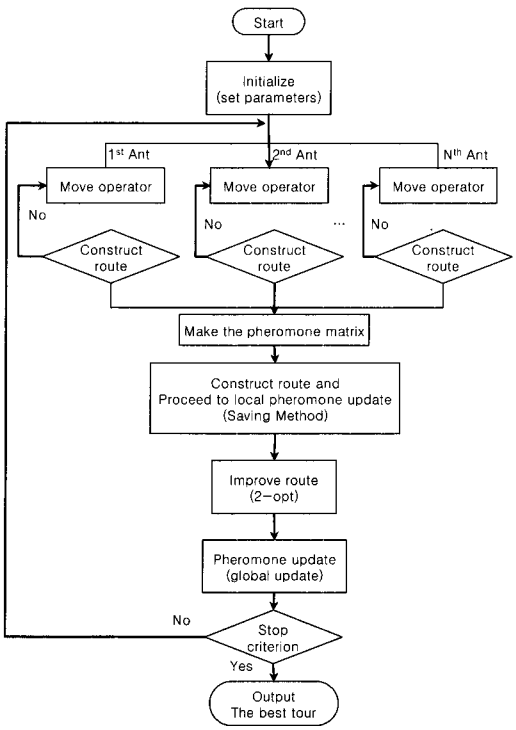
Step 4 : 초기 경로 구성
축적된 페로몬 정보는 saving 기법의 절약정보가 되어 초기 경로를 구성한다.

Step 5 : 지역탐색(경로개선)
2-opt를 반복수행하여 이웃해 집단을 생성 후 가장 우수한 이웃해로 대체한다. 이 때 실행 불가능 해를 수정한다.

Step 6 : 페로몬 업데이트(global update)
개선된 경로에 대하여 페로몬 업데이트를 통해 우수한 경로에 대한 수렴을 유도한다.

Step 7 : 종료조건
페로몬 정보에 의한 절약 리스트 생성시 절약 리스트 순서의 변화가 없을 때까지 반복 실시한다.

앞서 설명한 절차를 도식화하면 [그림 3]과 같다.



[그림 3] SB-ACS 알고리즘 흐름도

3. 실험 및 결과 분석

3.1 실험

본 연구에서 제안한 SB-ACS 알고리즘을 ILOG Dispatcher를 이용하여 Pentium Ⅳ(2.4GHz, 512M RAM)에서 수행하였다. 제안한 알고리즘을 예제에

적용하여 그 결과를 확인하고 기존문헌의 연구결과와 비교하여 효율성을 입증한다. SB-ACS 알고리즘의 성능평가를 위해 Solomon[20]의 VRPTW실험예제를 선택하였다. 입력 파라미터 설정은 상기 실험예제 중 수요지의 분포가 랜덤하고 서비스 시간대가 좁은 R101예제에 대하여 민감도 실험을 하였다.

입력 파라미터 설정을 위하여 Solomon[20]의 예제 중 R101에 대하여 사전 실험을 하였다. 페로몬과 거리의 상대적 영향을 나타내는 파라미터 α, β는 [0.1, 1.0], [1.0, 0.1]에서 0.1씩 변화시키면서 파라미터 조합을 실험하였고, 페로몬 유지율(ρ)은 [0.1, 1.0]에서 0.1씩 증가시키며 실험하였다. 사전실험 결과, α, β는 1일 때 가장 좋은 결과를 얻었고 페로몬 유지율은 0.9일 때 좋은 결과 값을 획득하였다. 개미 수는 모든 수요지에 대한 탐색을 하도록 하기 위해 100으로 설정한다. 40회의 반복 이후에는 초기해의 변화가 없기 때문에 종료조건은 반복횟수 50으로 설정한다. 후보자 리스트의 크기는 $n/4$수준일 때 가장 좋은 해를 탐색하여 25로 한다. 초기 페로몬(τ_0)은 nearest neighbor 휴리스틱(ILOG Dispatcher 이용)에 의해 생성된 경로의 역수로 설정하고 사전실험 결과 얻은 파라미터 설정 값은 <표 1>과 같다.

〈표 1〉 실험 파라미터 설정 값

α(τ 가중치)	β(η 가중치)	m(인공 개미 수)	ρ (페로몬 유지율)	τ_0 (초기 페로몬)	candidate list size
1	1	100	0.9	·	25

실험 예제는 6개의 형태로 구성되어 있다. 모든 예제는 수요지 100개, 공급지 1개, 차량 수, 차량 용량, 수요지와 공급지의 시간제약이 있다. 수요지 분포의 형태로 R1과 R2는 무작위(randomly)로 되어 있고, C1과 C2는 밀집(clustered), RC1과 RC2는 무작위와 밀집이 혼합(mixed)되어 있다. R1, C1, RC1은 공급지의 due-time이 짧은 반면 R2, C2, RC2는 길다. "1"타입은 제약조건의 시간대간격이 좁고 "2"타입은 시간대 간격이 넓다. 기본 구성은 수요지 100개, 적재용량이 동일한 차량 25대와, 수요지별 수요량과 서비스 시간대가 존재하고 시간제약이 각 예제별로 다른 특성을 가진다. 각 형태에서 100개의 수요지중 시간대를 요구하는 지점의 빈도는 예제 그룹별로 각각 100%, 75%, 50%, 25%로 설정되어 있다. 따라서 VRPTW의 해공간은 시간대 간격이 넓고 시간대 요구 고객의 수가 적어질수록 해공간의 크기가 커진다.

실험예제에서 노드 번호 '0'은 공급지(depot)를 의미하며 공급지의 시간제약은 차량의 복귀시간이다. 수요지별 시간제약에서 ready-time은 수요지에 서비스가 이루어질 수 있는 가장 빠른 시간을 due-time은 서비스가 이루어질 수 있는 가장 늦은 시간을 의미한다.

3.2 결과 분석

총 차량운행거리 최소화를 목적으로 한 기존연구에서 최선해라고 알려진 결과와 비교를 통해 SB-ACS 알고리즘의 효율성을 입증하고 결과를 분석한다. <표 2>와 <표 3>은 SB-ACS알고리즘과 기존 연구문헌의 최선해(Best-known) 결과치를 제약조건의 시간대 형태별로 구분한 것이다. SB-ACS 알고리즘의 성능은 기존 최선해와의 차이를 나타내는 식 (4)의 POD(Percentage of Deviation)로 평가하고, "-"는 기존 Best-known 대비 SB-ACS 알고리즘의 우수함을 나타낸다.

$$\text{POD}(\%) = \frac{SB\text{-}ACS - Best\text{-}known}{Best\text{-}known} \times 100(\%) \quad (4)$$

실험결과 전반적으로 SB-ACS의 결과가 C1(0.25%) 형태를 제외하고는 모든 형태에서 평균적으로 동일하거나 더 우수한 결과를 나타낸다. 각 형태별로 구분하여 세부적으로 분석하면 다음과 같다.

〈표 2〉 "1" 타입 문제 분석결과

No.	Best-known 총 차량 운행거리	SB-ACS 총 차량 운행거리	POD(%)	참고 문헌
R101	1607.7	1598.01	-0.60	D
R102	1434	1424.38	-0.67	D
R103	1213.62	1212.17	-0.12	RT
R104	982.01	1020.23	3.89	RT
R105	1377.11	1360.37	-1.22	RT
R106	1252.03	1227.61	-1.95	RT
R107	1124.72	1091.19	-2.98	CR
R108	968.59	943.529	-2.59	Ta
R109	1013.16	1030.23	1.68	CR
R110	1080.36	1093.39	1.21	RT
R111	1104.83	1068.34	-3.30	Ta
R112	953.63	988.511	3.66	RT
Average	1175.98	1171.5	-0.38	
C101	827.3	828.937	0.20	D
C102	827.3	829.815	0.30	D
C103	828.06	832.22	0.50	RT
C104	824.78	830.652	0.71	RT
C105	828.94	828.854	-0.01	PB
C106	827.3	828.854	0.19	D
C107	827.3	828.854	0.19	D
C108	827.3	828.854	0.19	D
C109	828.94	828.854	-0.01	PB
Average	827.47	829.54	0.25	
RC101	1642.82	1671.6	1.75	CR
RC102	1540.97	1501.25	-2.58	CR
RC103	1262.02	1195.72	-5.25	RT
RC104	1135.83	1165.8	2.64	RT
RC105	1643.38	1536.05	-6.53	Ta
RC106	1395.37	1390.08	-0.38	CR
RC107	1230.54	1270.1	3.21	Ta
RC108	1139.82	1132.53	-0.64	Ta
Average	1373.84	1357.9	-1.16	

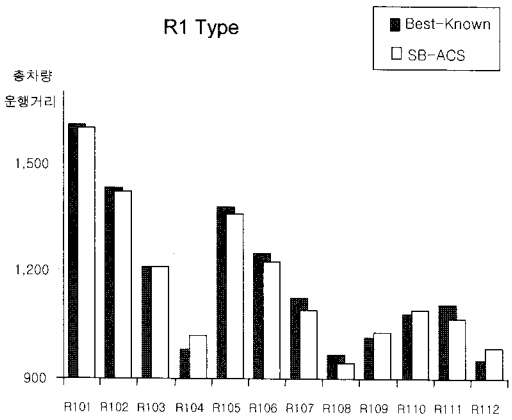
주) D : Desrochers et al., 1992[10].
Ta : Taillard et al., 1997[21].
CR : Chiang and Russell, 1997[5].
RT : Rochat and Taillard, 1995[19].
PB : Potvin and Bengio, 1996[17].

〈표 3〉 "2" 타입 문제 분석결과

No.	Best-known 총 차량 운행거리	SB-ACS 총 차량 운행거리	POD(%)	참고 문헌
R201	1254.8	1224.53	-2.41	Ta
R202	1088.07	1102.66	1.34	RT
R203	948.74	942.975	-0.61	RT
R204	855.21	837.829	-2.03	CR
R205	1035.6	988.317	-4.57	CR
R206	912.97	946.863	3.71	RT
R207	814.78	858.19	5.33	RT
R208	738.6	710.797	-3.76	RT
R209	935.67	901.46	-3.66	CR
R210	967.5	946.984	-2.12	RT
R211	923.8	843.448	-8.70	Ta
Average	952.34	936.73	-1.64	
C201	591.56	591.557	0.00	PB
C202	591.56	591.557	0.00	PB
C203	591.17	591.17	0.00	RT
C204	590.6	590.627	0.00	PB
C205	588.88	588.881	0.00	PB
C206	588.49	588.493	0.00	PB
C207	588.29	588.286	0.00	RT
C208	588.32	588.318	0.00	RT
Average	589.86	589.86	0.00	
RC201	1413.79	1365.84	-3.39	Ta
RC202	1164.25	1184.49	1.74	Ta
RC203	1078.73	989.12	-8.31	CR
RC204	806.75	809.615	0.36	RT
RC205	1328.21	1276.3	-3.91	Ta
RC206	1158.81	1225.87	5.79	Ta
RC207	1082.32	1040.52	-3.86	Ta
RC208	833.97	893.275	7.11	RT
Average	1108.35	1098.13	-0.92	

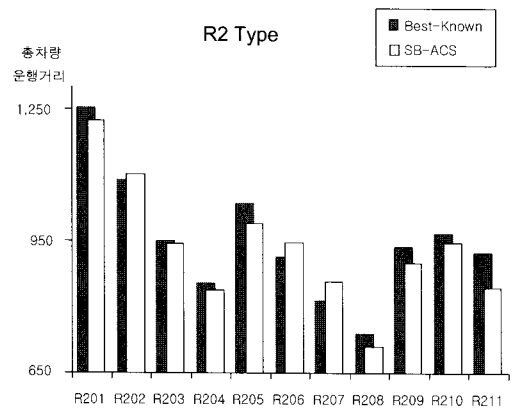
주) D : Desrochers et al., 1992[10].
Ta : Taillard et al., 1997[21].
CR : Chiang and Russell, 1997[5].
RT : Rochat and Taillard, 1995[19].
PB : Potvin and Bengio, 1996[17].

[그림 4]는 R1 형태에 대하여 기존 연구의 Best-known과 비교한 결과이다. R101, R102, R103, R105, R106, R107, R108, R111의 경우 평균 20의 거리 단위만큼 더 우수한 해를 도출하였고. R104, R109, R110, R112는 평균 25의 거리 단위만큼 저조한 결과를 나타낸다. 시간대를 요구하는 수요지의 수가 많아진다는 것은 해공간의 크기가 커진다는 것을 의미한다. R1 형태의 실험결과는 SB-ACS 알고리즘이 해공간이 클수록 해 탐색능력이 우수한 것으로 분석할 수 있다.



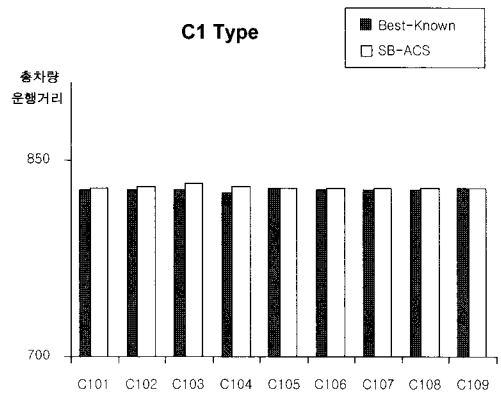
[그림 4] SB-ACS와 Best-known 결과비교(R1)

[그림 5]는 R2 형태에 대해 비교한 결과이다. R202, R206, R207 예제를 제외하고는 평균 33의 거리 단위만큼 우수한 결과를 도출하였다. 시간대를 요구하는 수요지의 수가 많을수록 안정적인 해 탐색으로 2%이내의 PD를 나타내지만 시간대를 요구하는 수요지의 수가 적어질수록 해의 편차가 더 크게 발생한다. R2 형태는 R1 형태와 비교하여 해공간이 더 크다. 평균 PD는 R1 형태의 0.38%보다 큰 1.64%로 더 우수한 결과가 나타난다. R 형태의 실험결과를 통해 SB-ACS 알고리즘은 해공간의 크기가 커짐에 따라 우수한 해 탐색성능을 나타냄을 알 수 있다.



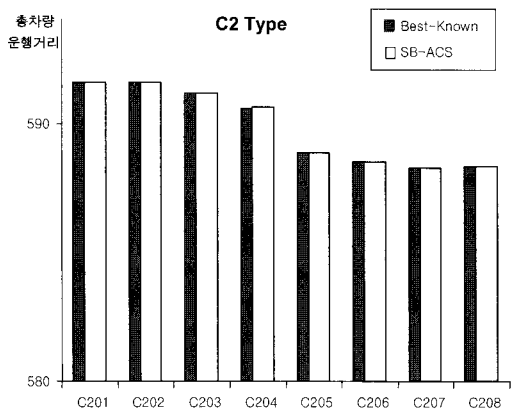
[그림 5] SB-ACS와 Best-known 결과비교(R2)

[그림 6]은 C1 형태에 대해 비교한 결과이다. 기존의 Best-known 결과와 0.5% 이내의 PD를 나타낸다.



[그림 6] SB-ACS와 Best-known 결과비교(C1)

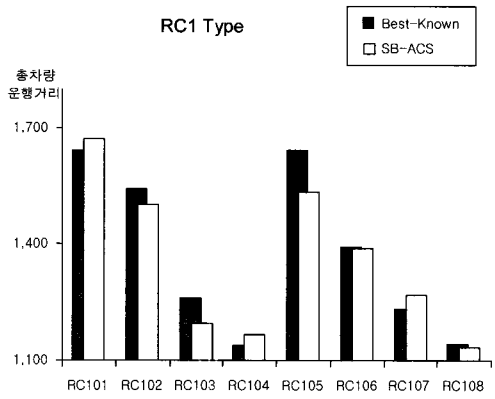
[그림 7]은 C2 형태에 대해 비교한 결과이다. 기존의 Best-known 결과와 동일한 값을 보인다.



[그림 7] SB-ACS와 Best-known 결과비교(C2)

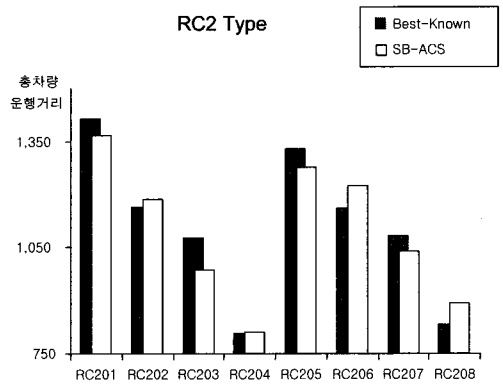
C 형태는 수요지의 분포가 밀집(clustered)되어 있다. 이러한 수요지 분포는 SB-ACS 알고리즘이 해 공간의 크기에 따른 탐색성능의 상관관계가 적용되지 않음을 나타낸다. 다시 말해서 수요지의 분포가 밀집되어 있는 경우 SB-ACS 알고리즘은 해 공간의 크기와 상관없이 우수한 해 탐색성능을 나타낸다.

[그림 8]은 RC1 형태에 대해 비교한 결과이다. RC102, RC103, RC105, RC106, RC108의 경우 평균 45의 거리 단위만큼 우수한 해를 보이는데 반하여 RC101, RC104, RC107의 경우 평균 30의 거리 단위만큼 저조한 해를 보인다. 이는 R1 형태의 평균거리 차이보다 약 2배의 차이를 보인다. RC1 형태의 수요지 분포는 혼합(randomly + clustered)되어 있다. 이는 수요지 분포형태의 차이가 해 개선 과정 간 적용되는 2-opt의 랜덤성에 영향을 미치게 되어 실험결과와 같이 불안정한 해 탐색성능을 보이는 것으로 분석된다.



[그림 8] SB-ACS와 Best-known 결과비교(RC1)

[그림 9]는 RC2 형태에 대해 비교한 결과이다. 우수한 결과를 나타낸 예제는 평균 57의 거리 단위만큼, 저조한 결과를 나타낸 예제는 평균 37의 거리 단위만큼의 차이를 보인다. 이는 R2 형태의 평균거리차이 보다 약 1.5배의 차이를 나타내고 RC1 형태보다도 평균 편차가 더 크다. 이는 RC1 형태와 마찬가지로 수요지의 분포형태와 해 공간의 크기의 영향으로 분석된다.



[그림 9] SB-ACS와 Best-known 결과비교(RC2)

이상의 분석결과를 종합해 볼 때 SB-ACS 알고리즘은 C 형태와 같이 수요지의 분포가 밀집되어 있고 R 형태와 같은 수요지의 분포에서 해 공간이 클수록 가장 효과적인 것으로 분석된다. 반면 수요지의 분포형태가 혼합되어 있는 RC 형태의 경우 해 공간의 특성에 따라 불안정한 해의 탐색성능을 나타낸다.

본 연구는 기존의 전통적인 VRPTW의 주목적인 총 차량운행거리 최소화를 목적으로 설정하였다. 기존의 주요 해법들은 대부분 총 차량운행거리의 최소화를 위한 단일 목적의 해법으로 개발되었으나, 일부 해법들은 총 차량운행거리의 최소화보다 차량수의 최소화에 더 큰 우선순위를 주어 다목적 해법으로 접근하기도 한 바 있다. 목적에 따라 객관적인 비교는 어렵지만 상대적인 비교를 위하여 각 형태별 총 차량운행거리에 추가하여 차량수의 평균치를 비교하고 차량운행거리 측면에서 SB-ACS를 기준으로 평균 PD를 계산하면 <표 4>와 같다.

총 차량운행거리 측면에서 R, RC 형태의 평균 PD는 SB-ACS가 우수한 결과를 보이고 있고 C 형태는 총 차량운행거리와 차량 수 모두 Best-known과 동일하거나 유사한 결과를 도출하였다. 반면 R, RC 형태는 총 차량운행거리는 줄어들었지만 차량수는 증가되었다. 실험예제 모두 100개의 수요지를 가지고 있지만 시간대를 요구하는 수요지점의 빈도는 다르다. 시간제약의 설정과 해공간의 크기가 다

르기 때문에 각 형태별 결과에 차이가 나는 것으로 분석된다.

〈표 4〉 문제형태별 평균치 비교

Type	Best-known 평균		SB-ACS 평균		평균POD (%)
	총 차량 운행거리	차량 수	총 차량 운행거리	차량 수	
R1	1175.98	12.17	1171.5	15	-0.38
R2	952.34	2.82	936.73	5.2	-1.64
C1	827.47	10	829.54	10	0.25
C2	589.86	3	589.86	3	0.00
RC1	1373.84	11.88	1357.9	14.75	-1.16
RC2	1108.35	3.38	1098.13	6.25	-0.92

〈표 5〉 ACO 기법을 적용한 기존 연구와 비교

구 분		Gambadella et al.[14]	Chen and Ting[7]	SB-ACS
R1	총 차량 운행거리	1217.73	1203.56	1171.5
	차량 수	12	12.83	15
C1	총 차량 운행거리	828.38	828.76	829.54
	차량 수	10	10	10
RC1	총 차량 운행거리	1382.42	1363.84	1357.9
	차량 수	11.63	12.50	14.75
R2	총 차량 운행거리	967.75	932.23	936.73
	차량 수	2.73	3.09	5.2
C2	총 차량 운행거리	589.86	589.86	589.86
	차량 수	3	3	3
RC2	총 차량 운행거리	1129.19	1079.81	1098.13
	차량 수	3.25	3.75	6.25

<표 5>는 VRPTW에 ACO 기법을 적용한 기존 연구와의 비교를 나타낸다. 기존연구 중 본 논문에서 적용한 Solomon의 예제를 사용한 Gambadella et al.[14]과 Chen and Ting[7]의 평균 결과치를 비교하였다. SB-ACS 알고리즘은 총 차량운행거리 측면에서 R1, RC1에서는 가장 우수한 결과치를 나타내고 C1 형태는 대등한 결과를, C2 형태는 동일한 결과치를 나타낸다. R2, RC2 형태는 중간수준의 결과치를 나타낸다. 차량 수 측면에서는 C1, C2 형태를 제외하고 평균 2대의 증가가 나타난다. 다양한 문제 형태에서 차량 수나 총 차량운행거리의 수치 비교를 통해 알고리즘의 효율성을 평가하는 것은 제한이 있지만 SB-ACS 알고리즘은 기존 연구와 비교하여 대등한 결과를 나타내는 것을 알 수 있다.

본 연구는 우수한 해 탐색을 위하여 인공개미들이 주어진 제약조건 내 에서만 경로를 구축하도록 하였다. 또한 축적된 페로몬 정보를 이용하여 saving기법으로 초기 해를 구하고 2-opt기법으로 해 개선과정을 거쳐 페로몬 업데이트(global update) 후 다시 반복과정을 거쳐 해의 수렴을 유도한다.

4. 결 론

차량경로문제에서 최종적으로 필요한 연구는 모든 제약이 현실과 동일한 문제의 최적해를 산출하는 것이다. 하지만 모든 제약을 동시에 고려한다는 것은 대단히 어려운 문제이다. 시간제약 차량경로문제는 고객이 원하는 시간에 서비스를 제공하기 위해 차량의 적재율이나 운송비용에 따른 제약을 완화하는 문제이다.

본 연구에서는 시간제약이 있는 차량경로문제를 대상으로 총 차량운행거리 최소화를 목적으로 하는 절약기법 기반의 ACS를 제안하였다. 초기 경로구성을 위하여 개미들의 경로구성 간 축적된 페로몬 정보를 saving 알고리즘의 노드간의 절약 정보로 적용하여 경로를 구성하였다. 초기경로가 구성되면 지역탐색방법을 적용하여 해의 개선을 하였다. 결과적으로 초기해 구성시 개미들의 행동 특성을 그대로 반영하는 절약기법 기반의 ACS 알고리즘을 제안하여 우수한 초기해의 탐색은 최선해의 질을 높일 수 있다는 것을 입증하였다.

본 연구는 총 차량운행거리 최소화에 목적을 두고 개미들의 행동특성을 반영한 ACS를 문제에 적용하여 빠른 시간 내에 해를 탐색하였다. 총 차량

운행거리 측면에서는 효율적인 해를 탐색하였지만 차량수가 증가되는 결과가 나타났다. 향후 차량수를 감소시키기 위한 방법이 보완되어야 한다. 현실적으로 운송과 관련된 각종 공공기관과 택배회사, 기업들은 총 차량운행거리나 차량수보다 비용에 큰 관심을 가지고 있다. 차량운행거리가 증가하더라도 비용이 감소하면 그 경로를 선택할 것이고 마찬가지로 차량수가 늘어나더라도 비용이 감소하면 그 방안을 선택할 것이다.

본 연구에서는 단일 차종에 국한시켜 문제를 접근하였지만 현실에서는 다양한 차종에 따라 큰 용량의 차량을 한 대 더 보강하는 것과 작은 용량의 차량을 2대 보강하는 것의 비용분석이 더 큰 관심일 것이다. 이러한 측면에서 비용의 최소화나 다용량 차량의 적정 수 산정 등의 다목적 알고리즘으로의 발전이 필요하다. 그리고 더욱 현실적인 차량경로문제의 해결을 위하여 시간제약에 추가하여 까다로운 수요자의 입장을 만족시킬 수 있는 확률적 제약조건이 필요하다. 수요량과 시간제약이 일정한 확률분포를 따르며 변하고 수요지 정보가 바뀌는 등의 확률적인 부분이 고려되어야 한다. 그리고 수요지점간의 거리를 유클리드 내적이 아닌 실질적인 거리정보를 활용한 연구 등 보다 현실적인 제약을 추가한 문제의 해법이 필요하다.

참 고 문 헌

[1] Ball, M.O., T.L. Magnanti, C.L. Monma, G.L. Nemhauser, *Network Routing*, North-Holland, Amsterdam, 1995.

[2] Jose, B. and A. Mercer, "A Tabu Search Algorithm for the Multi-trip Vehicle Routing and Scheduling Problem," *European Journal of Operations Research*, Vol.100(1996), pp.180-191.

[3] Bullnheimer, B., Hartl, R.F. 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, (1998), pp.109-120.

[4] Bullnheimer, B., R.F. Hartl, and C. Strauss, An Improved Ant System for the Vehicle Routing Problem, *Annals of Operations Research*, Vol.89(1999), pp.319-328.

[5] Chiang, W.C. and R.A Russell, "Simulated Annealing Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with time Windows," *Annals of Operations Research*, Vol.63(1996), pp.3-27.

[6] Chiang, W.C. and R.A. Russell, "A Reactive Tabu Search Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows," *IN FORMS Journal on Computing*, Vol.9(1997), pp.417-430.

[7] Chio-ho CHEN and Ching-Jung TING, "A Hybrid Ant Colony System for Vehicle Routing Problem with Time Windows," *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol.6(2005), pp.2822-2836.

[8] Clarke, G. and J. Wright, "Scheduling of Vehicle from a Central Depot to a Number of Delivery Points," *Operation Research*, Vol.12, No.4(1964), pp.568-581.

[9] Dantzig, G.B. and J.H Ramser, "The Truck Dispatching Problem," *Management Science*, Vol.6(1959), pp.80-91.

[10] Desrochers, M., J. Desrosiers, and M.M Solomon, "A New Optimization Algorithm for the Vehicle Routing Problem Time Windows," *Operations Research*, Vol.40(1992), pp.342-354.

[11] Dorigo, M., V. Maniezzo, A. Colorni, "Ant System : An Autocatalytic Optimizing Process," *Technical Report*, (1991), pp.91-116.

[12] Dorigo M. and G. Di Caro, *The Ant Colony Optimization Meta-heuristic, New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, New York, 1999.

[13] Dorigo, M. and G. Di Caro, *Ant Algorithm*

for Discrete Optimization, Artificial Life, MIT Press, (1999), pp.137-172.

[14] Gambardella, L.M., E. Taillard, and G. Agazzi, MACS-VRPTW : A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows, *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, (1999), pp.63-76.

[15] Hong, S.C. and Y.B Park, "A Two-phase Method for the Vehicle Routing Problems with Time Windows," *IE Interfaces*, Vol.17 (2004), pp.103-110.

[16] Koskosidis, Y.A., W.B. Powell, and M.M. Solomon, "An Optimization-Based Heuristic for Vehicle Routing and Scheduling with Soft Time Window Constraints," *Transportation Science*, Vol.26(1992), pp.69-85.

[17] Potvin, J.Y. and S. Bengio, "The Vehicle Routing Problem with Time Windows Part II : Genetic Search," *INFORMS Journal on Computing*, Vol.8(1996), pp.165-172.

[18] Reimann, M., K. Doerner, and R.F. Hartl, "D-ants : Savings Based Ants Divide and Conquer the Vehicle Routing Problems with time Window," *Computer and Operations Research*, Vol.31, No.4(2004), pp.563-591.

[19] Rochat, Y. and E.D Taillard, "Probability Diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing," *Journal of Heuristics*, Vol.1(1995), pp.147-167.

[20] Solomon, M.M., "Algorithm for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints," *Operations Research*, Vol.35(1987), pp.254-265.

[21] Taillad, E., P. Badeau, M. Gendreau, F. Geurtin, and J.Y. Potvin, "A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows," *Transportation Science*, Vol. 31(1997), pp.170-186.

[22] Tan, K.C, L.H. Lee, Q.L. Zhu, and K. Ou, "Heuristic Methods for Vehicle Routing Problem with Time Window," *Artificial Intelligence in Engineering*, Vol.15(2000), pp.281-295.