

시간대 제약이 있는 차량경로 결정문제를 위한 2단계 해법의 개발

홍성철 · 박양병[†]

경희대학교 테크노공학대학 산업공학과

A Two-phase Method for the Vehicle Routing Problems with Time Windows

Sung-Chul Hong, Yang-Byung Park

Department of Industrial Engineering, College of Advanced Technology, Kyung Hee University, Yongin, 449-701

This paper presents a two-phase method for the vehicle routing problems with time windows(VRPTW). In a supply chain management(SCM) environment, timely distribution is very important problem faced by most industries. The VRPTW is associated with SCM for each customer to be constrained the time of service. In the VRPTW, the objective is to design the least total travel time routes for a fleet of identical capacitated vehicles to service geographically scattered customers with pre-specified service time windows. The proposed approach is based on ant colony optimization(ACO) and improvement heuristic. In the first phase, an insertion based ACO is introduced for the route construction and its solutions is improved by an iterative random local search in the second phase. Experimental results show that the proposed two-phase method obtains very good solutions with respect to total travel time minimization.

Keywords: vehicle routing problems with time windows, ant colony optimization, random local search

1. 서론

원자재나 부품을 적시에 맞추어 공급하거나 완성된 제품을 분배하기 위하여 이루어지는 의사결정문제는 생산과 판매를 위한 공급사슬 경영 환경에서 아주 중요한 요소이다. 특히 공장, 분배센터, 지역창고, 도·소매점과 같은 공급사슬 내의 각 구성요소들은 재고수준을 낮추면서 시장변화에 대해 민감하게 반응하기 위하여 차량에 의한 공급이나 분배를 더욱 빈번하게 요구하게 되었기 때문에 고객지점에 대한 방문서비스 시간준수는 더욱 중요한 의미를 갖게 되었다. 시간대 제약이 있는 차량경로 결정문제(Vehicle Routing Problems with Time Windows; VRPTW)는 이러한 상황을 고려한 것으로서 이외에도 택배서비스, 우편물 배달, 폐기물 수거 등과 같이 고객의 서비스를 고

려하는 수·배송 환경에서 중요하게 다루어져 왔다.

VRPTW는 중앙 차고지를 출발한 일련의 차량들이 지리적으로 산재해 있는 고객들이 요구하는 서비스 시간대에 맞추어 방문하여 주어진 서비스를 수행하고 다시 차고지로 돌아오는 최소 이동시간의 차량경로를 결정하는 문제이다. NP-hard 문제(Lenstra and Rinnooy Kan, 1981)인 VRPTW는 비록 최적해를 구할 수는 있으나 계산시간이 오래 걸리고 문제의 크기에 따라 현실적으로 크게 제한을 받는다. 따라서 많은 연구들이 주로 휴리스틱 해법의 개발에 초점을 맞추어 왔다. 최근까지 대부분의 VRPTW의 목적함수는 총 차량이동시간(또는 총 차량 이동거리)의 최소화이며 이를 위한 해법은 크게 최적해법, 구성형 해법, 개선형 해법, 메타휴리스틱으로 구분된다.

최적해법으로는 Kohl *et al.*(1999), Cook and Rich(1999) 등이 있

[†]연락처 : 박양병 교수, 449-701 경기도 용인시 기흥읍 서천리 1, 경희대학교 테크노공학대학 산업공학과, Fax : 031-203-4004, E-mail : ybpark@khu.ac.kr

으나 일부 문제에 한하여 최적해임을 입증하였다. 구성형 해법은 특정한 기준값을 계산하여 일부 구성된 부분경로에 아직 경로에 포함되지 않은 고객지점들을 하나씩 추가하면서 차량 경로해를 완성하는 방법으로, Solomon(1987)의 순차삽입기법과 Potvin and Rousseau의 병렬삽입기법(1993)이 대표적이다. 개선형 해법은 주어진 초기해로부터 지역탐색을 통하여 반복적으로 현재의 차량경로해를 수정하여 더 나은 해로 개선하는 방법(Potvin and Rousseau, 1995)이다. 메타휴리스틱은 지역해를 탈출하고 사이클링을 방지하는 방법을 통하여 다양한 해공간을 탐색하는 방법으로서 타부서치(Rochat and Taillard, 1995; Potvin *et al.*, 1996; Taillard *et al.*, 1997; Chiang and Russell, 1997), 유전알고리즘(Potvin and Benzio, 1996), 시뮬레이티드 어닐링(Chiang and Russell, 1996), 진화해법(Homberger and Gehring, 1999), 개미해법(Gambardella *et al.*, 1999) 등이 있다.

최근에는 기존 메타휴리스틱들의 특징을 반영하여 새롭게 구성된 RNET 메타휴리스틱(Liu and Shen, 1999), 타부서치와 시뮬레이티드 어닐링을 결합한 TSA(Li and Lim, 2003), MSLS(Bräysy *et al.*, 2004) 등이 우수한 성능을 보여주었다.

이러한 연구들은 대부분 총 차량이동시간의 최소화를 고려하지만 Homberger and Gehring(1999), Gambardella *et al.*(1999), Bräysy *et al.*(2004) 등은 Tangiah *et al.*(1995)처럼 차량수의 최소화를 첫 번째로 하고 두 번째 우선순위로 총 차량이동시간의 최소화를 고려한 다목적 해법들이다. 이들 해법은 서로 다른 해법을 단계적으로 적용하여 두 가지 목적을 순차적으로 다루었으며 총 차량이동시간의 최소화만을 위해 개발된 단일목적의 해법들과는 해 탐색능력이 구분되어진다.

이상의 연구들을 종합하여 VRPTW에 대한 메타휴리스틱들의 최근의 발전방향을 보면 2-opt*나 Or-opt와 같은 지역탐색을 통하여 우수한 해를 얻고자 하는 개선형 메타휴리스틱들이 주를 이루고 있으며 이러한 해법들은 우수한 초기해를 구하기 위한 해법을 포함하여 2단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서 과거에는 주로 단순한 삽입기법을 적용하여 초기해를 구성하였으나 최근에는 삽입기법과 Or-opt를 기초로 하여 보다 우수한 초기해를 얻기 위해 반복적으로 적용하는 해법(Liu and Shen, 1999), 진화해법(Homberger and Gehring, 1999), Injection Tree 절차(Bräysy *et al.*) 등의 구성형 메타휴리스틱들이 개발되고 있다. 이렇게 구해진 초기해로부터 시뮬레이티드 어닐링이나 타부서치와 같이 사이클링을 방지하고 지역최적에서 탈출할 수 있는 개선형 메타휴리스틱들이 두 번째 단계에서 적용되어 우수한 해들을 구하고 있다.

본 연구에서는 첫 번째 단계에서 다양한 탐색을 통하여 우수한 초기해를 제공하고 두 번째 단계에서 집중적인 해탐색을 수행하는 최근 VRPTW 해법들의 특성을 바탕으로 2단계 해법을 제안하고자 한다. 제안된 해법의 첫 번째 단계에서는 구성형 메타휴리스틱으로서 삽입기법을 기반으로 개미해법(Ant Colony Optimization; ACO)을 적용하여 차량이동시간과 차량수의 최소화 관점에서 우수한 초기해를 제공한다. 두 번째 단계에서는

전 단계에서 얻어진 최선해를 출발점으로 사이클링을 방지하고 지역최적에서 탈출하도록 개발된 랜덤 지역탐색방법을 반복적으로 적용하여 최종해를 구한다.

2. VRPTW를 위한 2단계 해법

VRPTW에서 우수한 해를 얻는 데는 지역탐색과정이 반드시 필요하다. 그러나 지역탐색과정은 개선형 해법이므로 반드시 구성형 해법을 통해 초기해가 제공되어야 한다. 또한 초기해에 따라 그 성능이 크게 영향을 받기 때문에 우수한 초기해의 제공은 지역탐색과정에서 중요한 의미를 가지고 있다. 지역최적으로부터 탈출이 가능한 시뮬레이티드 어닐링이나 타부서치 등과 같은 개선형 메타휴리스틱들도 전체 VRPTW의 해공간을 탐색할 수는 없기 때문에 초기해의 역할이 마찬가지로 중요하다. 이러한 개선형 해법의 초기해를 구하는 과정에서 가장 중요하게 요구되는 특징은 다양한 탐색을 통해 여러 우수한 해들을 구성할 수 있어야 한다는 것이다. 이것은 개선형 해법의 해 탐색범위가 좁은 지역에 국한되는 것을 방지하기 위한 것이다. 그리고 개선형 해법들은 지역탐색방법이 반복적으로 적용되기 때문에 반드시 사이클링 방지와 지역최적으로부터의 탈출방법이 포함되어야 한다.

본 연구에서 제안하고자 하는 VRPTW를 위한 2단계 해법에서는 구성형 메타휴리스틱과 개선형 메타휴리스틱의 두 가지 해법을 순차적으로 적용한다. 단계 1에서 차량이동시간과 차량수의 최소화 관점에서 다양한 탐색을 거쳐 우수한 해를 구성할 수 있는 해법으로서 삽입기법을 기반으로 개발된 ACO를 적용하고 단계 2에서는 단계 1에서 구해진 최선해를 출발점으로 하여 루트 간 Or-opt와 2-opt*(Potvin and Rousseau, 1995)를 적용하여 집중적으로 우수한 해를 탐색하고자 한다. 단계 2의 지역탐색방법 적용에서는 사이클링과 지역최적 탈출방법을 포함하고 있다. 따라서 단계 1에서는 넓은 범위에 대해서 다양한 해 구성능력을 갖춘 개미해법을 적용하고 단계 2에서는 좁은 범위에 대해서 집중적인 해 탐색능력을 갖춘 랜덤 지역탐색기법을 적용하게 된다.

2.1 단계 1 : 삽입기법 기반의 ACO

조합최적화 문제를 위해 고안된 해법인 개미해법(Ant Colony Optimization; ACO)은 실제 개미들의 행동에 대한 메커니즘을 응용한 기법으로서 Dorigo and Di Caro(1999)에 의해 메타휴리스틱으로 정립되었다.

간단하게 ACO의 해 탐색과정을 묘사하면, 한 마리의 인공개미가 한 지점을 출발점으로 하여 제약조건을 만족하면서 다음 이동지점을 확률적으로 선택함으로써 해를 완성해 간다. 이때 복수 개의 개미들은 각각 다른 출발점으로부터 서로 다른 해들을 구성하게 된다. 얻어진 각각의 해들에 대하여 목적함수

값이 반영된 유인물질흔적 (pheromone trail)이 해에 포함된 이동경로 상에 남겨진다. 우수한 해의 경우에는 그만큼 더 많은 유인물질흔적이 남겨지고, 여러 우수한 해들에 중복된 이동경로에는 보다 더 많은 유인물질흔적들이 남겨 된다. 다음 반복과정에서는 유인물질흔적과 해 구축기준을 동시에 고려하여 개미들은 새로운 해들을 완성한다. 매 반복마다 모든 지점 간의 경로에 대해서 유인물질흔적은 일정량 증발되고 우수한 해에 포함된 이동경로 상에는 유인물질흔적이 남겨진다. 따라서 초기에는 해 구축기준에 영향을 크게 받아서 해들이 완성되지만 일정 반복과정을 거치면 각 이동경로 상에 남겨진 유인물질흔적에 의하여 우수한 해가 얻어질 수 있게 된다.

이러한 ACO는 까다로운 제약조건을 반영하기 쉽고, 모집단을 바탕으로 multi-start의 개념을 가지고 우수한 해들의 특성을 종합적으로 반영하기 때문에 NP-hard 문제의 다양한 해 공간 탐색에 있어서 큰 장점을 가지고 있다. 그러나 기본적으로 구성형 해법이기에 때문에 집중적인 해탐색에 대해서는 약점을 가지고 있으므로 VRPTW를 위하여 ACO만을 적용한 연구는 아주 미비한 실정이다. 그러나 본 연구에서 제안하는 해법의 단계 1에서 다양한 탐색을 통해 우수한 해를 구성할 수 있는 ACO의 장점을 최대한 이용한다면 다음 단계에서 집중적인 해탐색을 수행하는 데 필요한 우수한 초기해를 제공할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 VRPTW를 위하여 기존의 ACO와 다른 새로운 삽입기법 기반의 ACO를 개발하였다. 제안된 삽입기법 기반 ACO는 기존의 ACO와 같이 해 구축과정과 유인물질 수정과정의 두 가지 부분으로 구성되어 있다. 그러나 우선 해 구축과정에서 제안하고자 하는 ACO는 기본적으로 차량경로 상에 연결된 두 지점 사이에 아직 경로에 포함되지 않은 지점의 삽입을 고려하면서 해를 구성하므로 기존에 개발된 savings기법을 기반으로 하는 ACO의 해 구축기준과는 다른 새로운 계산식이 필요하다. 즉 경로에 포함되지 않은 지점 x 가 경로상 인접한 지점 i 와 지점 j 사이에 삽입될 확률 $p(i, x, j)$ 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$p(i, x, j) = \frac{[\tau(i, x) * \tau(x, j) / \tau(i, j)]^\alpha [k / c(i, x, j)]^\beta}{\sum_{x \in \Omega} [\tau(i, x) * \tau(x, j) / \tau(i, j)]^\alpha [k / c(i, x, j)]^\beta} \quad (1)$$

여기서, $k = \max(t_{0x}, e_x)$

$$c(i, x, j) = t_{ix} + t_{xy} - t_{ij}$$

식 (1)은 삽입후보에 대한 삽입확률을 계산할 때 유인물질흔적과 삽입기준에 대한 가중치 α, β 를 통하여 서로 반영되는 상대적 크기를 조절하도록 한 것이다. 또한 α, β 값은 삽입후보들에 대한 각 기준값의 크기 차를 표준화시키는 역할을 한다. 일반적으로 적용문제에 따라 α, β 값은 다르게 설정될 수 있으나 알려진 결정방법이 없으므로 실험을 통해 정해야 한다. 단, 그 값이 1보다 커졌을 때는 기준값들의 격차가 너무 커 확률적 다

양성이 너무 적어지므로 1 이하의 값으로 정한다.

식 (1)에서 $\tau(i, j)$ 는 부분경로 (i, j) 상에 남겨져 있는 유인물질흔적의 양이다. Ω 는 부분경로의 인접지점인 (i, j) 사이에 삽입 가능한 모든 지점 x 들에 대한 삽입후보자 집합이고 e_x 는 지점 x 의 서비스 시간대의 하한이다. 지점 0은 차고지이며 t_{0x} 는 차고지에서 지점 x 까지의 이동시간, t_{ij} 는 지점 i 에서 j 까지의 이동시간이다. 따라서 k 는 지점 x 에 차량이 방문할 때 서비스 시작이 가능한 최소시간을 의미하고 $c(i, x, j)$ 는 인접지점인 (i, j) 사이에 지점 x 가 삽입에 따른 이동시간의 증가분을 의미한다.

유인물질흔적 측면에서는 유인물질흔적의 양이 적은 인접지점 (i, j) 의 사이에 지점 i 와 지점 j 각각에 대하여 유인물질흔적의 양이 큰 지점 x 를 삽입하도록 유도하였고 삽입기준 측면에서는 (i, j) 지점 쌍 사이에 지점 x 를 삽입할 때 증가되는 이동시간이 짧고 차고지에서 시간적으로 멀리 떨어져 있는 지점을 우선적으로 삽입하도록 하였다. ACO에서는 현재 구축된 부분경로에 대하여 삽입이 가능한 삽입후보자 집합 Ω 중에서 한 고객지점의 삽입을 확률적으로 선택한다.

유인물질흔적 $\tau(i, j)$ 는 여러 개미들에 의하여 완성된 해들의 탐색결과를 종합하는 역할을 수행하는데, 이를 위해서는 매 반복과정에서 식 (2)와 같은 유인물질흔적 수정식이 필요하다. 전체 개미집단에 의해 얻어진 해들 중 평가함수를 계산하여 상위 w 개의 우수한 해들에 대하여 유인물질을 추가하게 된다.

$$\tau(i, j) = \rho\tau(i, j) + \sum_{r=1}^{w-1} (w-r) / f_r^g + w / f_{best}^g \quad (2)$$

여기서 ρ 는 유인물질 유지율($0 \leq \rho \leq 1$)이고, w 는 수정에 고려되는 상위 우수개미의 수, r 은 순위이며 f_r^g 는 r 순위의 해에 대한 평가함수 값이다. f_{best}^g 는 개미집단 내 g 회 반복과정에서 얻어진 최선의 평가함수 값이다. 평가함수(f)는 차량수와 차량이동시간에 비용계수를 곱한 후 합하였다. 매 반복과정에서 모든 유인물질흔적은 $\tau(i, j)$ 에 대하여 $(1-\rho)$ 의 비율만큼 감소되고 각 순위에 해당하는 해에 포함된 부분경로 (i, j) 에 대하여는 그 해의 평가함수와 순위의 크기를 고려하여 계산된 값만큼 유인물질흔적이 증가된다.

제안하는 삽입기법 기반의 ACO는 반복과정에서 해의 탐색 정도에 따라 다양성 및 심화성을 조절할 수 있도록 하였다. 이는 식 (3) ~ 식 (5)를 통하여 이루어진다. 매 반복과정에서 얻어진 최선해를 평가한 후 개선을 또는 반복횟수를 고려하여 유인물질 유지율(ρ), 삽입후보자 집합의 크기(L), 우수개미의 수(w)를 조정한다. 예를 들어, 탐색과정에서 해가 개선되고 있을 때는 과거 유인물질흔적의 상속을 강하게 하여 탐색의 심화를 유도하고 해가 퇴화되고 있을 때는 과거 유인물질흔적을 증발하게 만들어 새로운 탐색을 시도하는 것이다.

$$\rho = \rho + (f_{best}^{g-1} - f_{best}^g) / f_{best}^{g-1} \quad (3)$$

$$L = L^{\max} (0.92)^{g-1} \quad (4)$$

$$w = w + w^{\max} (f_{best}^{g-1} - f_{best}^g) / f_{best}^{g-1} \quad (5)$$

여기서 $(f_{best}^{g-1} - f_{best}^g) / f_{best}^{g-1}$ 는 개선율로 반복횟수(g)와 이전 반복횟수($g-1$)에서 얻어진 최선해의 평가함수를 바탕으로 계산된다. 유인물질 유지율(ρ)은 0에 가까울수록 이전에 해를 탐색한 결과가 사라져 새로운 탐색을 유도하고 1에 가까워지면 이전의 해를 탐색한 결과에 대한 의존이 강해져 집중적인 탐색을 하게 된다. 식 (3)을 통하여 해가 반복과정에서 개선될수록 1에 가까운 값을 갖도록 조절된다. 삽입후보자 집합의 크기(L)는 그 값이 작아질수록 확률적 다양성이 감소되어진다. 따라서 식 (4)를 통해서 반복횟수(g)가 커질수록 삽입후보자 집합의 크기(L)가 비선형으로 감소되도록 설계하였다. 초기에는 다양한 탐색을 시도하고 반복과정이 진행되면 해탐색이 수렴되도록 하기 위함이다. 우수개미의 수(w)를 크게 하면 상대적으로 평가함수가 나쁜 해들도 포함될 수 있고 작아지면 상위의 우수한 해들에 대한 의존도가 높아진다. 식 (5)를 통해서 반복과정에서 해가 퇴화되면 우수개미의 수를 줄이고 해가 개선되면 우수개미의 수를 늘리도록 하였다. 삽입기법 기반의 ACO에 대한 진행절차를 정리하면 다음과 같다.

Step 1: 초기화

Step 2: 확률적 삽입기법 기반 차량경로 구축

유인물질혼적과 삽입기준을 고려한 삽입확률을 통해 각 개미들은 차량경로를 구성한다.

Step 3: 개미해의 평가 및 유인물질혼적 수정

각 개미들에 의해 얻어진 해를 평가하고 그 순위에 따라 우수개미들의 유인물질혼적을 해에 포함된 이동경로 상에 추가시키고 모든 유인물질혼적을 일정량 감소시킨다.

Step 4: 유지율, 우수개미의 수, 삽입후보자 집합 크기 조절

유지율, 우수개미의 수는 개선율에 근거하여 조절하고, 삽입후보자 집단의 크기는 반복횟수가 증가함에 따라 비선형으로 감소된다.

Step 5: 종료조건

Step 2부터 Step 4까지 주어진 횟수만큼 반복 수행한다.

2.2 단계 2 : 랜덤 지역탐색

단계 2에서는 단계 1에서 얻어진 가장 우수한 해를 초기해로 하여 루트 간 Or-opt와 2-opt* 방법을 이용한 지역탐색을 반복적으로 적용함으로써 차량경로해를 개선한다. 이러한 지역탐색방법을 반복 수행하게 되면 쉽게 지역최적에 빠지거나 일정 주기를 가지고 순환하게 될 수 있다. 제안된 해법에서는 지역최적에 빠지는 것을 방지하기 위하여 일정 개수의 랜덤한 이웃해 집단을 생성하고 타부리스트를 이용하여 가장 우수한 이웃해를 선택할 때 제한함으로써 해가 순환되는 것을 막는다.

이웃해 집단을 랜덤하게 생성하였으므로 실행 가능한 경우

와 실행 불가능한 경우가 발생할 수 있다. 만약 실행 가능한 경우만으로 이웃해 집단을 생성하면 해가 개선되는 속도는 빠르나 반복과정에서 실행 가능한 경우의 수가 줄어들기 때문에 쉽게 지역최적에 빠질 수 있고 지역최적에 도달했을 때 탈출할 기회가 적어진다. 그러나 이웃해 집단을 실행 가능한 경우와 실행 불가능한 경우를 구분 없이 랜덤하게 생성하면 해의 개선 속도가 느리고 개선이 없거나 퇴화될 수도 있지만 반면에 쉽게 지역최적에 빠지지 않으며 지역최적에서 탈출할 수 있는 기회가 커진다. 따라서 제안하는 해법에서는 실행 가능한 경우와 실행 불가능한 경우를 구분 없이 랜덤하게 이웃해 집단을 생성하였다.

해의 순환을 방지하는 타부리스트에는 선택된 이웃해로의 이동에 대한 정보가 담겨져 있다. 예를 들면, 루트 간 Or-opt의 경우는 이동하도록 선택된 지점과 이동 전의 루트에서 인접한 선행 방문지점, 2-opt*의 경우는 서로 교환되어지도록 선택된 두 지점을 타부리스트에 저장한다. 매 반복과정에서 새롭게 선택된 이웃해로의 이동정보가 추가되고 가장 오래된 이동정보는 삭제되므로 한번 선택된 이웃해에 대한 정보는 타부리스트 크기의 반복횟수 동안 이웃해가 다시 원래의 위치로 돌아가지 못하도록 제한하게 된다.

랜덤 지역탐색에 대한 진행절차를 정리하면 다음과 같다.

Step 1: 초기화

Step 2: 일정 개수의 랜덤 이웃해 집단 생성

이웃해 생성방법(Or-opt 또는 2-opt*)을 랜덤하게 선택한 후 타부리스트를 확인하여 루트 간 Or-opt와 2-opt* 실행을 위한 지점들을 랜덤하게 선택한다.

Step 3: 현재해 수정

얻어진 이웃해들을 평가하여 그 중 가장 개선이 큰 이웃해를 선택한다.

Step 4: 타부리스트 수정

타부리스트에 선택된 이웃해로의 이동정보를 저장하고 가장 오래된 이동정보를 삭제한다.

Step 5: 종료조건

Step 2부터 Step 4 까지 주어진 횟수만큼 반복 수행한다.

3. 계산실험

제안된 2단계 해법의 성능평가를 위해 Solomon의 VRPTW 실험문제(1987) 중 12문제로 구성된 R1 타입 문제들을 선택하였다. 이 문제들은 지리적으로 산재된 100개의 고객지점으로 구성되었다. Solomon이 VRPTW를 위해 최초로 삽입기법을 개발한 이래로 지금까지 많은 해법들이 이 실험문제를 통하여 성능평가를 하였다. 이외에도 고객의 위치가 군집을 이루고 있는 C1 타입도 있으나 대부분의 해법들이 거의 동일한 성능을 보이고 있어 성능평가에 적절하지 않다고 판단되어 실험에서 제외하

였다.

단계 1에서 삽입기법 기반 ACO의 파라미터 설정은 다음과 같다. 100개의 고객지점을 각각 출발점으로 한 해를 구하기 위해 개미의 수를 100으로 설정하였고 초기 유인물질 값은 동일한 조건에서 탐색을 시작하도록 모두 0.5로 설정하였다. 종료 조건은 반복횟수 50이다. 그리고 입력 파라미터 결정을 위하여 R107 문제에 대해 사전 민감도실험을 수행하였다. α, β 는 [0.1, 1.0]에서 각각 0.1씩 변화시키면서 실험하였고, 유인물질흔적 유지율은 [0.5, 1.0]에서 0.05씩, 우수개미의 수는 [5, 50]에서 1씩 증가시키며 실험하였다. 사전 실험 결과, 유인물질과 삽입기준의 승수는 그 값이 서로 같을 때 가장 좋은 결과를 얻었으므로 각각 $\alpha=1.0, \beta=1.0$ 으로 정하였다. 우수개미의 수, 유인물질 흔적 유지율은 각각 30~45, 0.9~0.95 사이에서 증가될수록 좋은 결과를 나타내는 경향을 보여 초기 우수개미의 수는 30, 유인물질흔적 유지율의 초기값은 0.9로 정하였다. 삽입후보자 집단의 크기에 대한 초기값은 100으로 정하였고 ACO 반복과정에서 감소되도록 설정되었다.

단계 2의 랜덤 지역탐색에서 타부리스트의 크기는 10이며 이웃해 집단의 크기는 2000, 반복횟수는 2000으로 정하였다. 제안된 해법은 Visual Basic 6.0으로 프로그래밍하였으며 계산실험은 IBM PC 호환 AMD Athlon XP 2600+ (2.08GHz, 256M RAM)에서 수행하였다.

<그림 1>~<그림 3>은 R107 문제에 대한 2단계 해법의 해 탐색과정을 예로 보여준다. <그림 1>은 2단계 해법 중 삽입기법 기반 ACO를 적용한 단계 1의 매 반복과정에서 얻어진 최선해를 차량이동시간 관점에서 나타낸 것이다. 총 차량이동시간은 1683.15에서 1266.87까지 감소되었다. 차량수는 <그림 2>에서 보는 것처럼 14대에서 11대까지 감소되었다. 단계 1에서 얻어진 가장 우수한 해를 초기해로 선택하여 단계 2에서 랜덤 지역탐색 과정이 적용된다.

<그림 3>은 단계 2에서 랜덤 지역탐색의 1000회 반복수행을 통한 이웃해 탐색과정을 보여준다. 탐색과정을 보면 지역최적에서 탈출하여 계속해서 이웃해를 탐색하는 과정이 잘 나타난다. 반복횟수 1000회 정도에서 이미 수렴은 되었지만 더 우수한 해를 탐색하기 위하여 2000회까지 수행한 결과 1859회에 총 차량이동시간이 1078.84인 해를 탐색하였다.

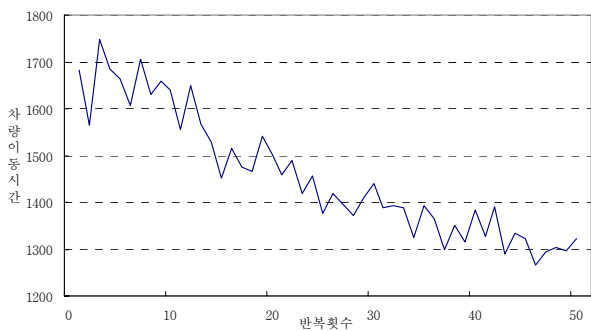


그림 1. 총 차량이동시간 관점의 삽입기법 기반 ACO 해 탐색과정(단계 1).

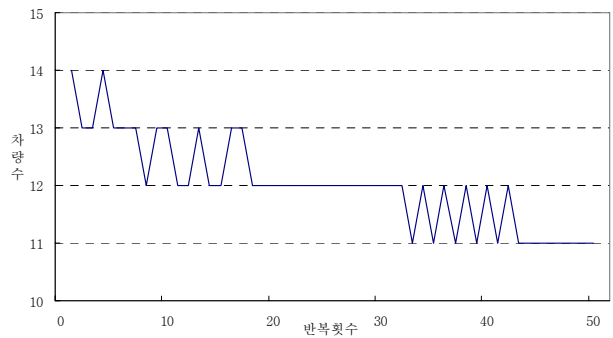


그림 2. 차량수 관점의 삽입기법 기반 ACO 해 탐색과정(단계 1).

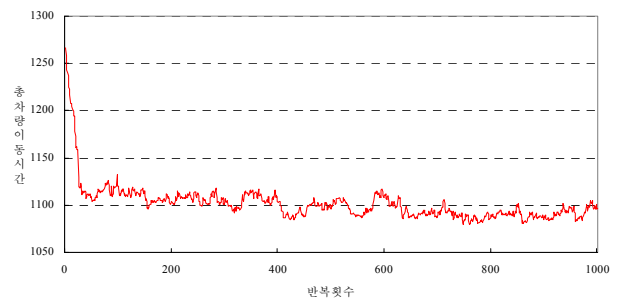


그림 3. 총 차량이동시간 관점의 랜덤 지역탐색과정(단계 2).

제안된 2단계 해법을 R1 타입의 12문제에 적용한 결과 평균 총 차량이동시간이 1192.00, 평균 차량수는 12.58인 결과를 얻었다. 평균 계산시간은 약 2476초가 소요되었다. 각 문제에 대한 제안된 2단계 해법을 통해 얻어진 결과를 <표 1>에 정리하였다. 12문제에 대한 제안된 해법의 최선해를 객관적으로 평가하기 위하여 총 차량이동시간의 최소화 관점에서 문헌을 통해 알려진 최적해와 비교하였다. 12문제 중 R104, R108, R112 문제에 대하여는 최적해가 확인되지 않았기 때문에 지금까지 알려진 최선해에 대하여 오차율을 계산하였고 3개 문제를 제외한 9개 문제에 대해서는 최적해에 대한 오차율을 계산하였다. 그 결과, 제안된 2단계 해법은 12문제의 최적해 또는 최선해에 대하여 1.22% 오차율로 우수한 해 탐색성능을 나타냈다. 특히, R108 문제에 대해서는 지금까지 알려진 최선해보다 더 좋은 해를 구하였다.

제안된 해법의 각 문제별로 최적해에 대한 오차율을 보면 0.66%~2.60%까지 비교적 큰 차이를 보이고 있고 계산시간 또한 1960초 ~ 3653초까지 다양하게 나타났다. 이로 인하여 제안된 해법의 성능이 문제에 따라 일정하지 않은 것으로 보이기 쉬우나 이것은 12개의 실험문제가 모두 100개 지점에 대한 실험문제이지만 사실은 시간대 제약의 설정에 따라서 해공간의 크기가 다르기 때문이다. 해공간의 크기가 다름에도 불구하고 제안된 해법은 모든 문제에 대하여 일정한 반복횟수를 탐색 종료조건으로 설정하였기 때문에 이와 같은 결과가 얻어진 것으로 보인다.

각 문제의 해공간의 크기를 정확하게 파악하기는 어렵지만

우선 각 문제들의 특성을 살펴보면 12개의 실험문제는 3개의 그룹으로 구분되어진다. 우선 R101 ~ R104 문제는 시간대 간격이 10, R105 ~ R108 문제는 시간대 간격이 30, 그리고 R109 ~ R112 문제는 시간대 간격이 60이다. 그리고 각 그룹에서 100개의 고객지점 중 시간대를 요구하는 고객지점의 빈도가 100%, 75%, 50%, 25%로 설정되었다. 따라서 VRPTW의 해공간은 시간대 간격이 넓어질수록 그리고 시간대 요구 고객의 수가 적어질수록 해공간의 크기가 커진다. 특히, 제안된 해법의 계산시간을 그 크기 순으로 정렬하여 각 문제들에 대한 오차율을 정리해 보면 해공간의 범위가 커짐에 따라 제안된 해법의 성능에 어떠한 영향을 미치는지 예상할 수 있다.

<그림 4>에서는 각 문제에 대하여 해의 탐색에 소요된 계산시간을 그 크기 순으로 하여 문제들을 오름차순으로 정렬하고 그에 해당하는 최적해에 대한 오차율을 그래프로 나타냈다. 결국, 그림에서 보듯이 해공간의 크기가 커짐에 따라 최적해에 대한 오차 또한 커지는 추세를 보이는 것을 알 수 있다. 단, 최적해가 알려져 있지 않은 세 문제는 분석에서 제외하였다. 분석결과 해공간이 커짐에 따라 최적해에 대한 오차율은 평균 1.53배 증가하였다. 계산시간이 약 1.44배 증가한 것은 해공간의 크기가 커짐에 따라 삽입후보자 집단의 크기가 커짐에 기인한 것이다. 따라서 단계 2에서 반복횟수와 이웃해 집단의 크기를 이에 맞게 늘려준다면 해공간의 크기가 커져도 일정한 해 탐색성능을 나타낼 것이다.

Solomon의 삽입기법(1987)이 개발된 이래로 지금까지 우수한 성능이 입증된 많은 해법들이 있다. <표 2>에서 제안된 해법의 성능을 총 차량이동시간, 차량수, 계산시간의 관점에서 기존에 개발된 11개의 주요해법들과 비교하였다. R1 타입 12문제의 평균결과를 총 차량이동시간 관점에서 내림차순으로 정

리하였다. 제안된 2단계 해법은 총 차량이동시간 측면에서 가장 우수한 결과를 보였다.

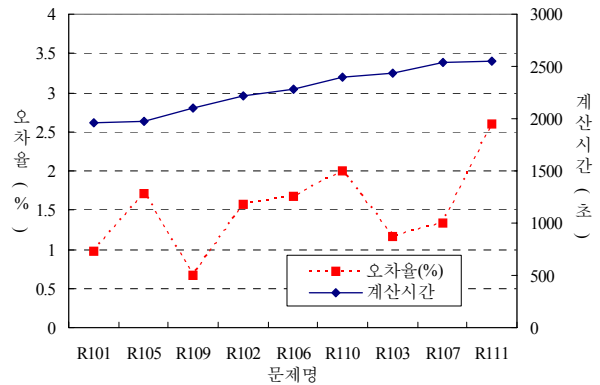


그림 4. 해공간의 크기증가에 따른 제안된 2단계 해법의 오차율(%)

기존의 주요 해법들은 대부분 방법론적으로 총 차량이동시간의 최소화를 위한 단일 목적의 해법으로 개발되었으나, 일부 해법들은 총 차량이동시간의 최소화보다 차량수의 최소화에 더 큰 우선순위를 줌으로써 접근한 다목적 해법이다. 이러한 해법들의 경우, 최근에 개발된 Homberger and Gehring(1999)과 Bräysy *et al.*(2004)의 연구에서 보듯이 평균 12대 차량수의 해를 구하였다. 그러나 본 해법은 기존의 전통적인 VRPTW의 주목적인 총 차량이동시간 최소화에 대한 해법이므로 각 문헌에 보고된 여러 실험결과 중에서 총 차량이동시간의 최소화 관점에서 정리하여 비교하였다. 계산시간 측면에서는 Solomon(1987)과 Potvin and Rousseau(1993)의 해법은 단순한 휴리스틱으로 계

표 1. R1 타입 문제에 대한 2단계 해법을 적용한 실험결과와 최적해의 비교

문제명	제안된 2단계 해법			최적해 또는 최선해		오차율(%)	참고문헌
	총 차량이동시간	차량수	계산시간(초)	총 차량이동시간	차량수		
R101	1653.58	19	1960	1637.70	20	0.97	Kohl <i>et al.</i> (1999)
R102	1489.57	17	2222	1466.60	18	1.57	Kohl <i>et al.</i> (1999)
R103	1222.67	14	2438	1208.70	14	1.16	Cook and Rich(1999)
R104	991.51	10	2758	982.01*	10	0.97	Rochat and Taillard(1995)
R105	1378.48	14	1970	1355.30	15	1.71	Kohl <i>et al.</i> (1999)
R106	1255.39	12	2277	1234.60	13	1.68	Cook and Rich(1999)
R107	1078.84	11	2535	1064.60	11	1.34	Cook and Rich(1999)
R108	955.65	10	2836	960.88*	9	-0.54	Bräysy <i>et al.</i> (2004)
R109	1154.49	12	2108	1146.90	13	0.66	Cook and Rich(1999)
R110	1089.36	11	2401	1068.00	12	2.00	Cook and Rich(1999)
R111	1075.97	11	2552	1048.70	12	2.60	Cook and Rich(1999)
R112	958.53	10	3653	953.63*	10	0.15	Rochat and Taillard(1995)
평균	1192.00	12.6	2475.83	1177.30	13.08	1.22	

주) * : 문헌을 통해 알려진 최선해

표 2. R1 타입 문제에 대한 기존의 해법들과의 성능 비교

참고문헌	총 차량이동시간	차량수	계산시간(초)	CPU
Solomon(1987)	1393.92	13.42	—	—
Potvin and Rousseau(1993)	1509.04	13.30	—	—
Thangiah <i>et al.</i> (1995)*	1249.30	12.33	1515	NeXT 68060 25MHz
Liu and Shen(1999)	1230.02	12.67	494	HP9000/720
Homberger and Gehring(1999)*	1226.38	12.00	1176	Pentium 200MHz
Taillard <i>et al.</i> (1997)	1216.70	12.25	13774	Sun Sparc 10 50MHz
Bräysy <i>et al.</i> (2004)*	1214.69	12.00	162	AMD 700MHz
Gambardella <i>et al.</i> (1999)*	1210.83	12.38	1800	Sun Ultrasparc 1,167MHz
Li and Lim(2003)	1208.50	12.25	1473	Pentium III 545MHz
Chiang and Russell(1997)	1204.19	12.17	5395	Pentium 166MHz
Rochat and Taillard(1995)	1197.42	12.58	2700	Silicon Graphics 100MHz
제안된 2단계 해법	1193.81	12.58	2476	AMD 2.06GHz

주) * : 차량수의 최소화를 우선적으로 고려한 다목적 해법임.

산시간이 10초 미만이며 표에 계산시간과 CPU를 명시하지는 않았다. 메타휴리스틱의 경우 계산시간은 현실적으로 프로그래밍 방법이나 실험에 사용된 컴퓨터 시스템에 따라 크게 좌우될 수 있어 객관적인 비교에는 무리가 있으나 제안된 2단계 해법의 효율성은 보완해야 할 문제점으로 나타났다.

에 대한 서비스가 강조되고 미래의 불확실성으로 인하여 약간의 차량수가 늘어난다 하더라도 최대한 신속하게 서비스를 마치고 고객주문의 변경이나 미래의 수요를 대비하기 위하여 총 차량이동시간의 최소화를 우선적으로 고려하는 경우가 많이 존재하고 있기 때문이다.

4. 결론 및 향후과제

본 연구에서는 VRPTW를 위한 2단계 해법을 제안하였다. 단계 1에서는 다양한 탐색을 거쳐 우수한 해를 구성하는 삽입기법 기반의 ACO를 적용하였고 단계 2에서는 사이클링 방지와 지역최적 탈출방법을 포함한 랜덤 지역탐색방법을 적용하였다. 그 결과, 총 차량이동시간 최소화 측면에서 최적 또는 최선해에 대하여 1.22% 오차율의 우수한 해를 탐색하였다.

기존에 개발된 11개의 주요 해법들보다 우수한 결과를 나타냄으로써 각 단계에서 탐색특성에 맞추어 적용된 해법들은 효과적인 것으로 입증되었다. 특히 구성형 메타휴리스틱인 ACO는 단독으로 적용될 때보다 2단계 해법에서 우수한 초기해를 제공함으로써 그 적용가치가 더욱 커질 것으로 판단된다. 그러나 해공간의 크기에 따라 최적해에 대한 오차율의 편차가 나타났으며 이를 해결하기 위해서는 해공간의 크기를 고려하여 제안된 해법의 탐색범위를 증가시켜야 한다는 결론을 얻었다. 하지만 이에 따른 계산시간의 증가가 불가피하므로 보다 효율적인 해탐색 방안을 개발해야 하는 과제가 남아 있다.

VRPTW의 해의 기준으로 총 차량이동시간의 최소화와 더불어 차량수의 최소화도 중요하게 고려되고 있다. 그러나 이 두가지 기준들 가운데 우선순위를 부여하는 것은 논란의 여지가 있다. 단순비용 측면으로 보면 차량고정비로 인하여 차량수의 최소화가 우선인 경우도 있으나 현실적인 측면에서 보면 고객

참고문헌

Bräysy, O., Hasle, G. and Dullaert, W.(2004), A multi-start local search algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *European Journal of Operational Research* 159(3), 586-605.

Chiang, W.C. and Russell, R.A.(1996), Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows. *Annals of Operations Research* 63, 3-27.

Chiang, W.C. and Russell, R.A.(1997), A reactive tabu search metaheuristic for the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS Journal on Computing* 9, 417-430.

Cook, W. and Rich, J.K.(1999), A parallel cutting plane algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Technical report*, Computational and Applied Mathematics, Rice University, Houston, TX.

Dorigo, M. and Di Caro, G.(1999), The ant colony optimization meta-heuristic, in Corne, D., Dorigo, M. and Glover, F.(Editors), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, New York.

Gambardella, L.M., Taillard, E. and Agazzi, G.(1999), MACS-VRPTW: A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows. *Technical Report IDSIA-06-99*, Lugano, Switzerland.

Homberger, J. and Gehring, H.(1999), Two evolutionary metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows. *INFOR* 37, 297-318.

Kohl, N., Desrosiers, J., Madsen, O.B.G., Solomon, M.M. and Soumis, F.(1999), 2-pathcuts for the vehicle routing problem with time windows. *Transportation Science* 33, 101-116.

Lenstra, J. and Kan, A.(1981), Complexity of vehicle routing and scheduling problem. *Networks* 11, 221-227.

Li, H. and Lim, A.(2003), Local search with annealing-like restarts to solve the

- VRPTW. *European Journal of Operational Research* 150(1), 115-127.
- Liu, F. and Shen, S.(1999), A route-neighbourhood-based metaheuristic for vehicle routing problem with time windows. *European Journal of Operational Research* 118, 485-504.
- Potvin, J.Y. and Bengio, S.(1996), The vehicle routing problem with time windows Part II: Genetic search. *INFORMS Journal on Computing* 8, 165-172.
- Potvin, J.Y., Kervahut, T., Garcia, B.L. and Rousseau, J.M.(1996), The vehicle routing problem with time windows Part I: Tabu search. *INFORMS Journal on Computing* 8, 158-164.
- Potvin, J.Y. and Rousseau, J.M.(1995), An exchange heuristic for routing problems with time windows. *Journal of the Operational Research Society* 46, 1433-1446.

- Rochat, Y. and Taillard, E.(1995), Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing. *Journal of Heuristics* 1, 147-167.
- Solomon, M.M.(1987), Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints, *Operations Research* 35(2), 254-265.
- Taillard, E., Badeau, P., Gendreau, M., Guertin, F. and Potvin, J.Y.(1997), A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. *Transportation Science* 31, 170-186.
- Thangiah, S.R., Osman, I.H. and Sun, T.(1995), Hybrid genetic algorithms, simulated annealing and tabu search methods for vehicle routing problems with time windows. *Technical Report UKC/OR94/4*, Institute of Mathematics and Statistics, University of Kent, Canterbury, UK



홍성철

경희대학교 산업공학과 학사
 경희대학교 산업공학과 석사
 현재: 경희대학교 산업공학과 박사수료
 관심분야: SCM, VRP, 메타휴리스틱



박양병

한양대학교 산업공학과 학사
 Pennsylvania State University 산업공학과 석사
 Oklahoma State University 산업공학과 박사
 Northeastern University 산업 및 정보공학과
 조교수
 현재: 경희대학교 테크노공학대학 산업공학과
 교수
 관심분야: 물류 및 SCM, 컴퓨터 시뮬레이션