

시간대 제약이 있는 차량경로문제를 위한 **Ant Colony Optimization**의 변형들의 성능평가

홍성철, 박양병

경희대학교 테크노공학대학 산업공학과

A Performance Evaluation of the Variations of Ant Colony Optimization for Vehicle Routing Problems with Time Windows

Sung-Chul Hong, Yang-Byung Park

Department of Industrial Engineering, College of Advanced Technology, Kyung Hee University

Abstract

물류/택배업계의 공급사슬관리에서 차량에 의한 고객의 요구 서비스 시간대 만족은 고객의 재고수준을 낮추고 또한 서비스 수준의 향상에 매우 중요한 제약조건이다. 최근에 소개된 메타휴리스틱인 개미해법(Ant Colony Optimization: ACO)은 NP-hard 문제의 해공간 탐색에 있어서 상당한 장점을 가지고 있으나, 시간대 제약이 있는 차량경로문제(Vehicle Routing Problems with Time Windows: VRPTW)에 대한 적용은 아주 미비한 실정이다. 따라서, 본 연구에서는 ACO를 VRPTW에 적용하여 최선의 차량경로 해를 구하기 위한 여러 변형을 제시하고, 이들의 영향을 다양한 실험문제를 이용하여 분석하고자 한다. 계산실험 결과, 기본 ACO에 여러 설계 요소들을 추가함에 따라 계산시간이 다소 증가하지만 보다 우수한 차량경로 해를 구할 수 있었다.

1. 서론

물류/택배업계의 공급사슬관리에서 차량에 의한 고객의 요구 서비스 시간대 만족은 고객의 재고수준을 낮추고 또한 서비스 수준의 향상에 매우 중요한 제약조건이다. 서비스 시간대 제약이

있는 차량경로문제(Vehicle Routing Problems with Time Windows; VRPTW)의 시간적 해공간 모색은 일반 차량경로문제의 지리적 해공간 모색과 구분되어, Solomon의 해법(1987)이 소개된 이후로 지금까지 많은 휴리스틱 해법들이 개발되어 그 성능에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다(Cordeau, J et al., 2002).

최근에 소개된 메타휴리스틱인 개미해법(Ant Colony Optimization: ACO)은 실제 개미들의 행동에 대한 메카니즘을 응용한 기법으로서 Dorigo(1992)에 의해 처음 소개되었고, Dorigo and Gambardella (1999)에 의해 메타휴리스틱으로 정립되었다. ACO는 까다로운 제약조건을 반영하기 쉽고, 모집단을 바탕으로 Multi-Start의 개념을 가지면서 그 각각의 탐색에 대한 결과를 종합적으로 반영하기 때문에 NP-hard문제의 해공간 탐색에 있어서 상당한 장점을 가지고 있는 것으로 알려져 있다. 그러나 아직 VRPTW를 위한 ACO 적용에 관한 연구는 아주 미비한 실정이다. 본 연구에서는 ACO를 VRPTW에 적용하여 총 차량운행시간을 최소화하는 최선의 차량경로 해를 구하는 방법을 제안한다. 새로운 ACO의 적용에 있어 우선, 서로 다른 유인물질을 가지는 개미집단의 정보교환을 통해 진화하는 개념을 도입했으며 해탐색의 과정에 따라 유인물질

유지율이 조정되도록 변형하였다. 새로운 ACO의 변형이 VRPTW 최선해를 찾는 데 미치는 영향을 입증하기 위하여 기존의 ACO와 함께 예제를 이용하여 분석한다. 계산실험 결과, 기본 ACO에 여러 설계 요소들을 추가함에 따라 계산시간이 다소 증가하지만 다양성과 심화성을 조절함으로써 VRPTW에 대한 우수한 차량경로 해를 구할 수 있었다.

2. 차량경로문제를 위한 개미해법

ACO 를 처음으로 차량경로문제에 적용한 Bullnheimer et al.(1999)은 짧은 수행시간 동안에 우수한 해들을 찾아냄으로써 그 성과와 새로운 가능성을 입증 받았다. 차량경로구축을 위하여 Savings 알고리즘을 적용하였다. 보다 집중적인 탐색을 위해 2-opt 개선과정을 추가하였으며 전체과정을 I^{max} 반복한다. 이 해법의 절차를 간략히 소개하면 다음과 같다.

(a) 해구축과정(Random-proportional rule)

모든 개미들에 대하여 유인물질과 savings 기준 값으로 구성된 p_{ij} 를 확률적으로 선택하여 새로운 해 구축한다.

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{[\tau_{ih}]^\alpha [\eta_{ih}]^\beta}{\sum_{h \in \Omega} [\tau_{ih}]^\alpha [\eta_{ih}]^\beta} & \text{if } v_j \in \Omega \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, $\Omega = \{ v_j \in V : v_j \text{ 는 방문 가능한 고객} \}$

$$\eta_{ij} = d_{i0} + d_{0j} - g d_{ij} + f |d_{i0} - d_{0j}|$$

(b) 모든 차량경로를 개선(2-opt)

(c) 유인물질 수정

$$\tau_{ij}^{new} = \rho \tau_{ij}^{old} + \sum_{\mu=1}^{\sigma-1} \Delta \tau_{ij}^\mu + \sigma \Delta \tau_{ij}^*$$

여기서, ρ = 유인물질 유지율

σ = 우수개미의 수

3. 차량경로문제를 위한 개미해법의 변형

본 연구에서는 ACO의 변형으로써 새로운 진화개미 해법(Evolutionary Ant Colony Optimization;

EACO)을 제안한다. 다수의 개미들로 구성된 개미군집들은 각각 독립적으로 해를 탐색하여 우수 유인물질을 획득한 후 우수한 군집들간에 유인물질의 일부를 서로 교환함으로써 사회적인 진화를 한다. 그리고, 매 세대간에 유인물질의 전달에 있어서 해의 탐색정도에 따라 다양성 및 심화성을 조절하기 위하여 유인물질 유지율이 변화하도록 설계하였다.

• 유인물질의 교환

각 개미군집들은 서로 다른 유인물질 정보를 가지고 있다. 이 유인물질은 차량경로의 가능한 모든 지점간의 이동경로(i, j)에 대해 우수한 해에 포함될 확률의 의미를 갖는다. 이 2차원 행렬에 선별된 개미군집들 간의 우수한 해를 탐색했던 정보를 교환하여 진화하고자 한다. 이러한 표현은 기존의 차량경로문제의 해를 유전자로 표현한 것과는 다른 것이며 어떠한 까다로운 제약조건과도 무관하게 교차연산자를 실행할 수 있게 된다.

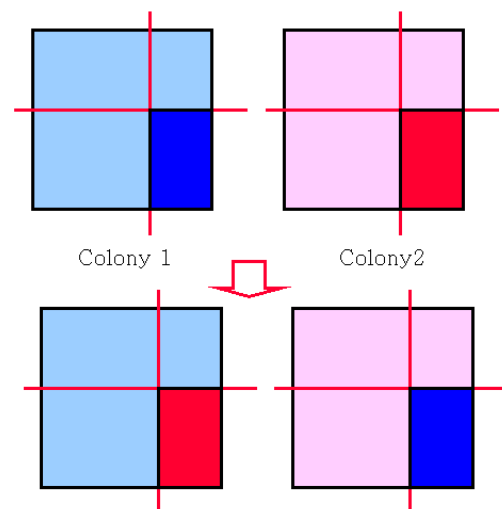


그림 1. 2D2PX의 개요

• 2차원 2-Point 교차(2D2P Crossover)

개체의 표현이 2차원으로 되어 있으므로 교차점은 행과 열에 각각 1개씩 임의로 생성한다. <그림 1>과 같이 2차원행렬에서 교차점보다 큰 부분의 유인물질만 선별된 군집간에 교환이 이루어지게 한다.

• 진화개미해법의 절차

제안된 진화개미해법의 변형된 절차상 특징은 다음과 같다.

- 1) 각 군집내에서 보다 적은 개미 수로 다양한 탐색을 위하여 개미들의 출발점에 대하여 타부리스트를 적용하였다.
- 2) 각 군집내의 해탐색 과정은 VRPTW에 savings 알고리즘보다 우수한 성능이 입증된 삽입(insertion)휴리스틱이 적용되었다.
- 3) 해의 탐색 정도에 따라 다양성 및 심화성을 조절하기 위하여 유인물질 유지율이 변화하도록 가정하였다. 즉, 해가 감소하고 있을 때는 과거 유인물질의 상속을 강하게 하여 탐색의 심화를 유도하고 해가 증가하고 있을 때는 과거 유인물질을 증발하게 만들어 새로운 탐색으로 유도한다.

Step 1: 초기화(유인물질 초기매트릭스 생성)

Step 2: 차량경로 구축(Insertion 기법 응용)

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{[\tau(i, x) * \tau(x, j)]^\alpha [c(i, x, j)]^\beta}{\sum_{h \in \Omega} [\tau(i, x) * \tau(x, h)]^\alpha [c(i, x, h)]^\beta} & \text{if } v_j \in \Omega \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$c(i, x, j) = w_1 \cdot c_1(i, x, j) + w_2 \cdot c_2(i, x, j)$$

Step 3: 유인물질 Local Update(군집내 순위 고려)

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \sum_{r=1}^{w-1} (w-r)^2 f^r(t) + w^2 / f^{best}(t)$$

ρ : 상속율, w = 우수개미수, r = 순위

$f^r(t)$ = r 순위의 총차량이동시간

Step 4: 각 개미군집에 대한 적합도 평가 및 선별

- 수정 적합도

$$f'(x) = \frac{f_{max}(x) - f(x)}{f_{max}(x) - f_{min}(x)}$$

Step 5: 유인물질 Global Update 수정 및 증발

- 각 집단별 가장 우수한 개미의 해에 대한 2-opt 및 Or-opt 개선후 유인물질을 추가
- 모든 집단의 유인물질 흔적을 일정량 감소
- 유인물질 유지율 수정

$$\rho = \rho - (f_{min}^n(x) - f_{min}^{n-1}) / f_{min}^{n-1}$$

Step 6: 우수군집들간에 유인물질 교환(2D2PX)

Step 7: 종료조건

-주어진 세대수까지 Step2부터 반복

4. 계산실험

VRPTW에 대하여 기존의 개미해법과 제안된 진화개미해법간의 성능평가를 위해 예제를 통하여 실험하였다. 실험 예제는 100개의 고객지점으로 구성된 Solomon의 VRPTW실험 문제 중 R1 타입의 한 문제를 임의로 선택하였다

개미해법의 파라미터설정은 다음과 같다. 기존의 개미해법은 모든 각 고객지점을 출발점으로 하게 하기 위하여 개미의 개수를 100으로 설정하였고 초기 유인물질은 모두 1.0값으로 하였고 상위 10개의 개미들에 대하여 유인물질을 수정하도록 설정하였다. 유인물질과 해구축기준의 승수는 각각 $\alpha=0.1$, $\beta=1.0$, 유인물질 유지율은 0.8로 정하였다. 진화개미해법은 교차율(P_c)는 0.8, 개미군집수는 10, 군집내 개미의 수는 10으로 정하였다. 출발점에 대한 타부리스트의 크기는 10이고 증발율의 초기값은 0.8로 정하였다. 나머지 파라미터는 기존 개미해법과 동일하게 설정하였으며 두 해법의 종료조건은 반복횟수 100이다. 예제에 대한 실험에서는 두 해법의 성능 비교이므로 동일하게 지역최적화 기법은 포함하지 않았으며 다소 계산 시간이 오래 걸리더라도 충분한 반복횟수를 주어 다양한 해를 탐색하도록 하였다. 계산실험은 IBM PC 호환 Pentium IV(256M RAM, 1.4GHz)에서 수행하였으며 예제에 대한 두 해법에 대한 적용결과를 <표 1>에 정리하였다.

표 1. 예제에 대한 두 해법의 결과 비교

해법	총차량 운영시간	차량수	계산시간 (초)	개선율 (%)
기존개미해법	1253.33	11	3367	-
진화개미해법	1201.56	11	4193	4.13

두 해법간의 탐색한 결과에서 각각의 최선해의 개선율은 4.13%로써 그 차이 그리 크지 않으나 매 반복횟수 때마다 탐색한 최선해들의 분포를 살펴보면 탐색 성능에 극명한 대비가 나타난다.

우선 진화개미해법은 우수한 해들을 안정적으로 탐색하였고 기존의 개미해법은 그 편차가 아주 심했다. 이것은 해의 반복과정에서 탐색결과가 떨어지게 되면 과거 탐색에 대한 종속성을 줄여 새로운 해탐색의 기회를 늘려주고 탐색결과가 좋을 때는 과거의 탐색 결과를 더욱 크게 반영한 결과이다. 또한, 여러 군집들간의 우수한 유인물질들을 선택적으로 종합한 결과라고 판단된다. 기존의 개미해법은 다양성이 너무 강한 것이 단점으로 나타남을 알 수 있다.

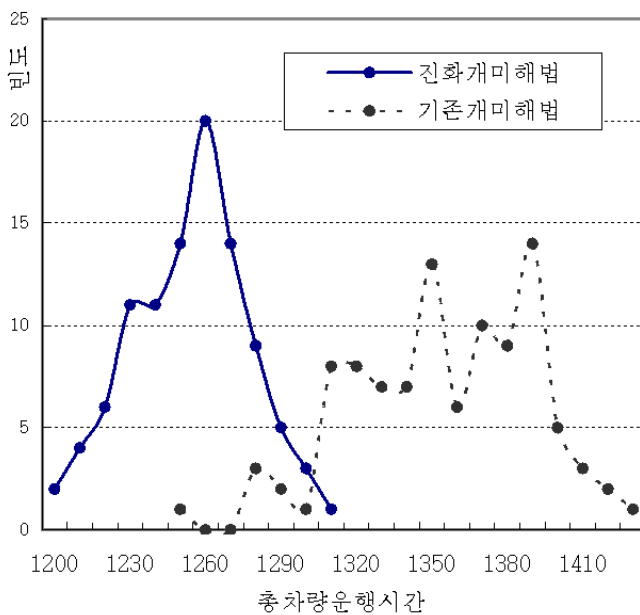


그림 2. 두 해법에서 탐색중 발견한 해들의 분포

이러한 해탐색의 상황에서 지역최적화기법의 추가로 진화개미해법은 더욱 우수한 성능을 보일 것으로 예상된다. 단, 계산시간의 증가가 불가피하므로 해탐색 성능을 유지하며 계산시간 단축을 위하여 개미들의 출발점에 대한 타부리스트의 크기와 개미군집의 개수, 군집내의 개미수에 대한 설정 실험도 추가적으로 필요하다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 VRPTW를 위한 ACO 적용에 있어서 기존의 개미해법에 새로운 개념을 추가 변형하여 보다 나은 차량경로해를 탐색하고자 하였다. 이를 위해 복수의 개미군집을 형성하여

우수군집간의 정보교환을 하고 과거유인물질의 종속성을 조절하여 보다 우수하고 다양한 해를 탐색할 수 있었다. 이는 지역최적화 기법을 추가 적용하게 될 때 우수한 출발점을 다양하게 제공해 줌으로써 최선해를 탐색하는데 장점으로 작용할 것이다. 추후, 입력 파라미터의 다양한 설정과 여러 예제를 통하여 지역최적화기법을 추가하여 실험한 결과를 발표하고자 한다.

참고문헌

- Bullnheimer, B., Hartl, R.F. and Strauss, C.(1999), An Improved Ant System Algorithm for the Vehicle Routing Problem, *Annals of Operations Research*, **89**, 319-328.
- Dorigo, M.(1992), *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, PhD thesis(in Italian), Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy.
- Cordeau, J.-F., Desaulniers, G., Desrosiers, J., Solomon, M. M. and Soumis, F. (2002), VRP with Time Windows in Toth, P. and Vigo, D.(Editors), *The Vehicle Routing Problem*, SIAM, Philadelphia, 157-186.
- Solomon, M. M.(1987), Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints, *Operations Research*, **35** (2), 254-265.