

## 배달과 수거의 혼합적재가 허용되는 차량경로문제의 발견적 탐색해법

정은용<sup>1</sup> · 박양병<sup>2</sup>

<sup>1</sup>동해대학교 유통정보학과 / <sup>2</sup>경희대학교 테크노공학대학

### A Heuristic Search Algorithm for Vehicle Routing Problem with Mixed Delivery and Pick-up

Eun-Yong Chung<sup>1</sup> · Yang-Byung Park<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Distribution and Information Science, Donghae University

<sup>2</sup>College of Advanced Technology, Kyung Hee University

#### ABSTRACT

지금까지 대부분의 물류시스템은 생산자에서 최종 소비자에 이르는 생산물품의 수·배송에만 집중되어 왔으나, 최근 산업계에서는 기존의 수송시스템에 역방향 물류시스템을 통합하려는 시도가 이루어지고 있다. 본 논문에서는 배달화물과 수거화물이 혼합 적재되는 차량경로문제를 제안하고 이를 해결하기 위한 방안으로 유전알고리듬을 적용한 해법을 제시한다. 배달과 수거의 혼합적재를 허용함에 따라 고객지점에서는 적재된 혼합화물을 재배치하는 문제가 발생할 수 있다. 이때 소요되는 적재화물의 재배치시간은 직관적인 수식으로 표현하였다. 유전알고리듬 개발과정에서 여러 가지 교차 연산자와 돌연변이 연산자들을 새롭게 고안하였다. 제안된 유전알고리듬 해법의 성능평가를 위하여 유사한 차량경로문제를 다루는 최신 알고리듬과 비교 계산실험을 수행하였다. 다양한 문제를 구성하여 실험한 결과, 제안된 유전알고리듬해법의 효과성이 입증되었다.

#### 1. 연구의 배경

지금까지 대부분의 물류시스템은 생산자에서 최종 소비자로의 단일 방향의 수·배송만을 고려하여 개발되어 왔다. 그러나 최근에는 물류 프로세스에 의미 있는 변화가 이루어지고 있다. 이는 많은 산업에서 기존의 수송시스템에 역방향의 물류시스템을 통합하려는 시도가 이루어지고 있다는 것이다.

귀로수거화물을 고려하는 대부분의 차량경로문제 (vehicle routing problem with backhauls; VRPB)에 관한 이전의 연구에서는 배달화물과 수거화물의 혼합적재에 따른 적재화물의 재배치 작업이 매우 어렵거나 심지어 불가능하다고 전제하고 있으며, 또한 일반적으로 배달화물의 우선순위가 수거화물보다 더 높다고 인식하고 있다. 따라서 고객지점에서 화물을 수거하기 전에 모든 배달작업이 이루어 져야한다고 가정하고 있다. 그러나 오늘날 물자취급 장비나 차량설계의 개선

에 기인하여 차량에 적재된 배달과 수거화물의 혼합적재에 따른 적재화물의 재배치작업은 가능할 수 있으며 이에 따라 고객지점에서 배달과 수거화물에 따른 혼합적재가 허용되는 차량경로문제에 대한 알고리듬의 개발이 요구된다.

Potvin et al. (1996)은 귀로수거화물과 서비스시간대를 고려하는 차량경로문제에 유전알고리듬을 적용하였다. Min (1989)은 Ohio주 Franklin County의 콩공도서관의 배달과 수거의 실제 사례연구를 설명하였다. Dethloff (2001)는 배달과 수거를 동시에 처리하는 차량경로문제에 대한 발견적 해법을 제안하였다. Wade와 Salhi (2002)는 제한비율(restriction percentage; RP)을 제안하고 사전에 정해진 제한비율만큼 배달한 이후부터 귀로수거화물에 대한 서비스를 시작할 수 있다는 상황을 고려하였다. 귀로수거화물이 존재하는 차량경로문제가 많은 산업에서 실질적인 문제임에도 불구하고 이 분야에서 이루어진 연구는 그리 많지 않은 실정이다.

본 논문에서는 배달과 수거화물의 혼합적재를 허용하는 차량경로문제를 고려한다. 여기에는 차량용량, 경로운행시간 그리고 고객지점에서의 서비스시간대에 대한 제약조건들을 포함하고 있다. 또한 고객지점에서 수거작업을 수행할 때 차량에 적재된 화물의 재배치 작업이 발생할 수 있음을 가정하고 있다. 이러한 배달과 수거를 함께 수행하는 차량경로문제는 식품배달, 파우치배달, 생맥주용기배달 등에서 그 실례를 찾을 수 있다.

#### 2. 유전알고리듬

유전알고리듬은 자연선택과 유전법칙의 메커니즘을 토대로 하는 탐색기법이다 (Goldberg, 1989). 귀로수거화물과 고객의 서비스시간대를 고려하는 차량경로문제에 이런 유전알고리듬을 적용한 연구는 그리 많지 않다. 본 논문에서는 배달과 수거를 함께 고려하는 차량경로문제에 유전알고리듬을 적용하는 해법을 제안하고 이를 GAMP(genetic approach for mixed delivery and pick-up problem)라 명명하였다.

고객지점의 서비스시간은 화물의 선적 및 하역작업에 소요되는 시간과 더불어 다음 고객지점에서의 원활한 작업을 위하여 혼합 적재된 화물을 정리하는 재배치시간(reshuffling time)을 포함한다. 재배치시간은 차량에 적재된 잔여배달물량과 수거할 화물량에 비례하는 것으로 고려하였다.  $z_{jk}$ 를 지점  $j$ 에 도착한 차량  $k$ 에 적재되어 있는 잔여 배달물량이라 하고  $P_j$ 를 지점  $j$ 에서의 수거물량이라면 적재화물의 재배치시간은 수식 (1)과 같은 직관적인 수식으로 나타낼 수 있다.

$$r_{jk} = \begin{cases} \alpha \cdot \frac{z_{jk} P_j}{C}, & \text{if } j \text{가 수거고객일 때} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $\alpha$ 는 재배치시간의 크기를 조정하는 스케일 파라미터이고  $C$ 는 차량의 적재용량을 의미한다.

차량경로를 나타내는 해를 표현하기 위하여 두 개의 정수 스트링을 사용하였다. Figure 1의 해의 표현 예에서 첫 번째 행의 유전인자들은 고객지점의 번호를 나타내고 두 번째 행에서는 해당 고객지점을 방문하는 차량의 번호, 즉 경로의 번호를 나타내고 있다.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
S =	1	6	3	5	10	4	8	2	9	7
	1	1	3	2	2	2	3	1	3	3

Figure 1. 해의 표현 예

초기모집단을 생성하기 위하여 차량경로문제의 대표적인 휴리스틱인 Clark and Wright의 savings 알고리듬을 이용한 경로결합을 토대로 시간 지향적인 형태로 변형하여 사용하였다. 경로결합에 따른 비용절감은 다음과 같이 계산된다.

$$\text{savings}(i, j) = \lambda[(1 - \gamma)(c_{0i} + c_{j0} - c_{ij}) + \gamma(b_j - b_j^{\text{new}})] \quad (2)$$

여기서  $\gamma$ 는  $[0, 1]$ 의 가중치이고,  $\lambda$ 는  $[0.9, 1.0]$ 의 난수이다.  $\gamma$ 와  $\lambda$ 는 다양한 초기모집단을 구성하기 위하여 사용된 랜덤 파라미터이다.  $c_{ij}$ 는 고객지점  $i$ 에서  $j$ 로의 이동시간,  $b_j$ 는 경로결합 전 고객지점  $j$ 의 서비스 시작시간이고,  $b_j^{\text{new}}$ 는 경로결합 후 고객지점  $j$ 의 서비스 시작시간을 나타낸다.

목적함수의 형태가 차량운행시간을 최소화하는 문제이므로 적합도를 수정하여 최대의 수정적합도가 1순위가 되도록 한다. 모집단에서 각 개체  $i$ 의 목적값  $E_i$ 는 차량의 총 운행시간을 나타내고 개체  $i$ 의 수정적합도  $f(E_i)$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$f(E_i) = \frac{E_{\max} - E_i}{E_{\max} - E_{\min}}, \quad 0 \leq f(E_i) \leq 1 \quad (3)$$

여기에서  $E_{\max}$ 는 어느 한 세대에서 개체들의 목적값의 최대치이고,  $E_{\min}$ 는 개체들의 목적값의 최소치이다.

부모해로부터 새로운 자손해의 인자배열을 만들어

내기 위하여 특화된 교차연산자와 돌연변이 연산자들이 많은 학자들에 의해 제안되고 있다. 본 논문에서는 전통적인 일점교차방식에서 응용된 새로운 교차연산자들의 사용을 제안한다. 자름선(cut point)의 선택방법에 따라 RMX 연산자 (Randomized one-point crossover for merged partial routes)와 TMX 연산자 (Travel time based one-point crossover for merged partial routes)를 사용한다. RMX에서는 부모해의 전체 길이만큼의 난수를 발생시켜 자름선의 위치를 결정하고, TMX에서는 부모해를 구성하고 있는 인접 유전인자 즉, 고객지점들 간의 이동시간에 확률적으로 비례 선택하여 적용된다. Figure 2는 교차연산이 수행되는 과정을 간단하게 보여주고 있다.

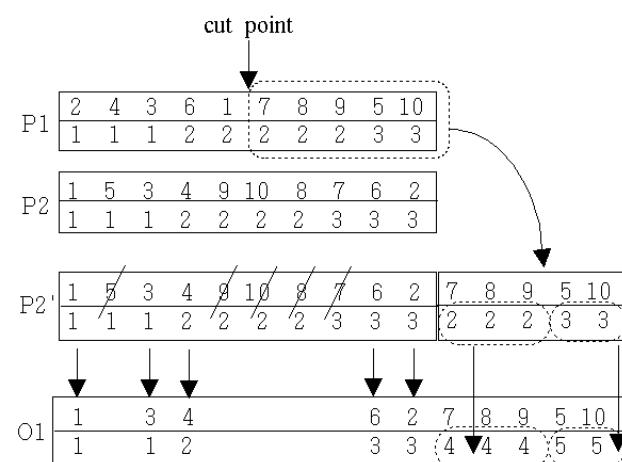


Figure 2. 교차 연산자의 적용 예

교차연산이 수행됨에 따라 차량경로의 수가 증가될 수 있는데 이를 해결하기 위하여 경로재결합과정을 수행한다. 이는 유전알고리듬에서 이용되는 일반적인 수선(repair)과정이라 할 수 있다. 경로들의 결합가능성을 조사하여 결합이익이 가장 큰 최선의 경로들을 결합시킨다. 결합이익은  $(1-\beta) \times$ 이동시간의 절감 +  $\beta \times$ 서비스 시작시각의 절감으로 계산하는데 이동시간과 서비스 시작시간에 대하여 가중치를 부여하였다. 여기에서  $\beta$ 는 재결합계수이다. 경로 재결합과정으로 경로의 수를 줄임과 동시에 더 나은 결합으로 해의 개선을 이룰 수 있도록 하였다.

폭넓은 해공간의 탐색을 위하여 기존의 돌연변이연산자들과 함께 새롭게 고안된 돌연변이연산자들을 사용한다. Figure 3의 교환변이는 서로 다른 두 인자를 선택하여 그 위치를 교환하는 것이다.

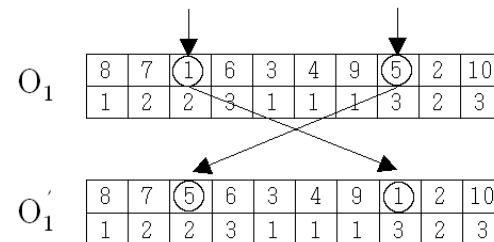


Figure 3. 교환(SWAP)변이의 예

Figure 4의 이전(shifting)변이는 하나의 인자를 선택하고 그 인자를 임의의 위치로 이동시킨다.

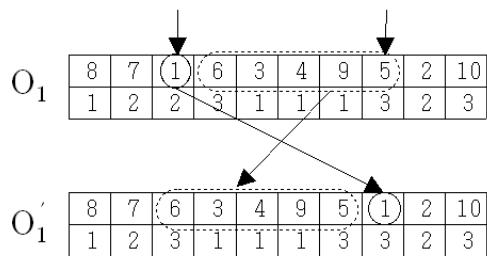


Figure 4. 이전(shifting)변이의 예

Figure 5의 병합변이는 하나의 인자를 선택했을 때 그 인자가 수거와 배달이 분리된 고객이라면 쌍을 이루는 고객과의 용량제약과 시간제약의 실행가능성을 검사하여 실행가능하면 병합시킨다.

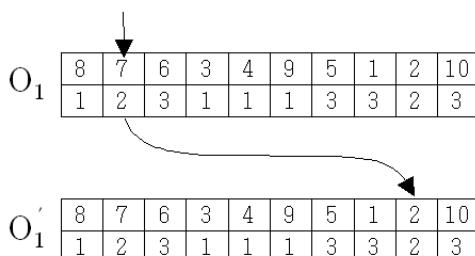


Figure 5. 병합(merge)변이의 예

Figure 6의 분리변이는 임의의 인자를 선택하여 단일 고객으로 이루어진 새로운 경로로 할당한다. 이렇게 생성된 경로는 경로재결합과정에서 다른 임의의 경로와 결합을 시도하게 된다.

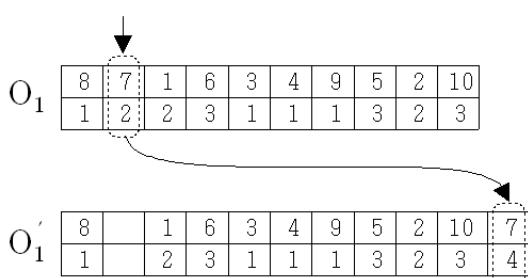


Figure 6. 분리(detaching)변이의 예

교차변이로 인하여 들어난 경로의 수를 경로재결합 과정을 거쳐 경로수를 줄인다 하더라도 기대에 미치지 못하는 경우도 있을 수 있다. 이런 단점을 보완하기 위하여 지역탐색기법을 적용하는 해의 개선과정을 수행한다. 소요되는 계산시간을 줄이기 위하여 모집단의 상위 10%의 개체들에 대해서만 해의 개선과정을 수행한다. 지역탐색기법은 경로간의 2-opt와 or-opt를 이용하였다(Potvin et al., 1996).

본 논문에서 제시하는 GAMP에서는 원하는 수준의 해의 품질을 얻기 위한 계산시간이나 세대수를 예측할 수 없기에 예비실험을 통하여 어느 정도 해가 수렴하는 모습을 나타내는 세대수와 비교대상이 되는 알고리

들의 계산시간 등을 고려하여 반복세대수가 500세대에 도달하면 종료하는 것으로 설정하였다.

### 3. 계산실험

실험을 위한 문제는 Dethloff가 제시하는 두 가지의 문제 생성방법에 따라 고객지점들이 임의로 분포되는 R 타입과 도시 집중적인 형태를 나타내는 C 타입으로 구분된다. 고객지점들은 70×70의 정방형의 지역에 위치하고 depot는 (35, 35)의 위치한다. R 타입은 (0, 70) 구간에서 고객지점의 각 좌표를 일양분포에 따라 임의로 생성하고 C 타입은 고객지점의 50%를 R 타입과 동일하게 분포시키고 나머지 50%의 좌표를 (70/3, 140/3)의 구간에서 임의로 생성하여 분포시킨다. 고객지점의 서비스시간대는 전체 고객의 50%씩 다르게 설정하였다. 50%의 고객지점들의 시간대 폭은 30 단위시간이고 그 시간대의 하한값이 (20, 180)구간의 일양분포에 따라 생성하고 나머지 50%의 고객지점들은 시간대의 하한값이 0이고 상한값은 (180, 210)구간인 일양분포에 따라 생성하였다.

실험문제의 유형은 (1) 고객지점의 분포형태에 따라 R 타입과 C 타입, (2) 고객의 배달주문과 수거주문의 혼합정도에 따라 100% 혼합(F), 50% 혼합(H), 0% 혼합(N), (3) 화물재배치계수에 따라  $\alpha=0.3(S)$ 과  $\alpha=0.5(L)$ 인 경우로 위의 세 가지 기준에 따라 12가지의 문제유형을 생성하였다. GAMP에서 사용될 여러 가지 파라미터들은 다양한 사전실험을 통하여 결정하였다. 돌연변이율로  $P_m=0.1$ 을 설정하고 교차율로는  $P_c=0.9$ 를 설정하였다. 예비실험을 통하여 경로 재결합절차에서 가중치로 사용되는 재결합계수  $\beta$ 는 0.4인 경우에서 가장 좋은 결과를 나타내었다.

본 논문에서 제안하는 해법을 평가하기 위하여 최근에 연구된 Wade와 Salhi의 알고리듬(W&S)과 Dethloff의 알고리듬(DET)을 고려하였다. 동일한 상황으로 비교하기 위하여 서비스시간대와 고객지점의 분리 등을 추가 변형시켜 실험하였다. 두 알고리듬의 비교실험결과는 Table 1에서 제시된다.

Table 1. W&S와 DET의 비교실험결과

문제 유형	운행시간		오차율 (%)
	W&S	DET	
RNS	2731.4	2324.7	17.5
RNL	2734.5	2302.9	18.7
RHS	3263.3	2878.7	13.4
RHL	3291.1	2947.6	11.7
RFS	4065.8	3592.4	13.2
RFL	4249.9	3825.4	11.1
CNS	2502.5	2226.9	12.4
CNL	2494.7	2292.8	8.8
CHS	3338.1	2932.9	13.8
CHL	3407.3	2985.2	14.1
CFS	3836.9	3612.4	6.2
CFL	3905.8	3619.9	7.9
평균	3318.4	2961.8	12.4

W&S와 DET의 비교실험의 쌍체 표본검정 (paired

t-test) 결과, 검정통계량  $t$ 값은 9.368이고 유의수준  $\alpha = 0.01$ 에서  $t_{(\alpha/2, 11)} = 3.106$ 보다 크므로 두 실험결과에 유의한 차이가 있다고 할 수 있고, 해의 품질 면에서 DET 알고리듬이 W&S 알고리듬보다 월등히 우수한 것으로 나타남으로써 GAMP와의 직접적인 비교실험은 DET 알고리듬과 수행하였다.

Table 2에서는 GAMP와 DET 알고리듬의 비교를 위하여 12가지 유형의 실험문제에 대하여 5회 반복 실험한 결과를 정리하였다. 평균운행시간측면에서 DET 알고리듬으로 구한 해보다 평균 5.94%의 개선된 결과를 나타냈으나 계산시간측면에서는 거의 6배 정도 더 소요되는 것으로 나타났다. 이는 메타휴리스틱의 하나인 유전 알고리듬이 갖는 특성과 GAMP에 적용된 지역탐색기법의 영향이라 할 수 있다.

Table 2. GAMP와 DET의 평균운행시간의 비교

문제 유형	평균운행시간 <sup>1)</sup>		개선율 (%)	평균계산시간	
	DET	GAMP		DET (초)	GAMP (초)
RNS	2272.5	2136.3	6.00	56.1	518.3
RNL	2299.0	2160.4	6.03	51.2	526.1
RHS	2928.7	2760.5	5.74	103.9	821.8
RHL	2977.2	2801.9	5.89	131.0	772.9
RFS.	3652.0	3353.4	8.18	191.7	1106.6
RFL	3732.1	3514.8	5.82	225.6	1286.6
CNS	2202.2	2082.8	5.42	55.6	587.4
CNL	2261.6	2110.6	6.68	60.2	559.2
CHS	2819.0	2707.0	3.97	138.5	884.7
CHL	2878.0	2758.3	4.16	147.6	731.1
CFS	3511.8	3292.5	6.24	284.5	1276.4
CFL	3604.5	3348.6	7.10	210.0	974.8
평균	2928.2	2752.3	5.94	138.0	837.2

주 1) 500세대, 5회 반복실험

제안된 알고리즘은 Microsoft사의 Visual Basic 6.0을 사용하여 구현되었으며 Pentium IV 1.2 GHz, 512MB를 장착한 IBM PC 호환기종에서 수행되었다. Figure 8은 RFS 타입의 실험문제에서 GAMP 알고리듬으로 형성된 차량경로와 그 해에 대한 정보를 제공하는 결과화면을 나타낸다.

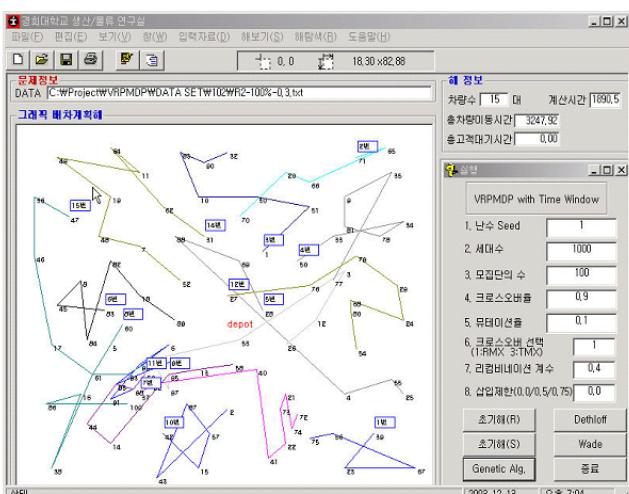


Figure 8. GAMP의 해 경로 (RFS문제)

#### 4. 결론 및 향후과제

본 연구에서는 배달과 수거화물의 혼합적재를 허용하는 차량경로문제에 보다 현실적인 가정을 추가하였다. 하나는 화물재배치시간을 고려하여 재배치작업에 대한 시간적 계량화를 이루고자 하였고 다른 하나는 전통적인 차량경로문제에서 1회 방문이라는 제약을 배달과 수거를 분리하는 것으로 완화시켜 보다 현실적인 상황으로 고려하는 것이다. 이런 차량경로문제를 풀기위하여 유전 알고리듬을 적용한 GAMP 해법에 새로운 교차연산자와 돌연변이 연산자를 개발 적용하였다.

실험결과를 문제의 유형과 인자에 따라 분석한 결과 총 운행시간의 측면에서 GAMP 알고리듬은 평균 5.94%의 양호한 개선효과를 얻을 수 있었고, 특히 고객지점의 임의분포형태에서 더 높은 개선효과를 보이는 것으로 나타났다. 다만 계산시간측면에서 훨씬 더 많은 계산시간이 소요됨에 따라 진화세대수의 조정과 보다 빠른 탐색성능을 갖는 유전연산자의 개발을 필요로 하게 된다.

적재화물의 재배치시간을 구하기 위한 계산식을 직관에 의해 설정된 식을 이용하여 소요되는 시간을 대략적으로 산정할 수 있었지만 취급하는 화물의 특성이나 종류 또는 중량들의 요인들에 대한 데이터로서 화물재배치시간의 추정식을 구하거나 유도하는 것이 필요하다. 또한 차량경로문제에 대한 대부분의 알고리듬들은 고객지점에서의 서비스수량이나 고객지점들 간의 이동시간이 확정적이고 이미 알려져 있다는 가정에서 개발되어왔다. 그러나 고객지점에서의 수요와 공급은 고객지점의 작업조건에 따라 변화할 수 있고 차량의 이동시간 또한 도로의 상태나 교통 혼잡에 기인하여 변화하게 되므로 서비스수량과 이동시간의 불확실성이 존재할 수 있다. 확률적인 서비스수요와 이동시간을 고려하는 것은 물류경영에서 중요한 이슈로 떠오르고 있는 고객서비스 수준을 높일 수 있는 것이기에 이에 대한 추가적인 연구가 필요하다.

#### References

- Dethloff, J. (2001). Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. *OR Spectrum*, 23, 79-96.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley.
- Min, H. (1989). The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *Transportation Research Part A*, 23A (5), 377-386.
- Potvin, J. Y., Duhamel, C. & Guertin, F. (1996). A genetic algorithm for vehicle routing with backhauling. *Applied Intelligence*, 6, 345-355.
- Wade, A. C., Salhi, S., (2002). An investigation into a new class of vehicle routing problem with backhauls, *Omega*, 30, 479-487.