

■ 論 文 ■

# 실시간 정보기반 동적 화물차량 운용문제의 2단계 하이브리드 해법과 Partitioning Strategy

Two-phases Hybrid Approaches and Partitioning Strategy to Solve Dynamic Commercial Fleet Management Problem Using Real-time Information

김 용 진

(교통개발연구원 책임연구원)

## 목 차

- |   |  |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>I. 서론           <ul style="list-style-type: none"> <li>1. 머릿말</li> <li>2. 연구의 배경 및 기존문헌 고찰</li> </ul> </li> <li>II. 문제의 정의           <ul style="list-style-type: none"> <li>1. 문제의 정의</li> <li>2. 문제의 수학적 정의</li> </ul> </li> <li>III. 해법</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>1. 개요</li> <li>2. 정적 최적화 모형</li> <li>3. 2단계 하이브리드 동적 차량운용정책</li> <li>4. Partitioning Strategy: PS</li> <li>IV. 시뮬레이션 결과</li> <li>V. 결론</li> <li>참고문헌</li> </ul> |
|---|--|

Key Words : 실시간 정보, 동적차량운영, 대규모 차량, dynamic fleet management, partitioning, divided and conquer

## 요 약

본 논문에서는 실시간으로 화물차량의 위치와 상태정보가 의사결정자에게 전달되며 핸드폰 등을 이용하여 의사결정자와 운전자의 쌍방향 의사소통이 가능한 시스템 하에서 동적으로 들어오는, 즉 미리 알 수 없는 운송의뢰에 대하여 즉각적으로 최적의 차량운행 계획을 수립하고 이를 새로운 정보에 따라 지속적으로 개선할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 이러한 동적 시스템 하에서 운송의뢰의 성격은 TL(truckload)로 한정하였으며 각 화물은 출발지, 도착지 그리고 배송에 대한 시간제약이 주어진다. 의사결정자는 이러한 화물에 대한 정보를 미리 알지 못하며 인터넷이나 전화 등의 매체를 이용하여 운송의뢰가 들어오는 즉시 운송가능여부를 응답하고 주어진 운송의뢰를 최적의 차량에 배당하며 각 차량에 대한 최적의 운송계획을 수립한다. 이러한 차량의 운송계획은 새로운 정보나 상화에 따라 변화할 수 있다. 이러한 동적 문제에 대하여 본 논문에서는 휴리스틱적 방법론과 최적화 기법의 장점을 취합한 2단계 하이브리드 알고리즘을 제시하고 대규모의 차량군을 다룰 수 있는 기법을 개발하였다. 또한, 제안된 다양한 알고리즘에 대하여 시뮬레이션을 통한 실험결과를 제시한다.

## 1. 서론

### 1. 머릿말

본 논문에서는 다수의 화물차량에 대한 위치·상태 정보가 실시간으로 의사결정자에게 전달되어지는 시스템 상에서 미리 알려지지 않은, 실시간으로 들어오는, 시간 제약을 가지는 화물운송의뢰에 대한 최적화된 배송배차 계획을 수립하고 새로운 상황(운송의뢰 등) 따라 즉각적으로 대응하는 방법론을 제시하고자 한다.

이러한 문제는 모든 운송의뢰가 미리 알려져 있는 정적인 형태의 문제조차도 수학적으로 매우 풀기 어려운 NP-Hard 문제이다. 본 문제는 Dynamic multi-vehicle routing and scheduling problems with time-windows의 한 형태이며, Dynamic VRP 문제의 변형된 형태라고 할 수 있다.

본 논문에서는 이 문제에 대한 해법으로서 최적화 기법을 이용한 방법론과 비교적 간단한 휴리스틱적 방법론의 장점을 취합한 2단계 구조를 가지는 하이브리드 해법을 제시하고 대규모 차량군을 다룰 수 있는 partitioning 기법들을 개발하여 시뮬레이션 실험을 통하여 개발된 알고리즘들의 효용성을 검증한다.

### 2. 연구의 배경 및 기존문헌 고찰

전자 상거래(Electronic commerce)의 폭발적인 증가와 인터넷을 통해 집적화 되어가는 공급사슬은 화물 운송 시스템에 있어서 보다 고도화되고 정확한 실시간 차량관리를 요구하고 있다. 미국의 경우 전자상거래를 통한 소매량은 1999년 4분기에 전체 소매액의 0.7%인 54.8억 불 규모에서 2002년에는 전체 소매액의 1.6%인 143.3 억불 규모로 성장하였다. 한국의 경우에도 비슷하여서 2002년 '전자상거래 통계조사'에 따르면 우리나라의 전자 상거래 총규모는 177조8천100억원으로 전년에 비해 49.4%가 늘었다.

또한, IT 기술의 발전에 따라 GPS나 핸드폰을 이용한 Automatic Vehicle Location(AVL) systems와 같이 실시간으로 차량의 위치 추적이 가능하게 되었고 핸드폰의 대중화는 운전자와의 실시간 의사소통

을 비교적 저비용으로 가능하게 하여 실시간 차량관리의 기반을 제공하고 있다. 그러나 이러한 기술적 발전에도 불구하고 이러한 실시간 정보를 활용하는 알고리즘은 아직 빈약한 실정이다.

현재 학계에서는 이러한 형태의 실시간 차량관리 문제를 풀기 위한 대표적인 해법으로서 두 가지가 제시되고 있다. 정적 알고리즘의 동적적용과 stok스틱 모형의 적용(adopting of static algorithm vs. stochastic models)이다.

이중 후자는 불확실성(uncertainty)을 모형 안에 명시적으로 끌어들이어서 이용하는 방법론이다. 불확실성은 수요추정, 장비 및 운전자의 공급, 도로의 혼잡도, 데이터의 예외와 같이 다양한 외적 환경에서 발생한다. 이러한 방법론에 대표적인 문헌은 Powell 및 공저자들의 논문들이 있다.<sup>1)</sup> 하지만, 불확실성을 모형 안에서 구현하는 방법론은 모형을 지나치게 복잡하게 하여 현재의 컴퓨터 계산능력으로는 풀 수 없게 되는 위험성을 내포하고 있다.

반면에, 첫 번째 방법론인 정적 알고리즘의 동적 적용은 모형화가 용이하며 기존의 정적(static) 알고리즘을 이용할 수 있다. 이 방법론은 다시 주로 삽입법(insertion method)을 이용한 간단한 방법론 'Fast local algorithm'과 보다 정교한 정적 해법을 적용한 방법론, 'sophisticated static problem-solving algorithm' 두 가지 카테고리로 구분 할 수 있다. 첫 번째 방법론은 보다 계산 시간이 중요한 요소로 작용하는 문제에 적합하다. 즉, 불확실성이 많이 내재되어 문제가 시간에 따라서 급격하게 변하는 상황에서 즉각적인 스케줄을 제공하는 강점을 보인다. 그러나 기존의 배송 배차 계획을 기반으로 swapping이나 reordering 등의 기법을 이용하여 다시 최적화(re-optimization)할 수 있는 기회를 이용하지 못하는 단점이 있다. Regan의 논문들<sup>2)</sup>은 이러한 방법론을 차용하여 실시간 차량정보 하의 다양한 문제에 적용하였다.

두 번째 카테고리, 'sophisticated static problem-solving algorithm'은 기존의 배송 배차 계획을 다시 최적화하는 방법론을 함유하고 있다. Yang, Jaillet, and Mahmassani<sup>3)</sup>는 최적화 기법을 기반으로 하는

1) Powell(1987), Powell & Frantzeskakis(1994), Powell, W. B.(1996).

2) Regan et al.(1995, 1996a 1996b, 1998).

3) Yang, Jaillet, Mahmassani(1999, 2004).

방법론을 제시하여 기존의 휴리스틱 방법론과 비교하였다.

## II. 문제의 정의

### 1. 문제의 정의

본 논문이 다루고자 하는 문제에 있어서 화물차량이 제공하는 서비스는 화물의 규모가 TL(Truckload), 즉 차량 단위이어서 혼적이 불가능하여 일단 화물을 출발지(origin)에서 적재한 후에는 목적지(destination)에 도착할 때까지는 다른 화물을 적재 할 수 없는 시스템이다. 또한, 각 화물에 대하여 화주가 요구하는 배송시간에 대한 제한이 time-windows 라는 형태로 존재한다. 즉 운송의뢰 후 일정 시간 내에 차량이 그 화물의 출발지에 도착하여 적재(loading)하여야 한다는 제한이 존재한다. 이러한 서비스에 대하여 화주는 운송의뢰 시 화물에 대한 운송가능 여부를 즉각적으로 회답받기를 원한다. 이러한 형태를 가지는 운송서비스에 대하여 의사결정자는 각 차량에 대한 위치 및 상태 정보를 실시간으로 파악할 수 있으며 두 가지 결정을 하여야 한다. 첫 번째 결정은 운송의뢰에 대한 수용여부이다(acceptance/rejection decision). 이 결정사항은 현재 의뢰되어 있고 아직 서비스가 완결되지 않은 화물의 양과 그들의 시간적 제약 그리고 차량의 지역적 배치 문제 등을 고려하여야 한다. 또한 이 결정은 비교적 단시간 내에 이루어져 운송 의뢰자에게 전달되어서 의뢰를 수용하지 못 할 경우 의뢰자가 다른 대안을 찾을 수 있도록 하여야 한다. 더구나 인터넷이나 전화상의 운송의뢰라면 수초내 정도의 시간 내에 답변을 요구한다.

또 다른 하나의 결정 사항은 어떤 차량이 어떠한 화물을 언제, 어떠한 순서로 운송하여야 하는가에 대한 결정(assignment/routing scheduling decision)이다. 이 결정은 첫 번째의 수용여부 결정과는 달리 일단 결정된 사항도 변경될 수 있다. 즉 A라는 화물이 b라는 차량에 의하여 운송되기로 결정되었다 하더라도, b화물의 시간적 제한이 허용하는 한에서 B 또는 C차량으로 재배치 될(reassignment) 수 있다.

본 문제의 목적함수는 전체적인 이윤의 극대화이다. 매출은 운송이 수락된 화물의 운송거리(haul-length)에 비례하여 발생하며 주된 비용은 운행 거리 비례하

여 발생하고 특히 가변비용은 공차거리이다.

본 문제의 성격을 명확히 하기 위하여 다음과 같은 가정을 부과한다. 화물의 배송에 대한 시간적 제약은 운송거리에 비하여 어느 정도 여유가 있어서 여러 화물의 운송시기를 조정할 수 있다. 즉 배송계획의 대기열(queue)에 있는 화물들의 재배치가 가능하다. 그렇지 않다면, 즉 시간적 제한이 매우 촉박하여 모든 화물이 운송의뢰 되는 즉시 가장 최단거리에 있는 차량의 호출을 요구한다면, 화물운송 계획의 재배치(reassignment)에 따른 이득을 기대할 수 없다.

이 문제는 정적인 문제조차도 NP-Hard 문제이다. 즉 이러한 종류의 문제에 대하여는 보장된 polynomial time 안에 해를 구할 수 있는 알고리즘이 존재하지 않으며 문제의 규모(변수의 개수)에 따라서 해를 구하기 위한 계산시간이 기하급수적(exponentially) 증가한다. 그러므로 문제의 난이도 및 계산시간이 의사결정자에게는 중요한 제약으로 다가온다. 더구나 본 논문에서 다루고자 하는 문제는 차량의 규모가 100대 정도인 대규모 차량군을 운영하는 화물운송회사의 경우이므로 이를 위한 알고리즘의 개발이 필요하다.

### 2. 문제의 수학적 정의

운송의뢰를 정의하기 위한 표기법부터 정의하면, 시각  $t=0$ 에서, 모든 K대의 차량은 공차로서 차량지에 존재한다. 운송의뢰는 지속적으로 의사결정자에게  $[0, T]$ 의 한정된 시간(finite horizon) 동안 한정된 지역범위 안으로 들어온다. 운송의뢰의 시각은 각각,

$$\{A_i\}_{i, A_i < T} = \{A_i, i = 1, \dots, \hat{A}\} \quad (1)$$

의 표기를 따른다. 여기서  $A_i$ 는 각 의뢰  $i$ 의 도착시간을 의미하며  $\hat{A}$ 는  $[0, T]$ 의 최종적인 의뢰로서 결국 총 의뢰수를 의미한다.

$$\hat{N} = \max_{A_i < T} i \quad (2)$$

각 운송의뢰  $i$ 에 대하여 제한시간으로서 time-window가 정의되어 그 시간 내에 목적지에 도착하여야 한다. 운송의뢰  $i$ 에 대한 정보는 결국 출발지

위치 ( $o_i$ )와 도착지 위치 ( $d_i$ ) 그리고 적재시점에 대한 time-window 시간범위로서 ( $\bar{\tau}_i^-, \bar{\tau}_i^+$ ) 정의되어 다음과 같이 하나의 벡터로서 표기할 수 있다. 여기서 화물은 ( $\bar{\tau}_i^-, \bar{\tau}_i^+$ )의 시간범위안에 차량에 적재되어야 함을 의미한다. 이는 다시 일정시간 내에 화물이 목적지에 배송되어야 함을 의미한다.

$$A(i) = (o_i, d_i, \bar{\tau}_i^-, \bar{\tau}_i^+) \quad (3)$$

또한 운송거리는 즉  $o_i$ 와  $d_i$  사이의 거리는  $l_i$ 로 표기한다.

이렇듯 하나의 운송의뢰가 도착하면 앞 절에서 설명하였듯이 두 가지 결정을 의사결정자가 하여야한다. 이러한 일련의 의사결정 과정과 결정된 사항들을 차량운행에 어떻게 반영할 것인가에 대한 방법론을 총괄적으로 차량운용정책(policy) 라고 칭한다.

관심이 되는 시점  $t$ 에서의 화물차량의 상태(현재 공차이면서 화물을 기다리고 있는지, 화물적재 상태인지, 화물의 적재를 목적으로 화물의 출발지로 가는 상태인지) 및 위치정보와 각 차량의 운용 계획(routing schedule)은 적용된 차량운용정책(policy)에 달려있다. 그러므로 어떤 한 정책  $\pi$ 가 적용되는 상황에서  $K$ 대의 화물차량에 대한 정보는 다음과 같이 표기 될 수 있다. 일정 시각  $t$ 에서 각 차량은  $k$ 는 현재 위치 ( $ok, (t)$ )와 상태 ( $sk, (t)$ )정보를 가지며 이는  $\Gamma_i^\pi$ 로 표기된다.

또한 적용된 정책  $\pi$ 에 따라서  $q_j^{k,\pi}(t)$ 는  $j$ 번째로 스케줄된 즉 대기열에  $j$ 번째 존재하는 화물을 지칭한다.

$$q^{k,\pi}(t) = \{q_1^{k,\pi}(t), q_2^{k,\pi}(t), \dots, q_j^{k,\pi}(t)\} \quad (4)$$

위식에서  $q^{k,\pi}(t)$ 는 벡터로서 대기열안의 일련의 화물 대기열을 지칭한다. 그러므로  $K$ 대의 화물차량에 대한 각 시점  $t$ 에서의 운용계획은 다음과 같이 표기 된다.

$$Q_i^\pi = \{q^{k,\pi}(t), k=1, \dots, K\} \quad (5)$$

이와 같은 표기 (notation)를 이용하여 각 차량에 대한 운용계획으로서 정책  $\pi$ 가 적용되었을 때 차량들에 대한 수학적 모사가  $\Gamma_i^\pi$ 와  $Q_i^\pi$ 로서 가능하다.

본 논문의 목표는 결국 의사결정자가 편익을 극대화 하는 차량운영 정책  $\pi$ 를 찾는 것이다.

이 문제에서 유의할 사항은 제안된 차량운용 정책 들은 미래의 아직 일어나지 않은 사건에 대한 확률적인 정보를 이용하는 방법론(stochastic approach)을 배제한다는 것이다. 이러한 관점 하에서 수식으로 모사된 목적함수는 다음과 같다.

우선, 운송의뢰에 대한 수용여부 결정은 다음과 같이 표기한다.

$$D_i^\pi = \begin{cases} 1 & \text{if demand } i \text{ is accepted} \\ 0 & \text{if demand } i \text{ is rejected} \end{cases} \quad (6)$$

두번째로  $\varphi_i^\pi$ 로서 운송의뢰  $i$ 에 대한 소요비용을 표기한다. 이는 운송의뢰  $i$ 를 서비스하기 위해서 운행한 공차거리를 의미한다.  $\delta_i^\pi$ 로서 운송의뢰(화물)  $i$ 가 적재된 시점(pick-up)을 표기한다.  $\varphi_i^\pi$ 와  $\delta_i^\pi$ 는 계획 단계의 운송계획이 아니라 실행된 계획 즉 실제 차량의 움직임에 관련되어 있다. 운송계획은 지속적으로 개선, 변화하므로 이에 대한 명확한 구분이 필요하다.

그러면 차량운용정책  $\pi$ 가 적용될 경우의 편익은 다음과 같이 표기될 수 있다.

$$V_\pi = \sum_i^{A_i < T} D_i^\pi (R_i - \beta(\varphi_i^\pi + l_i)) \quad (7)$$

위 식(7)에서  $R_i$ 는 화물  $i$ 의 운송거리 ( $l_i$ )에 비례하는 의뢰에 따른 소득으로 정의한다.

$$V^* = \max_{\pi \in \Pi} \sum_i^{A_i < T} D_i^\pi (R_i - \beta(\varphi_i^\pi + l_i)) \quad (8)$$

그러므로 목적함수는 최적 차량운용계획  $\pi^*$ 를 찾는 것이며 이는 식(8)과 같이 표기할 수 있다.

$$\min \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N d_{oi}^k x_{k,K+i} + \sum_{i=1}^N (\rho l_i x_{K+i,K+i} + \sum_{j=(i,N), j \neq i} d_{ij} x_{K+i,K+j}) \quad (9)$$

$$\text{subj to} \quad \sum_{v=1}^{K+N} x_{uv} = 1 \quad \forall u=1, \dots, K+N \quad (10)$$

$$\sum_{\nu=1}^{K+N} x_{\nu u} = 1 \quad \forall u = 1, \dots, K+N \quad (11)$$

$$x_{uv} = 0, 1 \quad \forall u, v = 1, \dots, K+N \quad (12)$$

$$-\sum_{k=1}^K (d_{0i}^k + \nu^k) x_{k, K+i} + \delta \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (13)$$

$$(l_i + d_{ij}) x_{K, K+i} - M x_{K+i, K+j} - \delta_i + \delta_j \geq -M + l_i + d_{ij} \quad \forall i, j = 1, \dots, N \quad (13)$$

$$\tau_i^- \leq \delta_i \leq \tau_i^+ \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (14)$$

### III. 해법

#### 1. 개요

본 절에서는 실시간 정보에 기반 한 동적 문제를 풀기 위한 해법을 제시한다. 우선 정적문제에 대한 MIP (Mixed Integer Programming) 모형을 제안하며 이와 함께 이용되는 휴리스틱스 방법론을 소개한다. 그리고 이를 한데 묶은 2단계 방법론을 제시하며 대규모의 차량군을 다루는 문제를 풀기 위한 방법론으로서 개발된 'divide and conquer' 방법론에 기반한 다양한 PS(Partitioning Strategy)를 제안한다.

#### 2. 정적 최적화 모형

본 논문에서 제기된 문제의 동적 의사결정과정은 수용할 수 있는 모든 운송의뢰를 받아들인다는 전략을 채용하고 있다. 하지만, 2절에서 기술하고자 하는 MIP 수식은 보다 일반적인 기능을 포함하고 있어서 목적함수에서 운송의뢰에 대한 거부가능도 고려하고 있다. 그러므로 MIP 수식은 파라미터를 미리 정한 특별한 경우로서 본 논문에서 제안하는 의사결정과정에서 이용된다.

본 절에서 기술하고 있는 MIP 모형은 Yang, Jaillet and Mahmassani가 제안한 모형에 기반 하여 개발된 것이다.<sup>4)</sup> 본 모형에서는 차량의 정속주행을 가정하며, 이로부터 거리와 시간은 상호치환이 가능하다. 이 모형에서 다루고자 하는 문제에서는 일정지역 안

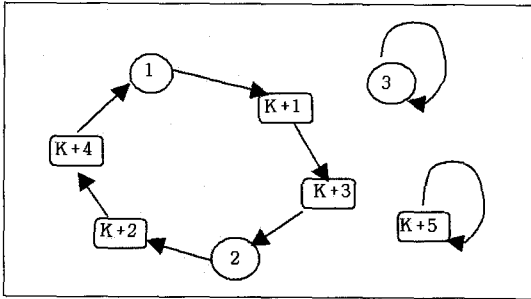
에 모두 K(1, ..., K) 대의 차량이 존재하며 일정시각 t에 모두 N개의 운송의뢰가 존재한다. N은 이미 운송이 완료된 의뢰는 고려하지 않은 값이다.

이 모형은 시간제약(time-window constraint)하의 차량수송계획 모형에(routing and scheduling problem)을 풀기 위한 MIP 모형에 해당한다. 목적함수는 최소비용을 가지면서 모든 노드 (1, ..., K, K+1, ..., K+N)를 포함하는 사이클들의 세트를 형성하는 것이다. 여기서 노드 k(k=1, ..., K)는 차량 k를 의미하며 노드 K+i(i=1, ..., N)는 운송의뢰 i를 표기한다. 의사결정 변수로서  $x_{uv}=1$  (u, v=1, ..., K+N)은 아크 (u, v)가 사이클의 구성요소로서 선택되었음을 의미하며 그중  $x_{k, K+i}$  (k=1, ..., K, i=1, ..., N)는 차량 k가 의뢰 i를 서비스 할 것인가를 결정하는 변수이다. 또한,  $x_{K+i, K+j}$  (k=1, ..., K, i, j=1, ..., N)는 의뢰 j가 i 직후에 서비스되는지에 대한 결정변수이다. 그리고  $x_{K+i, K+i}$  (k=1, ..., K)은 운송의뢰 i가 거부되었음을 의미하며  $x_{k, k}=1$ 는 차량 k가 정지상태의 공차임을 의미한다. 마지막으로 연속변수인  $\delta_i$ 는 운송의뢰 i의 적재시점 (pickup time)을 나타내는 변수이다.

이러한 기본적인 변수와 더불어 파라미터들이 있다. 이는 의사결정 시점 t에 기준하여 수집된 정보에 기반한다. 차량의 상태에 따라서 차량 k가 현재의 운송을 마치고 공차가 되는 시점을  $\nu_k$ 로 표기하며  $d_{0i}^k$ 는 업데이트된(현재차량의 상태정보에 따라서 변동하는) 위치로부터 운송의뢰의 출발지까지의 거리를 나타낸다. 또한  $\tau_i^-, \tau_i^+$ 로서 적재시점에 대한 time-window의 시점과 종점을 표기한다. 이 두 시점사이에 의뢰된 화물은 적재되어야 한다. 본 논문에서는 일단, 하역시간(loading/unloading time)은 무시하고 출발지나 도착지에 도착함과 동시에 하역이 이루어 진다고 가정한다.  $d_{ij}$ 는 화물 i의 도착지로부터 화물 j의 출발지까지의 거리를 나타내며  $l_i$ 로서 화물 i의 운송거리를 표기한다. 마지막으로 M은 큰 값(big value)을 가지는 상수로서  $x_{K+i, K+j}=0$  일 경우, 즉 화물 i 다음에 j가 서비스지 않는 경우 제약식(14)의 다른 변수값에 상관없이 항상 만족되도록 한다.

운송의뢰에 대한 수용여부는 파라미터의  $\rho$ 값에 따라 결정된다. 즉, 만일 화물운송의뢰 i가 거부되는 경우 ( $x_{K+i, K+i}=1$ ), 목적함수에 운송거리에 비례하는

4) Yang, Jaillet, Mahmassani(1999, 2002).



〈그림 1〉 모형의 해에 대한 해석 예시

( $\rho \times l_i$ )값이 부가된다. 동적 문제에 이 모형을 적용시킬 경우, 이미 수용된 운송의뢰에 대하여 차후에 거부하는 것은 바람직하지 못하므로 이런 경우를 방지하기 위하여  $x_{K+i, K+i}$ 는 새로 의뢰된 화물을 제외한 기존의 화물 모두에 대하여 미리 0의 값을 갖도록 하거나 큰 값을 갖는 상수를  $\rho$ 값에 지정한다. 제약식(13)과 식(14)로 인하여 MIP 모형의 해는 적어도 하나의 차량 노드를 포함하고 있는(하나의 혹은 다수의) 사이클을 생성한다. 예외인 경우는 독립된 사이클로서 거부된 운송의뢰를 지칭한다. 이는  $x_{K+i, K+i}=1$ 으로 표현된다. 사이클은 어떤 차량이 어떤 화물을 어떤 순서로 운송할 지를 표현한다. 예를 들어 〈그림 1〉에서와 같이 1, K+1, K+3, 2, K+2, K+4, 1로 이루어진 사이클이 있다면 이는 차량 1이 화물 1과 3을 순서대로 운송하고 차량 2가 화물 2와 4를 운송하는 계획을 표현한다. 또한 차량노드 3으로만 이루어져 있는 사이클은 차량 3이 공차로 존재함을 의미하며 하나의 화물로 이루어져 있는 (K+5)는 화물 5가 거부되었음을 의미한다.

목적함수에 적재시간이 포함되어 있지 않아서  $\delta_i$ 는 제약식 안에서 임의의 값을 취하게 된다. 그러므로 실질적으로 차량의 운행계획을 작성할 때에는 운송계획이 허용하는 한도 내에서, 즉 feasible 해의 영역 안에서, 운송순서에 따라 가장 빠른 시각으로  $\delta_i$ 값을 지정한다.

### 3. 2단계 하이브리드 동적 차량운용정책

앞의 2절에서 설명한 MIP 모형은 동적 문제하의 일정 시각의 사진을 찍은 듯한 정적 문제(local snapshot

problem)에 대한 해답을 제시하고 있다. 이로부터 얻은 최적해는 2절에서 설명한 바와 같이 차량들의 운송계획을 제시하며 이의 적용이 동적문제의 글로벌한, 전체적인 최적해(global optimal solution, hindsight, after the fact)는 보장하지 못한다. 다만, 그 시점에서의 최적해(local optimal)은 제공할 수 있다. 이 문제에 대한 논의는 Powell, Towns, Marar(2000)에서 자세히 다루고 있다. 운송의뢰의 시간제약이 여유가 없는 경우 즉, 화물의 특성이 주어진 time-window에 비하여 긴 운송거리를 가지는 경우에는 일반적으로 각 차량에 대하여 하나의 화물만을 배당할 수 있다. 이 경우는 차량이 독자적인 대기열을 생성할 수 없으며 차량과 화물의 일대일 매칭만으로 차량운행계획이 가능하다. 이러한 환경에서는 매 의사 결정 시점에서 지역적 최적해(local optimal)를 따르는 차량운용이 경쟁력이 낮으며 실제로 지역적 최적해를 따르지 않는 차량운용계획에 비하여 비교 우위를 차지하지 못하는 경우가 많다. 하지만 본 논문에서 다루고자 하는 문제는 시간제약이 비교적 여유가 있어서 차량이 각기 대기열을 생성하고 새로운 정보의 입력에 따라 이를 개선할 수 있는 경우이므로 매 의사결정 순간마다 지역적 최적해를 따르는 방법론을 따른다. 그리고 이는 시뮬레이션 결과에서 검증된다. 하지만, 비록 지역적 최적해라 할지라도 대규모의 차량군을 다룰 경우 현재의 컴퓨터 계산능력으로는 다룰 수 있는 차량의 숫자에 한계가 있다. 이는 다음절에서 설명할 partitioning strategy의 개발 동인이다.

실시간 정보기반 동적 차량운용 문제에서 위의 모형의 직접적인 적용에 장으로 작용하는 가장 중요한 요소는 계산시간이다. 의사결정자는 적어도 운송의뢰에 대한 수용여부는 짧은 시간 안에 의뢰자에게 답하여야만 한다. 하지만, 일단 수용된 의뢰에 대하여는 이를 다시 다른 차량에 배당하는 결정(reassignment decision)은 그 화물의 시간제약이 허용하는 한 언제까지나 가능하다. 이러한 두 가지 의사결정의 특성을 이용한 것이 2단계 하이브리드 해법이다. 이는 Mahmassani, Kim & Jaillet(1999)에서 다루고 있다.

하이브리드 해법은 운송의뢰에 대한 수용여부를 휴리스틱적 방법론을 통하여 결정하고 다음 운송의뢰가

5)Regan, Mahmassani and Jaillet(1996a).

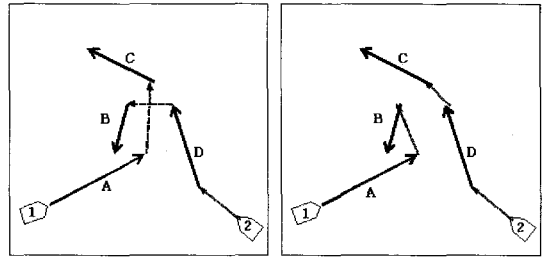
들어오기 전까지의 시간을 이용하여 2절의 모형을 적용한 최적화 기법을 이용하여 기존의 운영계획을 개선하는 것을 기본으로 한다. 여기서 이용되는 휴리스틱적 방법론<sup>5)</sup>은 각 트럭에 대하여 기존의 대기열에 있는 화물에 새로운 운송의뢰를 포함하여 새로운 최적의 대기열을 모든 경우의 수를 검색하여 구한다. 이는 하나의 트럭의 대기열에는 화물의 시간제약이나 운송의뢰 빈도에 따라 다르지만 대부분의 경우 최대 5개 이하의 화물만이 존재하므로 가능하다. 즉 5개 화물에 대한 운송계획의 모든 경우의 수는  $5! = 120$  가지이다. 다음 단계에서 모든 차량에 대하여 새로운 운송의뢰로 인한 추가 비용(additional cost)을 비교하여 최소값을 보이는 차량에 새로운 화물을 배정한다.

이러한 2단계에 걸친 하이브리드 해법도 전체차량을 대하여 최적해를 구하는 과정의(Reassignment decision process) 정적문제 자체가 앞에서 언급한 대로 NP-hard 문제이며 이에 대한 최적해를 구하는 계산시간이 문제의 규모가 커감에 따라 기하급수적으로 늘어나고 일정규모 이상의 문제는 현재의 컴퓨팅 파워로서 해를 구할 수 없다. 더구나, 다음 화물이 언제 의뢰될지 모르는 상황에서 단순한 하이브리드 해법만으로는 한계가 있다.

그러므로 본 논문에서는 'divide & conquer' 개념의 PS(Partitioning Strategy)을 개발하였다.

#### 4. Partitioning Strategy: PS

PS는 각 운송의뢰에 따라 휴리스틱 기법을 이용한 1단계 적용 후 2단계에서 모든 차량과 화물을 대상으로 2절에서 제안된 모형을 적용하는 대신 잠재가능성이 높은 차량들과 이의 대기열들에 존재하는 화물들을 선택하여 최적화 모형을 적용하는 것이다. 여기서 구해진 최적해는 그 순간의 전체 차량에 대한 정적문제에 대한 최적해는 제공하지 못하나 대부분의 경우 허용된 시간 안에(다음 운송의뢰가 들어오기 전에) 최적해에 가까운(close-to-optimal) 운영계획을 제공한다. 동적 문제는 새로운 운송의뢰가 들어올 때마다 문제의 형태와 입력값들이 변화한다. 하지만, 바로 이전의 정적 문제와 새로운 운송의뢰에 따른 다음 의사결정 시점의 정적 문제는 새로운 운송의뢰와 그 시간 간격사이에 서비스가 완결된 화물 정보만이 상이점이며 운송의뢰가 빈도가 높을 경우, 즉 inter arrival time



〈그림 2〉 GPS의 예시

이 짧을 경우 차량의 위치는 그다지 큰 변화가 없다. 그러므로 이전 의사결정 시점의 운영계획을 최적해에 가까운 값으로 상정하고 이를 이용하여 PS의 계획을 수립한다.

새로운 운송의뢰가 들어오면 1단계 적용 후 2단계에서 새로운 운송의뢰가 배정된 차량(이 차량만이 1단계에서 운영계획의 변화가 있었다)과 주변의 차량들과의 지역적 관계를 이용하는 것이 GPS(Geographic Partitioning Strategy)이다.

두 대의 차량(1, 2)과 화물 A, B, C, D에 대한 운영계획이 〈그림 2〉와 같이 구축되어 있다고 가정하자. 여기서 실선은 화물의 출발지부터 도착지 까지를 나타내며 점선은 공차로 운행해야 하는 운행계획을 의미한다.

이 경우 화물 B와 C를 차량에 재배당(swapping: reassignment)함으로써 전체적인 공차거리를 줄일 수 있다. 이러한 공차거리의 감소는 가까운 화물 C와 D를(C의 출발지와 D의 도착지가 가깝다) 연결함으로써 가능하다. 그러므로 새로운 운송의뢰가 배정된 차량의 대기열에 존재하는 화물들과 가까운 화물들을 가지고 있는 차량들을 'proximity'가 높은 차량이라고 정의한다. 새로운 운송의뢰가 배정된 차량에 대한 'proximity'의 높은 순서에 따라 2단계의 최적화 적용을 위한 차량을 선택한다. 이 과정에서 모형의 수용능력을 고려하여 선택하는 차량의 대수를 결정하고 선택된 차량과 이들의 대기열에 있는 화물들을 대상으로 2절의 모형을 적용한다.

하지만 이러한 GPS는 차량의 대기열에 다수의 화물을 가지고 있는 차량을 선택하는 편향성을 가진다. 이는 다수의 화물을 대기열에 가진 차량의 경우 'proximity'가 높은 경향을 보이기 때문이다. 이는 대기열이 긴 차량을 주로 선택함으로써 풀고자 하는 정적문제 규모를 키우며 선택된 차량이 반복적으로 선택되는 경

향을 가지게 하며 결국 과도한 계산시간을 요구한다. 그러므로 이러한 편향성을 보완하기 위하여 HGPS (Hybrid Geographic Partitioning Strategy)를 개발하였다. 이는 일부의 차량과 그에 따른 화물은 'proximity'에 기준하여 선택하고 나머지 일부분의 차량은 임의로 선택하는 기법이다.

#### IV. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 III장에서 제안된 방법론을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션 모형을 구축하고 실험결과를 기술한다. 이 시뮬레이션에 대한 가정은 다음과 같다. 100대의 화물차량을 가진 운송업체가 TL운송 서비스를 하는 100km×100km의 정사각형 모양의 지역적 범위를 설정한다. 이 지역에 화물의 출발지와 도착지가 완전히 임의적으로(randomly) 정해진다고 가정하면 평균 운송거리는 약 52 km이 된다. 모든 차량은 50km/hr의 정속으로 운행한다. 이러한 환경 하에서 차량 한대당 평균 90분에 하나의 운송의뢰를 포아송 분포함수(Poisson Distribution)에 준하여 받는다. 즉 100대의 차량을 가진 운송회사에 대하여 평균 54초마다 하나씩의 운송의뢰가 들어온다. 그러므로 1 일당 15시간동안 차량군을 운영하는 이 회사는 한대의 차량은 평균 10개 정도의 화물을 하루에 처리한다. 각 화물은 최소 2시간부터 최대 4시간에 걸친 임의의(randomly distributed) 시간제약을 가진다. 즉, 차량은 이러한 시간제약전에 의뢰된 화물의 출발지에 도착하여 화물을 적재하여야 한다. 이론적인 최대 운송거리는 141.4km이므로 최악의 경우(대각선을 이루는 꼭지점의 양쪽 끝에 차량과 화물의 출발지가 존재하는 경우) 화물의 출발지에 접근하기 위하여 약 3시간의 공차시간을 요구한다.

GPS와 HGPS 운용정책을 적용할 때에는 2단계 최적화 모형 적용 시 100대 중 15대의 차량을 선택한다. 이는 시뮬레이션을 통하여 얻어진 경험적 최적

값이다. 즉, 실험에 사용한 컴퓨터의 능력상 15대로 분할된(partitioning) 정적문제가 동적문제의 특성상 연속되는 운송의뢰 사이의 주어진 시간 안에 처리할 수 있는 최대치이다. 또한 HGPS의 적용시 15대의 차량으로 구성된 정적문제구성에서 차량선택 시 50%의 차량은 proximity를 이용하여 선택하고 나머지는 임의선택(randomly select)한다. 여기에서 50%의 임의선택 부분은 알고리즘의 구현 시에 시뮬레이션을 통하여 얻은 경험치이다. 통계적으로 유의미한 결과를 얻기 위하여 10일에 걸친 차량운용을 모사하여 각 운용계획에 따른 결과를 제시한다. 본 시뮬레이션은 C 언어로 프로그래밍 되어 300Mhz 컴퓨터를 이용하여 실험하였다.

실험 결과를 보여주는 <표 1>의 구성은 다음과 같다. 우선 벤치마크(Benchmark)로서 2단계 최적화 기법을 제외한 휴리스틱적 방법론만을 적용한 결과를 첫 행에 제시한다. 이는 IO(Initial assignment only) 표기된다. 다음 행에 GPS(Geographic Partitioning Strategy)의 결과를 제시하며 마지막 행에는 HGPS (Hybrid Geographic Partitioning Strategy)의 결과를 제시한다. 평가지표(evaluation measure)로서 공차거리의 평균값과 표준편차 그리고 1단계 2단계 각각의 운송의뢰 당 평균 계산시간 및 이의 표준편차를 제시하며 마지막으로 새로운 운송의뢰가 계산이 끝나기 전에 들어오는 경우를 violation으로 표기한다. 이는 포아송 분포를 따르는 운송의뢰 도착 형태의 특성상 거의 동시에 들어오는 운송의뢰가 있기에 피할 수 없다. 첫 행의 violation 항목값이 의미하는 바는 운송의뢰에 대한 의사결정 과정에, 즉 약 2초 정도( $2.06 \pm 0.25$ )의 시간 안에 다음 운송의뢰가 들어오는 경우가 전체 운송의뢰 중 3.4%이라는 의미이다.

표에서 보는바와 같이 IO 보다는 GPS가 평균공차거리를 월등히 줄일 수 있는 반면 앞에서 설명한대로 2단계의 계산시간을 보면 운송의뢰 당 64.47초로서

<표 1> 각 차량운용정책의 효과분석

차량운용정책	평균공차거리(km)		1단계 계산시간(sec)		2단계 계산시간(sec)		violation(%)
IO	11.8	0.42	2.06	0.25	0	0	3.4
GPS	8.9	0.42	2.00	0.24	64.47	140.22	28.4
HGPS	8.5	0.35	1.91	0.21	2.39	11.01	6.6



상당히 길다. 이것은 결국 28.4%의 violation 비율을 보이며 전체 동적 차량운용시스템의 장애요인으로 작용한다. 반면 차량 선택(partitioning)과정에서 일정부분을 임의로 선택하고 나머지는 GPS를 따르는 HGPS는 계산시간을 GPS에 비하여 획기적으로 줄일 수 있을 뿐 아니라 평균공차거리 측면에서도 편향된 차량선택 문제를 해결하여 우위의 결과를 보인다.

## V. 결론

본 논문에서는 실시간 정보기반 동적 화물차량 운용문제에 대하여 정적 문제에 대한 모형을 개발하고 동적문제에 대한 2단계에 걸친 하이브리드 해법과 Partitioning 기법들을 개발하였다.

빠른 계산시간을 보이는 휴리스틱 방법론과 최적해를 구하는 모형을 이용한 방법론의 장점을 결합한 2단계 하이브리드 해법은 1단계에서 운송의뢰 수용여부를 결정하며 feasible 초기해를 구한다. 그리고 다음 운송의뢰가 들어오기 전까지의 시간을 이용하여 개발된 모형을 이용하여 차량운영계획을 개선한다. 하지만, 문제의 규모가 커짐에 따라 즉 다루고자 하는 차량의 대수가 늘어감에 따라 계산 시간이 기하급수적으로 늘어나므로 MIP 모형을 이용하는데 한계가 있다. 이를 극복하기 위하여 잠재력이 높은 차량과 그에 배당된 화물만을 가지고 최적화 모형을 적용하는 partitioning 기법들이 고안되었다.

동적 문제에 있어서 연속되는 두 의사결정 시점의 정적 문제(local snapshot problem) 사이에는 유사점이 있다. 전 의사결정 단계의 운용계획이 최적해에 가까운(close-to-optimal) 차량운용계획이라는 가정하에 이러한 특성을 이용하여 2단계에서 'proximity'를 기준으로 차량을 선택하는 GPS를 개발하였고 이의 단점인 차량 선택의 편향성을 보완하기 위하여 HGPS가 제안되었다.

4장의 시뮬레이션 결과에서 보듯이 개발된 HGPS는 1단계 휴리스틱 기법만을 적용한 결과와 비교하여 개별 화물운송의뢰당 약 2.4초 정도의 추가 계산시간으로 평균공차거리를 약 30%가량 감소하였다.

향후 연구과제로서 차량의 속도가 혼잡 등의 원인으로 다양하게 변화하는 상태, 그리고 사고와 같은 돌발 상황에 대응 할 수 있는 알고리즘의 개발이 필요하다.

## 참고문헌

1. Frantzeskakis, L. & Powell, W. B.(1990), "A Successive Linear Approximation Procedure for Stochastic, Dynamic Vehicle Allocation Problem", *Transportation Science*, Vol.24, No.1, pp.40~57.
2. Ichoua, S., Gendreau, M. & Potvin, J.-Y. 2000, "Diversion Issues in Real-Time Vehicle Dispatching", *Transportation Science*, Vol.34, No.4, pp.426~438.
3. Kim, Y., Mahmassani, H. S. & Jaillet, P. (2002), "Dynamic Truckload Truck Routing and Scheduling in Over-Saturated Demand Situation", *Transportation Research Record*, Vol.1783, pp.66~71.
4. Mahmassani, H. S., Kim, Y. & Jaillet, P. (2000), "Local Optimization Approaches to Solve Dynamic Commercial Fleet Management Problems", *Transportation Research Record*, Vol.1733, pp.71~79.
5. Powell, W. B.(1987), "An Operational Planning Model for the Dynamic Vehicle Allocation Problem with Uncertain Demands", *Transportation Research Part B*, Vol.21B, No.3, pp.217~232.
6. Powell, W. B.(1988), "Comparative Review of Alternative Algorithms for the Dynamic Vehicle allocation problem", in *Vehicle Routing: Methods and Studies*, eds. B. L. Golden & A. A. Assad, Elsevier Science Publishers, Amsterdam, pp.249~291.
7. Powell, W. B. & Frantzeskakis, L.(1994), "Restricted Recourse Strategies for Dynamic Networks with Random Arc Capacities", *Transportation Science*, Vol.28, No.1, pp.3~23.
8. Powell, W. B., Jaillet, P. & Odoni, A. R (1995) "Stochastic and Dynamic Networks and Routing", in *Network Routing*, eds. M. O. Ball, T. L. Magnanti, C. L. Monma & G. L. Nemhauser, Elsevier, Amsterdam.
9. Powell, W. B.(1996), "A Stochastic For-

- mulation of the Dynamic Assignment Problem, with an Application to Truckload Motor Carriers", *Transportation Science*, Vol.30, No.3, pp.195~218.
10. Powell, W. B., Snow, W. & Cheung R. K. (2000), "Adaptive Labeling Algorithm for the Dynamic Assignment Problem", (2000a) *Transportation Science*, Vol.34, No.1, pp.50~66.
  11. Powell, W. B., Towns, M. T. & Marar A. (2000b), "On the Value of Optimal Myopic Solution for Dynamic Routing and Scheduling Problems in the Presence of User Non-compliance", *Transportation Science*, Vol.34, No.1, pp.67~85.
  12. Regan, A. C., Mahmassani, H. S. & Jaillet, P.(1995), "Improving the Efficiency of Commercial Vehicle Operations Using Real-time Information : Potential Uses and Assignment Strategies", *Transportation Research Record*, Vol.1493, pp.188~198.
  13. Regan, A. C., Mahmassani, H. S. & Jaillet, P.(1996a), "Dynamic Decision Making for Commercial Fleet Operations Using Real-time Information", *Transportation Research Record*, Vol.1537, pp.91~97.
  14. Regan, A. C., Mahmassani, H. S. & Jaillet, P.(1996b), "Dynamic Dispatching Strategies Under Real-time Information for Carrier Fleet Management", in *Transportation and Traffic Theory*, eds. J. B. Lesort, pp.737~756.
  15. Regan, A. C., Mahmassani, H. S. & Jaillet, P.(1998), "Evaluation of Dynamic Fleet Management Systems : A Simulation Framework", *Transportation Research Record*, Vol. 1645, pp.176~184.
  16. Yang, J., Jaillet, P. & Mahmassani, H. S. (1999), "On-Line Algorithms for Truck Fleet Assignment and Scheduling under Real-Time Information", *Transportation Research Record*, Vol.1967, pp.107~113.
  17. Yang, J., Jaillet, P. & Mahmassani, H. S. (2004), "Study of a Real Time Multi-vehicle Truckload Pickup-and-Delivery Problem", Working paper.

✉ 주 작 성 자 : 김용진

✉ 논문투고일 : 2004. 3. 18

논문심사일 : 2004. 4. 8 (1차)

2004. 4. 17 (2차)

심사관정일 : 2004. 4. 17

✉ 반론접수기한 : 2004. 8. 31