

군집 기반 트럭-드론 배송경로 모형의 효과분석

장 용 식*

Analysis of Cluster-based Truck-Drone Delivery Routing Models

Yong Sik Chang*

Abstract

The purpose of this study is to find out the fast delivery route that several drones return a truck again after departing from it for delivery locations at each cluster while the truck goes through the cluster composed of several delivery locations. The main issue is to reduce the total delivery time composed of the delivery time by relatively slow trucks via clusters and the sum of maximum delivery times by relatively fast drones in each cluster. To solve this problem, we use a three-step heuristic approach. First, we cluster the nearby delivery locations with minimal number of clusters satisfying a constraint of drone flight distance to set delivery paths for drones in each cluster. Second, we set an optimal delivery route for a truck through centers of the clusters using the TSP model. Finally, we find out the moved centers of clusters while maintaining the delivery paths for the truck and drones and satisfying the constraint of drone flight distance in the two-dimensional region to reduce the total delivery time. In order to analyze the effect of this study model according to the change of the number of delivery locations, we developed a R-based simulation prototype and compared the relative efficiency, and performed paired t-test between TSP model and the cluster-based models. This study showed its excellence through this experimentation.

Keywords : Cluster, Delivery Route, Drone, TSP

1. 서 론

최근, 온라인 해외 직접 구매 증가와 함께 온라인 쇼핑 물과 유통업체들의 온라인 물 서비스 확대로 택배산업 매출도 증가하고 있다. 통계청에 따르면, 2018년 월별 온라인 쇼핑 거래액은 계속 증가 추세에 있으며, 12월 온라인 쇼핑 거래액은 전년 동월 대비 24.4% 증가한 10조 7,298억 원 수준에 이른다(Statistics Korea, 2018). 한편, 2013년부터 2017년까지 5년간 택배업의 매출액은 각각 3,564,822백만 원, 3,975,979백만 원, 4,242,020백만 원, 4,589,256백만 원, 4,798,233백만 원으로 6.12%의 연평균 성장률(CAGR)로 꾸준히 증가하는 추세에 있다(KOSIS, 2018).

이런 가운데, 배송의 드론 활용이 크게 요구되고 있다. 실제, 2013년 12월에 아마존이 PrimeAir 서비스를 발표하면서 드론 배송이 핫 이슈가 되었고, 2016년 12월에는 영국에서 첫 배송을 실현하였다(Wikipedia, 2019). 물류회사인 DHL도 2013년도부터 Parcelcopter 개발을 시작하여 2016년 1월~3월간에 독일에서 3세대 Parcelcopter가 산간 지방에 있는 Parcelcopter SkyPort간 배송 테스트를 완료하였다(Deutsche Post DHL Group, 2019). 일본의 경우, 2016년에 동경의 동쪽에 있는 지바시를 국가전략특구로 지정해 드론 배송을 시험하고 있으며, 2020년 도시에서도 드론이 물건을 나눌 수 있도록 추진 중에 있다. 국내에서도 여러 택배사들이 드론 배송을 테스트하고 있는 가운데, 2016년 12월에 도서 지방의 전남 고흥과 산간 지방의 강원도 영월을 시험운영 지역으로 선정하여 우정사업 본부가 국내 최초로 2017년 11월에 도서 지역 드론 배송을 테스트하였고 2022년 상용화 계획으로 추진 중이다(Jung Park, 2017).

가벼운 물품배송의 경우, 드론의 장점은 트럭에 비해 빨리 이동 가능하고, 여러 드론들이 동시 배송 가능하다. 또한 교통 혼잡을 피할 수 있으며, 직선으로 이동할 수 있어 산간 지역 등의 환경에도 효과적 활용이 가능하다. 배송서비스 분야에서 드론의 장점이 더욱 기대되는 가운데, 본 연구는 트럭이 이동하면서 트럭에 실린 드론들이 인근 배송지점들을 직접 배송하는 효과적인 배송경로를 구하는 대안을 제시하고자 한다. 트럭 기반 드론 배송에 관한 기존 연구에는 트럭과 드론이 동시에 배송하는 모형이 있다(Murray and Chu, 2015; Carlsson and Song, 2017). 배송경로를 위

한 최적화 모형은 NP-hard 문제로 배송지점들의 수가 증가하면 현실적으로 빨리 답을 구할 수 없게 된다. 이에 대한 대안으로 군집화된 배송지점들의 중심을 트럭이 이동하고 군집 내에서 드론이 배송하는 모형이 있다(Ferrandez et al., 2016; Chang and Lee, 2018). 본 연구는 후자의 기존 연구들에 비해 더 효과적인 배송경로를 찾는 모형을 제시하고자 한다. 그 목적을 달성하기 위해 제 2장에서는 관련 문헌을 살펴보고, 제 3장에서는 배송경로 모형을 제안하며, 제 4장에서는 R 기반 시뮬레이션 프로토타입 개발로 기존 연구와의 비교실험을 통해 본 연구의 효과를 제시하고, 제 5장에서 결론을 기술한다.

2. 관련 문헌 연구

배송경로 최적화 모형에 관한 전통적인 기존 연구는 TSP(Traveling Salesman Problem)(Dantzig et al., 1954)로부터 시작하여, 하나의 차고지에서 출발 후에 여러 배송경로들을 찾는 VRP(Vehicle Routing Problem) 모형과 배송지점들의 시간 제약을 반영하는 VRPTW(VRP with Time Windows)가 있다(Laporte et al., 1986; Solomon, 1987). MDVRPTW(Multi-Depot VRPTW)는 VRPTW 모형을 다수 차고지로 확장한 모형이다(Solomon, 1987). 한편, 배송지점에서 선적과 하역을 모두 고려하는 PDP(Pickup and Delivery Problem) 모형이 있으며(Savelsbergh and Sol, 1995), 트럭이 배송경로를 이동하는 동안에 시간 제약적인 상황에서 새로운 배송지점들이 추가되는 문제를 기술하는 동적 PDPTW(Dynamic PDP with Time Windows)(Chang and Lee, 2007; Kalantari et al., 1985) 등의 연구도 진행되어 왔다.

최근, 드론이 주요 배송수단으로 기대되면서 드론을 활용하는 배송경로 모형들이 연구되고 있다. 먼저, 트럭과 드론이 동시에 이동하는 모형이 있다. Murray and Chu(2015)는 TSP 모형을 기반으로 차량이 이동하는 가운데 드론이 차량을 떠나 일부 지점을 배송하고 차량으로 돌아오는 최적화 모형(FSTSP : Flying Sidekick TSP)과 차고지에서 차량과 드론이 병행하여 각 배송경로를 따라 배송 후에 차고지로 돌아오는 최적화 모형(PDSTSP : Parallel Drone Scheduling TSP)들을 MILP(Mixed Integer Linear Programming)로 표현하고 해를 구하는 시간을

줄이기 위해 휴리스틱 알고리즘으로 해를 구하는 방법을 제시하였다. 한편, Carlsson and Song(2017)은 트럭이 배송지점 근처로 이동하는 동안, 드론이 그 배송지점으로 날아가서 배송 후에 트럭과 합류하는 배송경로를 컴퓨터 시뮬레이션으로 구하였다.

이와는 별도로, 배송지점의 수가 많을 때 해를 보다 짧은 시간에 구할 수 있는 군집 기반 배송모형에 관한 연구가 진행되고 있다. Ferrandez et al.(2016)은 배송지점들을 K-평균 군집 분석(MacQueen, 1967)을 이용하여 여러 군집들로 분류 후에, 각 군집 중심을 트럭이 방문하고 각 군집에서는 드론들이 배송하는 모형을 제시하였다. 이 연구는 차량 배송시간과 각 군집에서의 드론 평균 배송시간을 합한 총 배송시간을 계산하며, 최적의 클러스터 수와 트럭 대비 드론의 상대적인 속력에 의한 총 배송시간 변화를 실험으로 보였다. 실제 총 배송시간은 각 군집에서 가장 늦게 돌아오는 드론의 비행시간(군집별 최대 드론 비행시간)에 영향을 받기 때문에, 본 연구와 비교하기 위해 총 배송시간은 트럭 배송시간과 군집별 최대 드론 비행시간들을 합한 값으로 계산하기로 한다[CM1 모형]. 드론은 트럭에 비해 상대적인 속력이 빠르기 때문에, 군집 중심을 차고지 방향에 대해 안 또는 바깥의 일차원적 이동으로 총 배송시간을 더 최소화하는 연구[Chang and Lee, 2018]가 있다[CM2 모형]. 본 연구는 이를 확장하여 군집 중심을 이차원 영역에서 임의 위치로 이동하여 최소 배송시간을 더 줄일 수 있는 최적화 모형을 제시하고[CM3 모형], 일정 영역에서 배송지점 수의 변화에 따라 기존 TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형과 총 배송시간의 변화를 비교하는 시뮬레이션 프로토타입으로 효과를 검증하기로 한다.

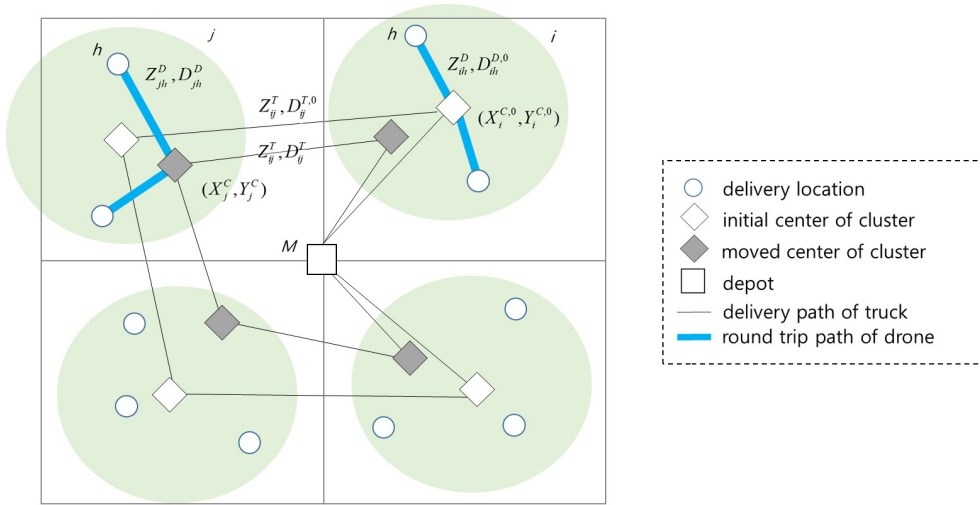
3. 이차원적 군집 중심 이동 기반 트럭-드론 배송경로 모형

차고지를 중심으로 드론 배송거리 범위 밖에 다수의 배송지점들이 분포되어 있는 상황에서 각 배송지점들의 방문시간 제약은 없다고 가정할 때, 트럭이 배송지점들의 군집 지역을 경유하는 동안 여러 드론들이 동시에 배송하는 효과적인 경로를 찾는 모형을 고려해보자. 먼저, 사용되는 표기법을 정의하면 다음과 같다.

- N : 배송지점의 수,
- K : 배송지점들의 군집 수, $1 \leq K \leq N-1$,
- M : 차고지를 의미하는 군집으로 $K+1$ 로 설정,
- h : 배송지점을 의미하는 색인, $\{1, 2, \dots, N\}$,
- i, j : 군집을 의미하는 색인, $\{1, 2, \dots, K, M\}$,
- V^T : 트럭의 평균 속력,
- V^D : 드론의 평균 속력,
- F^D : 드론의 비행 가능 거리,
- S^0 : 배송지점에서의 배송서비스 시간,
- X_h, Y_h : h 배송지점의 X, Y 좌표,
- $X_i^{C,0}, Y_i^{C,0}$: i 군집의 초기 중심 좌표,
- W_i^X, W_i^Y : i 군집의 초기 중심을 이동시키는 X, Y 방향의 이동 거리,
- X_i^C, Y_i^C : i 군집의 이동된 중심 좌표.

$$X_i^C = X_i^{C,0} + W_i^X, Y_i^C = Y_i^{C,0} + W_i^Y$$
- Z_{ih}^D : i 군집 중심과 h 배송지점 간 경로. i 군집에 속하는 h 배송지점들은 모두 1의 값을 가짐,
- $D_{ih}^{D,0}$: i 군집의 초기 중심과 h 배송지점 간 드론의 비행 거리,
- D_{ih}^D : i 군집의 이동된 중심과 h 배송지점 간 드론의 비행 거리,
- Z_{ij}^T : i, j 군집 간 트럭 배송경로, 1이면 연결된 경로를 의미하며, 0이면 연결되지 않은 경로를 의미함,
- $D_{ij}^{T,0}$: i 군집의 초기 중심과 j 군집의 초기 중심 간 트럭의 이동 거리,
- D_{ij}^T : i 군집의 이동된 중심과 j 군집의 이동된 중심 간 트럭의 이동 거리.

트럭과 드론에 의한 총 배송시간을 최소화하는 경로를 찾기 위해, 다음 세 단계의 휴리스틱 방법으로 접근한다. <Figure 1>은 그 결과를 도식화한 것이다. 첫 번째는 군집화 단계로서, 배송지점들을 드론 비행거리 내의 군집들로 군집화하고 드론 배송경로를 설정한다. <Figure 1>의 i 군집은 초기 군집 중심($X_i^{C,0}, Y_i^{C,0}$)과 그 군집에 속하는 배송지점 간 드론의 왕복 비행경로를 보여주는 예이다. 그 경로는 Z_{ih}^D , 거리는 $D_{ih}^{D,0}$ 가 된다. 그림을 단순화하기 위해 i 군집에만 그 경로를 표시하였다. 두 번째는 트럭의 배송경로 설정 단계로서, 군집 중심 간 최소 배송시간이 되는 트럭 경로를 발견한다. <Figure 1>은 초기 군집 중심($X_i^{C,0}$,



<Figure 1> Clusters and Change of Delivery Paths by Moved Centers of the Clusters

$Y_i^{C,0}$ 간 트럭이 이동하는 배송경로를 보여주고 있다. 그 경로는 Z_{ij}^T , 거리는 $D_{ij}^{T,0}$ 가 된다. 세 번째 단계에서는 군집 중심 간 트럭의 이동 시간과 군집별 최대 드론 비행시간들을 합한 총 배송시간을 최소화하는 경로를 발견하기 위해 군집 중심을 이동한다. 이동되는 군집 중심은 군집 내의 각 배송지점들과 드론 비행거리 제약을 만족해야 한다. 군집 중심은 초기 위치에서 이차원 방향으로 이동이 가능하다. <Figure 1>은 이동된 군집 중심 (X_i^C, Y_i^C) 간 트럭의 배송경로를 보여주고 있다. 그림을 단순화하기 위해, 배송지점과 이동된 군집 중심 간 드론 비행경로는 j 군집에 표시하였다. 군집 중심의 변화에 따라, 군집 간 트럭의 경로 Z_{ij}^T 에 대한 거리는 D_{ij}^T 으로 변하고, 드론의 경로 Z_{jh}^D 에 대한 거리는 D_{jh}^D 으로 변하게 된다. 그 구체적인 내용을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

1단계 : 배송지점들의 군집화와 드론 배송경로 설정

N 개 배송지점들에 대한 군집화는 K -평균군집분석 (MacQueen, 1967)을 사용한다. 모든 배송지점들이 각 군집 중심 간 거리가 드론 비행거리 내에 있게 되는 최소 K 개의 군집들을 발견한다. i 군집의 초기 중심과 h 배송지점들은 드론 배송경로(Z_{ih}^D)가 설정되며, 그 비행거리는 $D_{ih}^{D,0} \leq F^D$ 의 제약조건을 만족한다. 식 (1)은 총 배송시간을 나타내는 식으로, 첫 번째 항은 군집

별 최대 드론 비행시간, 두 번째 항은 배송서비스 시간을 의미한다. 배송서비스 시간은 차고지를 제외한 군집의 수에 비례하여 증가하게 된다.

$$\sum_{i=1}^K \max_h \left\{ 2 \frac{D_{ih}^{D,0} Z_{ih}^D}{V^D} \right\} + KS^0,$$

where $D_{ih}^{D,0} = \sqrt{(X_i^{C,0} - X_h)^2 + (Y_i^{C,0} - Y_h)^2}$ (1)

2단계 : 군집 중심 간 트럭 배송경로 설정

K 개의 군집 중심들에 대해 TSP 모형(Dantzig et al., 1954)을 이용해 가장 짧은 배송경로를 설정한다. 총 배송시간은 식 (1)에 트럭의 이동시간을 합한 값과 같다. 트럭의 이동시간은 차고지를 출발하여 군집 중심들을 거쳐 다시 차고지로 돌아오는 각 경로 (Z_{ij}^T)의 거리($D_{ij}^{T,0}$)를 트럭 평균속력으로 나눈 값들의 합으로 표현된다.

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \frac{D_{ij}^{T,0} Z_{ij}^T}{V^T}$$
 (2)

기존 연구모형 CM1에 의한 트럭의 배송시간은 식 (2)으로 계산할 수 있다. 한편, 트럭과 드론의 상대적인 속력을 고려하여 군집 중심을 이동해서 총 배송시간을 더 줄일 수 있는 구체적인 방법을 다음 3단계에서 제시한다.

3단계 : 총 배송시간 최소화를 위한 군집 중심 이동
 드론들은 빠른 속력, 직선거리 이동 가능, 교통정체 환경을 고려할 때 차량보다 빠른 배송이 가능하다. 따라서, 트럭의 경로는 줄이고 드론의 비행거리는 최대한 크게 하여 총 배송시간을 줄일 수 있도록 군집 중심을 이동한다. 군집 중심은 초기 위치에서 이차원 방향으로 이동 가능하다. X, Y 방향의 각 군집 중심 이동 거리와 그에 따른 총 배송시간을 최소화하는 모형은 다음과 같다. 모형은 1단계에서 주어진 K 개의 군집과 드론 배송경로(Z_{ih}^D), 그리고 2단계에서 주어진 트럭 배송 경로(Z_{ij}^T)를 기반으로 총 배송시간을 최소화하는 군집 중심 이동 거리(W_i^X, W_i^Y)를 찾는 것으로 다음과 같이 비선형 최적화 모형으로 표현된다.

$$\min \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \frac{D_{ij}^T Z_{ij}^T}{V^T} + \sum_{i=1}^K \max_h \left\{ 2 \frac{D_{hi}^D Z_{hi}^D}{V^D} \right\} + KS^0 \quad (3)$$

st.

$$X_i^C = X_i^{C,0} + W_i^X \quad \text{for all } i \leq K \quad (4)$$

$$Y_i^C = Y_i^{C,0} + W_i^Y \quad \text{for all } i \leq K \quad (5)$$

$$W_M^X = W_M^Y = 0 \quad (6)$$

$$D_{ij}^T = \sqrt{(X_i^C - X_j^C)^2 + (Y_i^C - Y_j^C)^2} \quad \text{for all } i, j \quad (7)$$

$$D_{ih}^D = \sqrt{(X_h - X_i^C)^2 + (Y_h - Y_j^C)^2} \quad \text{for all } i \leq K, h \quad (8)$$

$$D_{ih}^D Z_{ih}^D \leq F^D \quad \text{for all } i \leq K, h \quad (9)$$

$$W_i^X, W_i^Y: \text{Real for all } i \quad (10)$$

식 (3)은 이동된 군집 중심 간 트럭의 이동시간, 군집별 최대 드론 배송시간, 배송서비스 시간의 합을 최소화하는 목적함수를 의미한다. 식 (4)와 식 (5)는 각각 X, Y 방향의 군집 중심 이동에 의한 새로운 군집 중심의 좌표를 의미한다. 식 (6)은 차고지의 위치는 이동되지 않도록 설정한 제약조건이다. 식 (7)은 이동된 군집 중심 간 트럭의 이동거리를 의미한다. 식 (8)은 각 군집 내에서 이동된 군집 중심과 각 배송지점 간의 드론 비행거리를 의미하며, 식 (9)은 드론의 비행 거리는 드론의 비행 가능 거리 이하가 되어야 함을 의

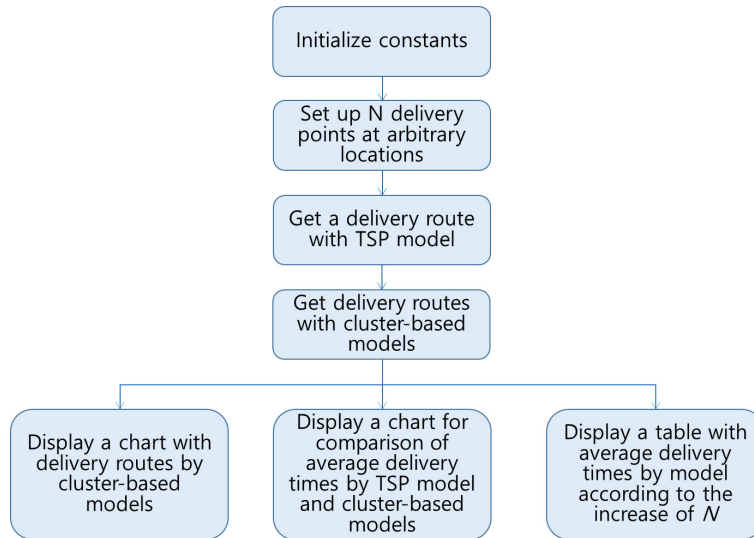
미한다. 식 (10)은 의사결정변수인 군집 중심의 이동 거리가 실수임을 의미한다.

4. 모형의 성능 평가

4.1 실험 상황과 시뮬레이션 프로토타입

실험 목적은 배송지점 수(N)를 10~100까지 10단 위로 증가하면서, 임의로 분포되는 배송지점들에 대한 각 모형 간 총 배송시간에 대해 상대적 효율성과 평균 차이를 검정하고 평가한다. 각 N 에 대한 배송시간의 평균 값을 계산하기 위해 30회씩 반복 실험하였다. 배송지점들은 차고지를 원점으로 좌우상하 15km 길이의 사각 영역에서, 차고지로부터 드론 배송 가능 거리 밖의 영역에 임의의 N 개가 분포된다. 트럭의 평균 속력은 60km/h, 드론의 평균 속력은 90km/h, 드론의 최대 비행 거리 반경은 5km로 설정하였다. 그리고 각 배송지점에 대한 배송서비스 시간은 모두 동일하게 5분으로 가정한다.

각 N 의 변화에 따른 모형별 효과적 실험을 위해, R 기반의 시뮬레이션 프로토타입을 개발하였다. <Figure 2>는 프로토타입의 기능을 절차적으로 나타낸 것이다. 첫째, 배송지점 수, 차량과 드론의 평균속력, 배송지점의 분포 영역에 대한 상수들의 값을 초기화한다. 둘째, 주어진 배송지점 수에 해당하는 위치를 임의로 분포시킨다. 셋째, TSP 모형으로 배송정보(트럭 경로와 배송시간)를 발견한다. 이 경우, R의 TSP 패키지를 사용하였다. 넷째, 군집 기반 모형들로 배송정보(군집의 수, 트럭-드론 경로, 트럭과 드론의 배송시간)를 발견한다. 군집화에는 R의 base 시스템에 내장된 stats 패키지의 kmeans() 함수를 사용하였고, 군집 중심 이동 지점을 결정하는 비선형 최적화모형을 풀기 위해 nloptr 패키지를 사용하였다. 마지막 단계로 결과들을 분석하기 위해 그래프와 표를 출력한다. 군집 기반 모형들 간 배송경로를 비교하는 그래프를 출력하는 기능이 있으며, TSP 모형과 군집 기반 모형들에 의한 총 배송시간을 트럭 배송시간, 드론 배송시간, 서비스 시간으로 구분하여 그래프로 출력해서 비교하는 기능이 있다. 또한, 모형들 간 시각화 비교와 평균 차이 검증을 위해, 평균 배송시간, 배송시간 효율성, paired t-test를 위한 통계량의 p-value 등을 포함하는 표를 출력할 수 있다.

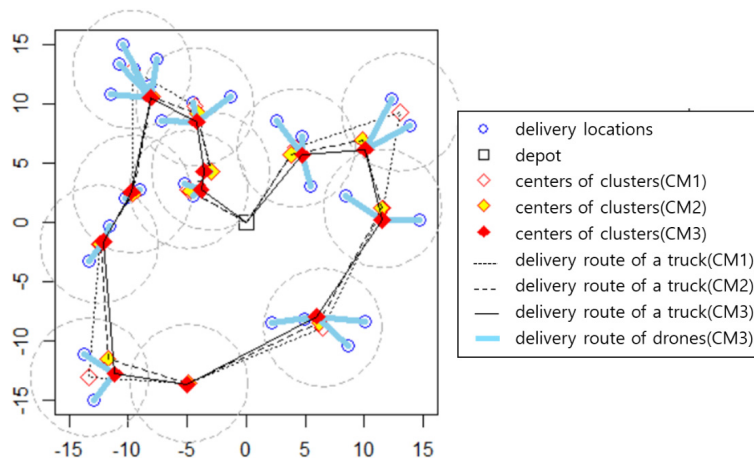


〈Figure 2〉 Flow of Functions within the R-based Simulation Prototype

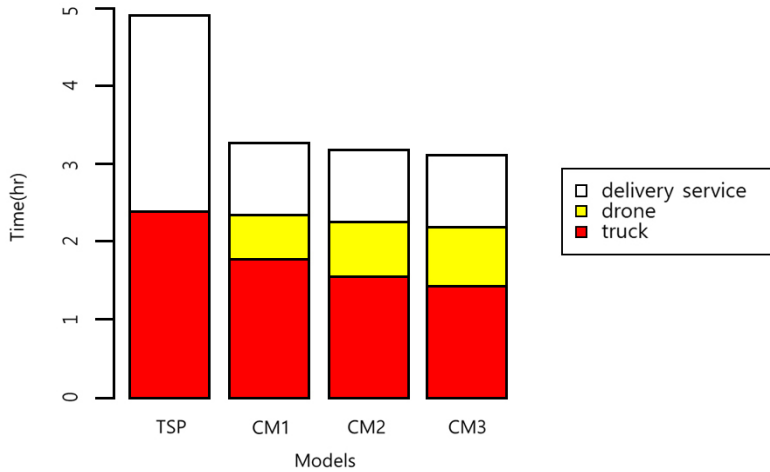
4.2 모형 간 배송 경로의 시각화 비교

〈Figure 3〉은 $N = 30$ 개의 배송지점들에 대한 첫 번째 실험에서 $K = 11$ 개의 군집으로 군집화하고 차고지로부터 트럭이 출발하는 배송경로에 대해 군집 기반의 CM1 모형, CM2 모형, CM3 모형의 결과들을 하나의 그래프로 출력한 그림이다. 한편, 드론 배송 경로는 그림의 단순화를 위해 CM3 모형에 의한 경로만 표시하였다. CM1, CM2, CM3 모형 순으로 총 배송 시간이 최소화되도록 군집 중심이 이동하는 경향을 볼 수 있다. 한편, 〈Figure 4〉는 $N = 30$ 일 때, TSP

모형과 군집 기반 각 모형별로 트럭 배송시간, 드론 배송시간, 배송서비스 시간별로 구분하여 비교한 것이다. 30회의 반복 실험결과에 의한 평균 배송시간은 트럭 배송시간의 경우, TSP, CM1, CM2, CM3 모형 순으로 줄어드는 반면, 드론 배송시간의 경우 CM1, CM2, CM3 모형 순으로 조금씩 증가하는 현상을 볼 수 있다. 또한, 배송서비스 시간은 TSP 모형의 경우는 N 에 비례하고, 군집 기반 모형은 K 에 비례하기 때문에 TSP 모형과 군집 기반 모형 간 차이가 큼을 알 수 있다. N 이 증가하면 이러한 현상들은 더 크게 나타날 것이다.



〈Figure 3〉 Delivery Routes by Cluster-based Model($N = 30$)



〈Figure 4〉 Comparison of Average Delivery Times by Models(N = 30, Iteration = 30)

4.3 배송지점 수의 증가에 따른 모형 간 평균 배송시간 비교

〈Table 1〉의 각 셀에서 TSP 모형은 N 이 10부터 100까지 10씩 증가하는 동안, 배송서비스 시간을 제외한 각 모형들의 배송시간을 나타내며, 군집 기반 모형들은 배송시간, 비교 모형에 대한 상대적 효율성, 비교 모형과의 paired t-test의 귀무가설에 대한 t 통계량의 p-value순으로 기술하였다. $N = 10$ 일 때는 CM1 모형이 TSP 모형보다 더 긴 배송시간을 갖게 되는 현상으로 상대적 효율성은 -0.81% 가 된다. 이는 배송지점 수가 적을 때는 군집화에 의해 트럭 배송시간은 줄 수 있으나 드론 배송시간 증가로 인한 결과로 볼 수 있다. 역시, 배송시간 평균 차이 검정 결과는 유의수준 0.05에서 귀무가설을 기각하지 못하는 결과로 나타난다. 한편, $N = 20$ 일 때는 CM1 모형이 TSP 모형보다 조금 짧은 배송시간을 갖게 되는 현상으로 상대적 효율성은 0.88% 가 되지만, 배송시간 평균 차이 검정 결과는 유의수준 0.05에서 귀무가설을 기각하지 못하는 결과로 나타난다. 이 외 모든 모형 간 상대적 효율성은 양의 값과 동시에 배송시간 평균 차이 검정 결과에서 귀무가설이 기각되어 군집 효과가 있다고 볼 수 있다. 즉 TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형, CM3 모형 순으로 평균 배송시간이 더 짧다고 할 수 있다. 표 마지막 행의 셀에는 N 의 증가에 따른 배송시간 증가 현상을 회귀선의 기울기(β_1)와 귀무가설($\beta_1 = 0$)에 대한 t 통계량의 p-value로 비교하였다. 그 값들

은 모두 유의수준 0.001에서 귀무가설을 기각하며, TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형, CM3 모형 순으로 작게 나타나고 있다. 본 연구의 CM3 모형이 N 의 증가에 가장 민감하지 않은 반응을 보이고 있음을 알 수 있다.

또한, 〈Table 2〉는 N 이 10부터 100까지 10씩 증가하는 동안, 배송서비스 시간을 포함한 각 모형들의 배송시간을 나타내며, 표의 각 셀 값의 항목 구성은 〈Table 1〉과 같다. TSP 모형의 경우, 배송시간은 〈Table 1〉에 비해 N 의 수에 비례하는 양만큼 더 증가하게 된다. 이에 비해 군집 기반 모형은 K 의 수에 비례해서 더 증가하지만, 같은 N 에 대해서도 배송지점들의 분포에 따라 1단계의 군집화 과정에서 K 의 수는 일부 달라질 수 있기 때문에 30회 반복 실험한 K 의 평균값을 반영하였다. 비교 모형에 대한 배송시간의 상대적 효율성은 모두 양의 값으로 나타나고, 유의수준 0.001에서 귀무가설은 기각되며 군집 효과가 있다고 볼 수 있다. 즉 TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형, CM3 모형 순으로 평균 배송시간이 더 짧다고 할 수 있다. 표 마지막 행의 셀에서 회귀선의 기울기(β_1)는 모두 유의수준 0.001에서 귀무가설을 기각하며, TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형, CM3 모형 순으로 작게 나타나고 있다. 역시, 본 연구의 CM3 모형이 N 의 증가에 가장 민감하지 않은 반응을 보이고 있음을 알 수 있다. 결과적으로 본 연구의 CM3 모형이 TSP 모형은 물론, 기존의 군집 기반 CM1, CM2 모형에 비해 더 효과적임을 알 수 있다.

<Table 1> Average Delivery Times by Model According to the Increase of N(except Delivery Service Time)[Unit : hours]

N	Models			
	TSP	CM1 $\frac{\mu_{TSP} - \mu_{CM1}}{\mu_{TSP}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{TSP} \leq \mu_{CM1}^B$	CM2 $\frac{\mu_{CM1} - \mu_{CM2}}{\mu_{CM1}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{CM1} \leq \mu_{CM2}^B$	CM3 $\frac{\mu_{CM2} - \mu_{CM3}}{\mu_{CM2}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{CM2} \leq \mu_{CM3}^B$
10	1.5054 ^C	1.5175 ^C -0.81% ^D 0.8666 ^E	1.4727 ^C 2.95% ^D 1.2717×10 ^{-8***E}	1.4502 ^C 1.53% ^D 0.0004 ^{***E}
20	2.0284	2.0105 0.88% 0.1656	1.9492 3.05% 1.2923×10 ^{-9***}	1.8954 2.76% 8.8292×10 ^{-12***}
30	2.4027	2.3482 2.27% 0.0163 [†]	2.2536 4.03% 5.7305×10 ^{-14***}	2.1904 2.8% 1.1799×10 ^{-11***}
40	2.7929	2.6532 5.00% 3.8081×10 ^{-7***}	2.5454 4.06% 6.7432×10 ^{-17***}	2.4804 2.55% 8.0176×10 ^{-14***}
50	2.9834	2.7652 7.31% 4.2556×10 ^{-8***}	2.6438 4.39% 1.3930×10 ^{-15***}	2.5621 3.09% 5.3365×10 ^{-14***}
60	3.2872	2.9741 9.52% 7.0157×10 ^{-13***}	2.8260 4.98% 1.8741×10 ^{-18***}	2.7268 3.51% 2.7376×10 ^{-15***}
70	3.4627	3.0872 10.84% 9.7885×10 ^{-13***}	2.9454 4.59% 5.9382×10 ^{-17***}	2.8494 3.26% 1.1346×10 ^{-13***}
80	3.7052	3.2215 13.05% 2.5292×10 ^{-15***}	3.0681 4.76% 8.1474×10 ^{-17***}	2.9345 4.36% 4.5629×10 ^{-15***}
90	4.0002	3.3193 17.02% 3.2544×10 ^{-19***}	3.1621 4.74% 1.3977×10 ^{-19***}	3.0422 3.79% 6.8517×10 ^{-18***}
100	4.1699	3.3829 18.87% 3.9156×10 ^{-21***}	3.2290 4.55% 1.2714×10 ^{-17***}	3.1094 3.7% 1.2082×10 ^{-18***}
β_1	0.0282 ^F 6.17×10 ^{-8***G}	0.0193 ^F 1.26×10 ^{-5***G}	0.0180 ^F 1.23×10 ^{-5***G}	0.0169 ^F 1.53×10 ^{-5***G}

A : relative efficiency of average delivery time.

B : null hypothesis for paired t-test.

C : average delivery time.

D : value for A.

E : p-value corresponding to the static based on t distribution to conduct hypothesis test on the paired t-test.

F : slope of regression line for average delivery times of each model.

G : p-value corresponding to the static based on t distribution to conduct hypothesis test on the regression.

$p^* < 0.05$, $p^{**} < 0.01$, $p^{***} < 0.001$.

〈Table 2〉 Average Delivery Times by Model According to the Increase of N(including Delivery Service Time)[Unit : hours]

N	Models			
	TSP	CM1 $\frac{\mu_{TSP} - \mu_{CM1}}{\mu_{TSP}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{TSP} \leq \mu_{CM1}^B$	CM2 $\frac{\mu_{CM1} - \mu_{CM2}}{\mu_{CM1}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{CM1} \leq \mu_{CM2}^B$	CM3 $\frac{\mu_{CM2} - \mu_{CM3}}{\mu_{CM2}} \times 100\%^A$ $H_0: \mu_{CM2} \leq \mu_{CM3}^B$
10	4.0054 ^C	2.0397 ^C 49.08% ^D 3.4169×10 ^{-38****E}	1.9949 ^C 2.2% ^D 1.2717×10 ^{-8****E}	1.9724 ^C 1.13% ^D 0.0004 ^{****E}
20	4.5284	2.7827 38.55% 1.5048×10 ^{-31****}	2.7214 2.2% 1.2923×10 ^{-9****}	2.6676 1.98% 8.8292×10 ^{-12****}
30	4.9027	3.2759 33.18% 5.6652×10 ^{-28****}	3.1814 2.89% 5.7305×10 ^{-14****}	3.1182 1.99% 1.1790×10 ^{-11****}
40	5.2929	3.7587 28.99% 3.0830×10 ^{-24****}	3.6509 2.87% 6.7432×10 ^{-17****}	3.5860 1.78% 8.0176×10 ^{-14****}
50	5.4834	3.9236 28.45% 4.2951×10 ^{-22****}	3.8022 3.09% 1.3930×10 ^{-15****}	3.7205 2.15% 5.3365×10 ^{-14****}
60	5.7872	4.2297 26.91% 6.5617×10 ^{-23****}	4.0815 3.5% 1.8741×10 ^{-18****}	3.9824 2.43% 2.7376×10 ^{-15****}
70	5.9627	4.4317 25.68% 5.8979×10 ^{-22****}	4.2899 3.2% 5.9138×10 ^{-17****}	4.1939 2.24% 1.1346×10 ^{-13****}
80	6.2052	4.6215 25.52% 2.0500×10 ^{-21****}	4.4681 3.32% 8.1474×10 ^{-17****}	4.3345 2.99% 4.5629×10 ^{-15****}
90	6.5002	4.7804 26.46% 1.2249×10 ^{-21****}	4.6232 3.29% 1.3977×10 ^{-19****}	4.5033 2.59% 6.8517×10 ^{-18****}
100	6.6699	4.8330 27.54% 1.3090×10 ^{-23****}	4.6790 3.19% 1.2714×10 ^{-17****}	4.5594 2.56% 1.2082×10 ^{-18****}
β_1	0.0282 ^F 6.17×10 ^{-8****G}	0.0292 ^F 1.31×10 ^{-5****G}	0.0279 ^F 1.29×10 ^{-5****G}	0.0268 ^F 1.48×10 ^{-5****G}

A : relative efficiency of average delivery time.

B : null hypothesis for paired t-test.

C : average delivery time.

D : value for A.

E : p-value corresponding to the static based on t distribution to conduct hypothesis test on the paired t-test.

F : slope of regression line for average delivery times of each model.

G : p-value corresponding to the static based on t distribution to conduct hypothesis test on the regression.

$p^* < 0.05$, $p^{**} < 0.01$, $p^{***} < 0.001$.

5. 결 론

드론이 배송서비스 기기로서 큰 역할이 기대되는 가운데, 본 연구는 여러 배송지점들을 군집화하고 트럭이 이동하는 군집 중심 간 경로와 군집 중심에서 드론이 왕복하는 배송시간을 최소화하기 위해 이차원 방향으로 군집 중심을 이동하는 모형(CM3)을 제시하였다. 또한 TSP 모형 및 기존 군집 기반 모형들과의 비교 실험을 위해 R로 시뮬레이션 프로토타입을 구현하였다. 임의 배송지점 수에 대한 배송시간의 비교 실험에서 기존의 TSP 모형, CM1 모형, CM2 모형과 비교하면, 본 연구의 모형이 상대적 효율성과 paired t-test 검정 결과에서 우수함을 보였다. 또한, 배송지점의 수를 10부터 100까지 10씩 증가하는 과정에서 총 배송시간의 증가율을 비교하면, 본 연구모형의 값이 가장 작다. 결과적으로 배송지점의 수가 커질수록 군집 이동 효과는 더 크게 나타나고 있다.

본 연구에서는 배송지점들의 분포 영역을 하나의 차고지를 중심으로 좌우상하 각각 15km 길이의 면적에 대해 실험하였지만, 그 범위가 커질수록 본 연구모형의 효율성은 더 증가하게 될 것으로 예상된다. 향후, 트럭과 드론이 동시에 이동하는 모형과 군집 기반 모형의 하이브리드 연구, 그리고 시간제약을 고려한 효과적인 배송경로를 찾는 연구모형의 개발이 기대된다. 한편, 배송지점의 수나 군집의 수 외에, 배송지점의 지리적 특성과 배송물품 등에 의해서도 영향을 받는 배송서비스 시간을 반영하여 보다 현실적인 모형에 관한 연구를 할 필요가 있다. 그리고 트럭과 드론의 상대적인 속력을 고려한 민감도 분석의 연구를 통해 트럭과 드론의 적절한 활용을 기대할 수 있다.

References

- [1] Carlsson, J. G. and Song, S., "Coordinated Logistics with a Truck and a Drone", *Management Science*, Vol. 64, No. 9, 2017, pp. 3971-4470.
- [2] Chang, Y. S. and Lee, H. J., "Optimal Delivery Routing with Wider Drone-delivery Areas along a Shorter Truck-route", *Expert Systems With Applications*, Vol. 104, 2018, pp. 307-317.
- [3] Chang, Y. S. and Lee, H. J., "Vehicle Routing Based on Pickup and Delivery in a Ubiquitous Environment : u-MDPDPTW", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 13, No. 1, 2007, pp. 49-58.
- [4] Dantzig, G., Fulkerson, R., and Johnson, S., "Solution of a Large-Scale Traveling-Salesman Problem", *Operations Research*, Vol. 2, No. 4, 1954, pp. 393-410.
- [5] Deutsche Post DHL Group, DHL Parcelcopter, 2019, Available at <https://www.dpdhl.com/en/media-relations/specials/dhl-parcelcopter.html/> (Retrieved 15 January, 2019).
- [6] Ferrandez, S. M., Harbison, T., Weber, T., Sturges, R., and Rich, R., "Optimization of a Truck-drone in Tandem Delivery Network Using K-means and Genetic Algorithm", *Journal of Industrial Engineering and Management*, Vol. 9, No. 2, 2016, pp. 374-388.
- [7] Jung, H. and Park, M. S., "Drone Delivery Promotion Status of Post Office", *Post Office Information*, 2017, pp. 35-56.
- [8] Kalantari, B., Hill, A. V., and Arora, S. R., "An Algorithm for the Traveling Salesman Problem with Pickup and Delivery Customers", *European Journal of Operational Research*, Vol. 22, No. 3, 1985, pp. 377-386.
- [9] KOSIS, Summary Table by Industry and Total Sales, 2018. Available at http://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=DT_11100004&conn_path=I2/ (Accessed 15 January, 2019).
- [10] Laporte, G., Nobert, Y., and Arpin, D., "An Exact Algorithm for Solving a Capacitated Location-Routing Problem", *Annals of Operations Research*, Vol. 6, No. 9, 1986, pp. 293-310.
- [11] MacQueen, J. B., "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate

- Observations”, Proceedings of the Fifth Symposium on Math, Statistics, and Probability, Berkeley, CA : University of California Press, 1967, pp. 281-297.
- [12] Murray, C. C. and Chu, A. G., “The Flying Sidekick Traveling Salesman Problem : Optimization of Drone-assisted Parcel Delivery”, *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, Vol. 54, 2015, pp. 86-109.
- [13] Savelsbergh, M. W. P. and Sol, M., “The General Pickup and Delivery Problem”, *Transportation Science*, Vol. 29, No. 1, 1995, pp. 17-29.
- [14] Solomon, M. M., “Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints”, *Operations Research*, Vol. 35, No. 2, 1987, pp. 254-265.
- [15] Statistics Korea, December 2018 and Annual Online Shopping Trends, 2018, Available at http://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/1/index.board?bmode=read&aSeq=373032/(Downloaded 15 January, 2019).
- [16] Wikipedia, Amazon Prime Air, 2019, Available at https://en.wikipedia.org/wiki/Amazon_Prime_Air(Retrieved 15 January, 2019).

■ 저자소개



Yong Sik Chang

Yong Sik Chang is a Professor at the Department of IT Management at Hanshin University. He received his PhD from the Graduate School of Management at Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST). He has industrial experiences of developing MIS and electronic commerce applications. He has authored several books on web/app programming and data analysis and published several papers in the journals such as DSS, ESWA, OMEGA etc. His main research interests are in the fields of optimization modeling and data analysis.