

배송 차량 이동시간을 고려한 도심형 물류센터 최적 입지 선정

강명구¹, 이승봉², 남대식^{3*}

¹인하대학교 물류전문대학원, ²한국교통연구원 AI·빅데이터플랫폼연구팀, ³인하대학교 아태물류학부

An Optimal Urban Microfulfillment Center Location Model Utilizing Mobility Bigdata for Delivery Vehicles

Myeong Gu Kang¹, Soong Bong Lee², Daisik Nam^{3*}

¹Graduate School of Logistics, Inha University

²Department of Transport Big Data, Korea Transport Institute

³Department of Logistics, Inha University

Growth in the E-Commerce market has led to a surge in-demand for novel delivery services such as same-day and dawn deliveries. The foundational Hub and Spoke logistics system, which requires goods to pass through a central hub, face limitations in meeting the current demand for rapid delivery to end consumers. Amidst this backdrop, distributors and corporations with their own delivery systems are striving to minimize the distance and time of the last-mile delivery, leading to an increasing need for urban Microfulfillment Centers. In this study, we aim to determine optimal locations for these centers using vehicle navigation data, specifically real-time driving speeds on roads, provided by the Korea Transport Institute. This decision-making challenge was defined as a simple linear programming problem, considering available site candidates and the actual travel time to anticipated demand sites. Future research in this domain can potentially expand to consider factors like product category-based demand, population distribution in demand areas, and clustering of anticipated demand sites to analyze inventory distribution across MFCs and the feasibility of inter-center connections.

Keywords: Logistics, Transportation, Spatial Analysis, Location Model, Microfulfillment Center

논문접수일 : 2023.10.22. 논문수정일 : 2023.12.08. 게재확정일 : 2023.12.22.

이 논문은 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.RS-2022-00155915, 인공지능융합혁신인재양성(인하대학교))

1. 인하대학교 물류전문대학원 석사과정

2. 한국교통연구원 AI·빅데이터플랫폼연구팀 부연구위원

3*. 인하대학교 아태물류학부 교수, Corresponding Author: namd@inha.ac.kr

1. 서론

1.1 연구배경

이커머스(E-Commerce) 시장의 빠른 성장으로 인해 당일 배송, 새벽 배송과 같은 신속한 배송 서비스에 대한 소비자의 수요가 급격히 증가하고 있다. 한국통합물류협회(KILA)의 자료에 따르면 국내 시장의 택배 물동량 증가율은 전년 대비 2019년 9.7%, 2020년 20.9%, 2021년 7.59%로 지속 성장하고 있다. 또한 대한민국 국민 1인당 연간 택배 이용 횟수는 2000년 2.4개에서 2021년 70.3개로 약 29.3배 증가하였으며, 경제활동 인구 1인당 연간 택배 이용 횟수는 2000년 5.0개에서 2021년 128.4개로 약 25.7배 증가하였다.

한국의 택배업체들은 이렇게 늘어난 물동량에 대응하기 위해 허브 앤 스포크(Hub & Spoke) 네트워크 방식을 채택하여 대응하였다. 하지만 화물이 중앙 허브를 거쳐야 하는 시스템의 특성으로 인해 최종 소비자에게 신속한 배송이 요구되는 현재, 한계에 직면하고 있다. 따라서 최근 보편적 배송 서비스에서 벗어나 차별적인 경쟁력 확보를 위해 기업이 독자적으로 라스트마일(Last-Mile) 네트워크를 구축하여 서비스를 제공하는 사례가 증가하고 있다(김태현 외, 2021).

이러한 흐름에 따라 도심형 물류센터(Micro Fulfillment Center, MFC)가 도심지 곳곳에 나타나고 있으며, 해당 물류센터들은 보관뿐 아니라 배송의 역할까지 겸하면서 종합적인 기능을 담당하고 있다(엄지용, 2020). 따라서 MFC의 올바른 입지를 선정하는 것은 새로운 주요 의사결정 문제가 되었으며, 이는 다음과 같은 이유로 중요한 의미를 가진다. 첫째, 라스트마일 배송은 전체 배송 과정 중 가장 비용이 많이 드는 프로세스로, MFC의 효율적인 입지 선정은 해당 비용을 크게 절감할 수 있도록 한다. 둘째, MFC는 주요 수요 지역 가까이 위치함으로써 재고관리의 효율성을 증대하고, 실시간 재고 최적화를 실현하도록 한다. 셋째, MFC는 주요 도심지에 위치함으로써 상품 배송 시간을 크게 단축하여 소비자 만족도 제고에 기여한다.

1.2 연구목적

본 연구는 물류 효율성 증대를 목표로 배송 차량의 이동시간을 최소화하는 서울특별시 내 MFC의 최적 입지 선정에 중점을 둔다. 이를 위해 한국교통연구원의 차량 내비게이션 기반의 도로 별 차량 실제 주행속도 데이터와 서울특별시 빅데이터 캠퍼스의 서울시 생활물류 데이터를 활용한다.

연구의 주요 목적은 MFC 입지 후보군에서 수요 발생지까지 최소 배송 거리 및 시간을 도출하며, 이를 통해 배송의 효율성을 극대화하는 입지를 식별하는 것이다. 본 연구에서는 세 가지 방법으로 MFC 입지 선정 문제를 정의하고 이를 비교하였다.

첫 번째 방법은 MFC를 해당 MFC가 커버해야 하는 지역 정 가운데 배치하는 것이다. 두 번째는 수요량을 고려한 무게 중심법(Centroid Method)이다. 해당 방법에서는 수요지까지 유클리드 거리가 최소가 되는 무게 중심에 MFC가 위치하도록 한다. 마지막은 본 연구에서 제시하는 방법으로, 수요량뿐 아니라 수요지까지 실제 이동시간을 고려하는 무게 중심법이다. 해당 방법은 수요지까지 단순 유클리드 거리가 아닌, 도로 네트워크에 따른 이동 경로에 대한 이동시간을 변수로써 고려한다.

각 방법론에 따른 성능을 비교 분석하기 위해 본 연구에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 채택하였다. 서울시 생활물류 데이터를 바탕으로 택배 수요 발생 패턴을 무작위로 시뮬레이션하며, 이를 통해 생성된 시나리오에서 각 MFC 입지로부터 수요 발생지까지 이동시간을 측정한다.

이러한 접근은 현실에서 각 입지 방법에 따라 선정된 MFC에서 발생하는 수요지까지의 실제 이동시간의 차이를 근사적으로 도출하는 것을 목표로 한다. 생성된 세 가지 방법별 이동시간 데이터의 통계적 차이를 분석함으로써, 각 입지 방법의 효율성을 평가하고 본 연구에서 제안한 방법의 유효성을 통계적으로 검증하

고자 한다.

2. 문헌 고찰

본 연구의 핵심 목표는 도로 네트워크를 고려하여 MFC의 최적 입지를 선정하는 것이다. 본 연구는 특히 수요지까지 실제 이동시간을 최소화하는 방법을 제시하는 것에 초점을 맞추고 있으며, 이는 MFC의 접근성을 극대화하는 전략으로 볼 수 있다. Table 1에서 물류 시설 입지 선정에 관한 선행연구들을 정리하였으며, 이들 모두 수요지 및 기반 시설에 대한 접근성은 중요한 요소로 간주하였음을 확인할 수 있다.

2.1 물류 시설 입지 요인에 관한 연구

임현우 외(2018)는 대한민국 수도권에 위치한 창고의 임대 가격에 영향을 미치는 요인들을 분석하였다. 이 연구는 이러한 요인들을 거래 관련 요인(Transaction Factor), 물리적 요인(Physical Factor), 위치적 요인(Locational Factor), 창고 서비스 관련 요인(Warehousing service-related factor)으로 분류하였다. 특히, 위치적 요인으로서 접근성을 평가하기 위해 인근 IC(Interchange)까지의 거리, 주요 상업 및 산업 단지까지의 거리, 서울 시청 및 인천항까지의 거리 등을 고려하였다.

Zhiwei Yang et al.(2022)의 연구는 중국 상하이 지역의 물류 시설 입지 요인을 시공간적 관점에서 분석하였다. 이 연구는 도시 물류의 증가하는 수요, 환경적 영향, 그리고 위치 선택에 영향을 미치는 요인들을 고해상도 그리드 기반 데이터를 사용하여 조사하였다. 이들은 시청까지의 거리, 가장 가까운 고속도로 입구까지의 거리, 항구 및 화물철도역까지의 거리 등을 접근성 평가의 지표로 활용하였다.

Takanori Sakai et al.(2020)은 물류 시설을 기능별로 5가지 유형으로 분류하여, 카테고리별 입지 결정에 영향을 미치는 요인들을 연구하였다. 이들은 경제활동 구역 비율, 비경제활동 물류 지역의 비중, 인구 밀도 등을 중요한 변수로 고려했으며, 특히 가장 가까운 고속도로까지의 거리를 주요 접근성 지표로 활용하였다.

Table 1. Accessibility Indicators Used in Logistics Facility Location Studies

Author	Accessibility Indicators	Distance Measurement Method
Hyunwoo Lim et al.(2018)	Distance to nearest IC, major commercial-industrial area, Seoul City Hall, Incheon Port	Straight-line distances
Zhiwei Yang et al.(2022)	Distance to City Hall, nearest highway ramp, port, freight railway station	Straight-line distances
Takanori Sakai et al.(2020)	Distance to the nearest highway	Straight-line distances

Table 1은 각 선행연구에서 사용한 접근성 지표 및 해당 지표에서 거리를 어떻게 측정하였는지 나타낸다. 이 연구들은 모두 직선거리를 통해 기반 시설과 수요지까지의 거리를 측정하였으며, 이러한 접근 방식

은 실제 도로 네트워크의 구조 및 상황을 반영하지 못한다는 한계가 존재한다. 본 연구에서는 이러한 한계를 지닌 접근성 지표를 발전시키고자 한다.

2.2 접근성 지표에 관한 연구

네트워크 분석 분야에서 중심성(Centrality) 측정은 네트워크 내 노드들의 중요성과 영향력을 평가하는데 핵심적인 방법론이다. Borgatti(2004)는 네트워크 중심성 측정에 사용되는 지표들을 정리하였으며, 주요 중심성 지표로 도수 중심성(Degree Centrality), 근접 중심성(Closeness Centrality), 매개 중심성(Betweenness Centrality), 고유벡터 중심성(Eigenvector Centrality)를 소개하였다. 이 연구는 이러한 중심성 지표들이 네트워크에서 물적 흐름 및 정보의 흐름에서 중요한 노드를 식별하도록 사용될 수 있음을 시사하였다. Table 2는 각 네트워크 중심성을 어떻게 측정하는지에 대한 정의를 나타낸다.

Table 2. Centrality Measures in Network Analysis

Centrality Measure	Definition
Degree Centrality	Number of direct connections a node has with other nodes
Closeness Centrality	Average shortest path length from the node to all others in the network
Betweenness Centrality	Frequency of a node acting as a bridge on the shortest path between two other nodes
Eigenvector Centrality	Node influence based on the number and quality of connections

Fahui Wang et al.(2014)은 중국 창춘시의 소매점 위치 패턴을 분석하여, 네트워크 중심성 지표가 소매점 입지 선정에 영향을 미치는지 분석하였다. 이 연구는 커널 밀도 추정(Kernel Density Estimation) 방법을 사용해 소매점 위치와 중심성 값 간의 상관관계를 평가하였으며, 소매점이 유리한 중심성을 가진 위치를 선호한다는 것을 시사하였다. 특히 백화점과 슈퍼마켓의 경우 매개 중심성과 강한 상관관계를 가짐을 보였다.

Geng Lin et al.(2018) 또한 중국 광저우시의 소매점 위치와 네트워크 중심성 간 연관성을 탐구하였다. 이 연구는 다중 중심성 평가 모델을 사용하여 소매점의 위치가 매개 중심성과 밀접한 연관성을 가짐을 보였다. 또한 쇼핑몰 및 편의점의 경우는 근접 중심성에 의해 크게 영향을 받는 것으로 분석하였다.

본 연구는 서울시 내 MFC 최적 입지 선정을 목표로 한다. 이는 도로 네트워크에서 수요 발생지까지 이동 거리를 최소화하는 최적의 위치를 식별하는 과정을 포함한다. 본 연구 방법은 근접 중심성을 최대화하는 노드를 선별하는 방식과 유사하게 접근하며, 이는 물류센터 입지 선정에서 네트워크 중심성을 접근성 평가의 지표로 활용하는 방법론을 제안한다는 점에서 의의를 가진다.

3. 데이터 정의 및 전처리

3.1 실험 데이터 정의

1) 도로 네트워크 데이터

본 연구는 한국교통연구원의 서울시 도로 네트워크 데이터를 활용한다. 해당 데이터는 도로 별 고유 아이디 시작 노드 및 끝 노드, 그리고 해당 도로에서의 최대 주행 가능 속도와 같은 기본적인 정보를 포함하고 있다. 더불어 도로의 등급을 고속도로, 도시 고속도로, 일반 국도, 특별광역시도, 국가 지원 지방도, 지방도, 연결로 등으로 구분하여 관리하며, 각 도로의 연장, 차선 수, 그리고 좌표 정보를 포함하고 있다.

2) 차량 네트워크 데이터

차량 주행속도 데이터는 한국교통연구원의 View-T 서비스를 통해 이용할 수 있으며, 내비게이션을 기반으로 수집된 차량의 각 도로 별 실제 주행속도에 대한 정보를 포함하고 있다. 해당 데이터는 도로 네트워크 데이터와 도로의 고유 아이디를 통해 연동할 수 있으며, 2021년 기준으로 1월부터 12월까지 월별 차량 주행속도 정보를 포함한다. 또한 각 월에 대해 7시, 8시, 11시, 12시, 17시, 18시 등 시간대에 따라 각 도로의 차량 주행속도가 어떻게 분포하고 있는지도 확인할 수 있다. 특히 15%, 25%, 30%, 50%, 75%, 85% 백분위수에 따른 주행속도, 평균 주행속도, 주행속도의 표준편차, 그리고 최대 주행속도까지 포함하고 있다. Figure 1은 View-T에서 제공하는 서울시 도로 네트워크를 시각화한 것이다.



Figure 1. Visualization of Urban Road Network Structure

3) 서울시 생활물류 데이터

차량 주행속도 데이터와 더불어 본 연구에서는 서울시에서 실제로 발생하는 물동량에 따라 시뮬레이션을 진행하기 위해 서울시 생활물류 데이터를 활용한다. 해당 데이터는 2020년 1월부터 2022년 8월까지 기간에 걸쳐 수집되었으며, 서울시를 총 68,216개의 구역(블록)으로 나누어 각 블록에 따른 물동량 발생 정보를 포함하고 있다.

해당 데이터는 택배의 수령과 발송에 대한 정보를 별도로 제공하며, 상품을 특성에 따라 총 140개의 상품군으로 분류한다. 이를 통해 각 상품군에 대해 물동량이 얼마나 발생하였는지 상세한 정보를 파악할 수 있다. 더불어, 각 블록에 대한 위치 정보를 폴리곤(Polygon) 데이터 형식으로 포함하고 있어 블록의 좌표 정보뿐 아니라 형태에 대한 정보도 파악할 수 있다. Figure 2는 생활물류 데이터에서 구분하는 서울시의 각 블록을 시각화한 것이다. 인구가 집중되어 택배 물동량이 많은 지역은 블록을 세밀하게 구분하고, 그렇지 않은 지역에서는 블록을 광범위하게 설정하고 있음을 확인할 수 있다.

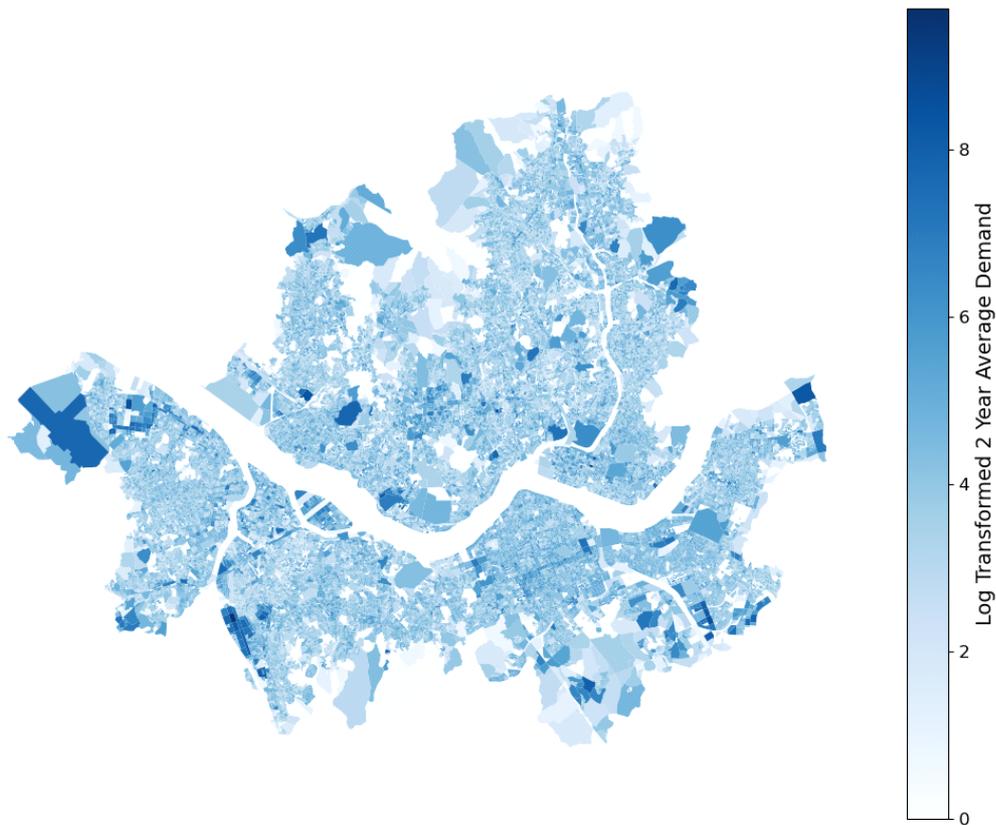


Figure 2. Visualization of Log Transformed 2-Year Average Demand by Block

3.2 데이터 전처리

1) 도로 네트워크 데이터

한국교통연구원의 서울시 도로 네트워크 데이터는 전국 도로 네트워크를 기반으로 서울시 행정 경계에 따라 필터링한 데이터이다. 데이터 분석 결과, 네트워크 내의 모든 노드가 강하게 연결되어 있지 않음을 확인했다. 이는 특정 노드들 사이에 직접적인 연결 경로가 없음을 의미하며, 해당 문제는 특히 서울시와 경기도의 경계를 이루는 외곽 지역에서 발생하였다. 이는 길찾기 알고리즘 수행 과정에서 문제가 발생할 여지가 있음을 의미한다.

따라서, 네트워크에서 다른 모든 노드와 연결되어 있지 않아 문제가 발생할 수 있는 노드와 그에 연결된 링크를 데이터에서 제외하였다. 이와 같은 전처리를 통해 길찾기 알고리즘의 정확도 및 신뢰성을 높이기 위한 기반을 마련하였다.

2) 차량 주행속도 데이터

차량 주행속도 데이터는 평균 주행속도 및 백분위에 따른 주행속도, 속도의 표준편차 등 다양한 정보를 포함하고 있다. 본 연구의 목표는 모든 수요지에 대해 이동시간을 최소화하는 가장 일반화된 최적의 MFC 입지를 선정하기 위해, 평균 주행속도만을 고려하여 실험을 진행하였다.

또한 해당 데이터는 각 도로 별 월에 따른 주행속도 정보를 포함하고 있다. 본 연구의 목표는 MFC 입지 선정에 있어 연간 평균 주행속도를 기반으로 가장 안정적인 시나리오를 도출하는 것이다. 이를 위해 월별 데이터를 평균하여 연평균 주행속도 데이터를 7시, 8시, 11시, 12시, 17시, 18시의 6개 시간대에 따라 생성하였으며, 연평균 주행속도 데이터와 도로 네트워크 데이터를 도로의 고유 아이디를 기준으로 병합하였다.

병합 결과 주행속도가 관측되지 않아 결측으로 존재하는 도로가 존재하였다. 본 연구에서는 주행속도 결측치 처리를 위해 네트워크 데이터의 최대 주행 가능 속도, 차선 수 그리고 도로의 등급을 활용하였으며, 해당 처리 과정은 Figure 3과 같다. 평균 주행속도가 결측이지만, 최대 주행 가능 속도정보가 있는 경우, 해당 도로의 차선 수(link.lanes)와 도로의 등급(link.road_grade)를 참조하여 차량들이 최대 주행 가능 속도(link.max_speed)에 대해 평균 어느 정도의 속력으로 주행하는지 비율을 계산(COMPUTED_RATIO)하여 해당 비율(average_speed_ratio)을 평균 주행속도가 결측인 행의 최대 주행 가능 속도에 곱해서(link.max_speed * average_speed_ratio) 처리하였다. 만약 최대 주행 가능 속도 역시 결측인 경우, 해당 도로에서 차량들이 자유 통행 속도(Free Flow Speed)에 따라 이동한다고 가정하였다.

Algorithm Data Preprocessing

```

1: for each link in dataset do
2:   if link.speed ≠ NULL then
3:     continue
4:   if link.max_speed ≠ NULL then
5:     average_speed_ratio ← COMPUTED_RATIO(link.max_speed,
      link.road_grade, link.lanes)
6:     link.speed ← link.max_speed × average_speed_ratio
7:   else
8:     link.speed ← Free Flow Speed           ▷ Assuming km/h
    
```

Figure 3. Pseudo Code of Driving Speed Data Preprocessing Process

3) 서울시 생활물류 데이터

해당 데이터는 택배 수령 데이터와 발송 데이터, 두 가지 유형의 데이터가 따로 존재하였으나, 생활물류 측면에서의 분석을 위해 택배 수령 데이터만을 대상으로 고려하였다. 또한 본 연구에서는 각 상품군의 특성을 따로 고려하지 않고, 물동량의 발생량에만 집중하여 분석하였다. 이에 따라, 각 블록과 연월에 대해

모든 상품군의 물동량을 합산하여 데이터를 처리하였다.

또한 실험 과정에서 MFC 위치 선정을 위해 주요한 고려사항은 서울을 여러 개의 권역으로 나누는 것이다. 이러한 권역을 나누기 위해서는 효과적인 클러스터링(Clustering) 기법의 적용이 필요하다. 그러나 기존의 블록 단위의 데이터는 클러스터링에 적합하지 않았다. 이에 따라, 본 연구에서는 각 블록 내에서 발생한 수요량을 반영하여 물동량에 따른 점을 Figure 4와 같이 무작위로 발생시켰고, 클러스터링에 활용하였다.



Figure 4. Random Demand Points Distribution by Block in Seoul

4. 실험 방법

본 연구의 실험 절차는 Figure 5와 같다. 첫 단계로, 서울시 내에서 MFC가 서비스를 제공할 지역을 구분하기 위해 서울시 생활물류 데이터를 활용하여 택배 수요 발생량을 기반으로 서울시를 여러 권역으로 나누었다. 다음으로, 세 가지 MFC 입지 방법론을 적용하여 가상의 MFC를 설치하였으며, 각 방법론은 다음과 같다. 첫째, 각 권역의 정중앙에 MFC를 설치한다. 둘째, 권역 내 택배 수요량을 고려한 무게 중심에 MFC를 설치한다. 셋째, 택배 수요량과 도로 네트워크 기반 실제 이동시간을 고려한 무게 중심에 MFC를 설치한다.

이후, 몬테카를로 시뮬레이션을 응용하여 서울시 생활물류 데이터의 물동량 비율을 기반으로 한 무작위 수요 발생 시나리오를 설정하였다. 이 시뮬레이션을 통해 각 입지 방법론에 따라 설정된 MFC에서 수요 발생지까지 실제 이동시간을 측정하였다. 해당 과정에서 모델의 단순화를 위해 시뮬레이션은 특정 권역 내에서 발생한 택배 수요는 반드시 해당 권역의 MFC가 처리한다는 가정 및 각 권역에는 단 하나의 MFC만이 설치된다는 가정에 수행되었다.

마지막 단계에서는 각 방법론에 따른 MFC에서 각 수요지까지 이동시간의 통계적 차이를 분석하여, 본 연구에서 제안하는 도로 네트워크 기반의 근접 중심성을 고려한 MFC 입지 선정 방법의 효율성을 평가하였다.

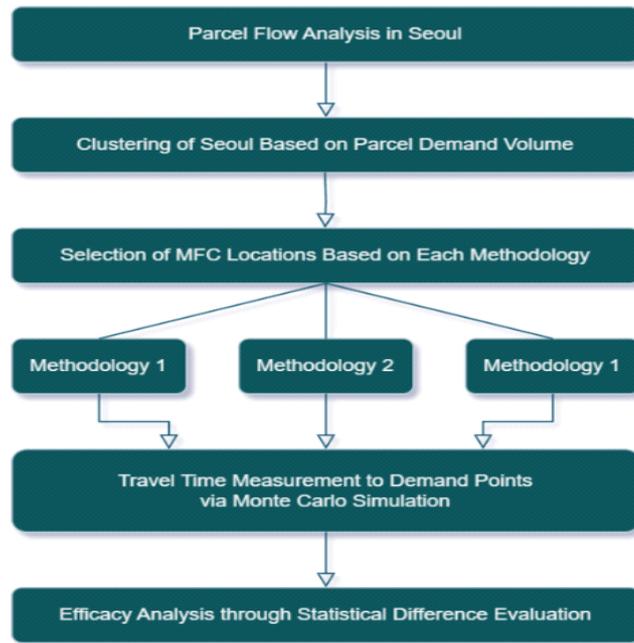


Figure 5. Flowchart of the Experimental Procedure

4.1 수요 발생량에 따른 클러스터링

본 연구에서는 서울시 내 모든 배송 차량의 이동시간의 합을 최소화하는 최적의 MFC 입지 선정에 초점을 맞추었다. 이를 위해 각 블록에 따른 물동량 발생 빈도를 기반으로 권역을 설정하고, 각 권역에 하나의 MFC가 설치되어 해당 권역을 담당하는 것으로 가정하였다. 따라서 각 권역 간 서로의 침범이 발생하지 않고 권역을 나누는 효과적인 분할 기법(Partitioning Method)이 필요하였다.

1) K-평균 알고리즘(K-Means Clustering Algorithm)

K-평균 알고리즘(K-Means Clustering Algorithm)은 데이터의 경계선을 결정하고, 무게 중심(Centroid)을 계산하기 위해 반복적인 정제 절차를 따르는 인기 있는 클러스터링 알고리즘이다(D.Pettinger, G. Di Fatta, 2010). K-Means 알고리즘은 각 데이터 포인트를 해당 포인트로부터 유클리드 거리가 최소가 되는 무게 중심에 할당하는 방식으로 작동한다. 그 결과로 각 클러스터 내의 데이터 포인트들은 해당 클러스터의 무게 중심에 대해 최단의 유클리드 거리를 갖게 된다.

본 연구의 주요 목적은 화물 차량의 이동시간을 최소화하기 위한 MFC의 입지를 선정하는 것이다. 입지 최적화의 관점에서 볼 때, 각 클러스터의 무게 중심은 해당 영역 내에서 물동량이 집중되는 위치를 나타낸다. 따라서 MFC 입지 선정 문제에서 해당 무게 중심 근방은 유클리드 거리 관점에서 각 수요지까지 이동시간을 최소화하여 배송 효율을 극대화할 수 있는 주요한 지점이 될 수 있다. 따라서 K-평균 알고리즘을 통해 얻은 클러스터의 무게 중심은, 배송의 효율성을 높이기 위한 입지 선정에 있어 핵심적인 정보를 제공할 수 있다.

따라서, 발생한 택배 수요량에 대해 무작위로 점을 발생하고, K-평균 알고리즘을 통해 클러스터링을 수행할 경우, 각 클러스터는 택배 수요량의 분포와 위치에 따라 형성되므로, 실제 수요량의 집중도와 위치를

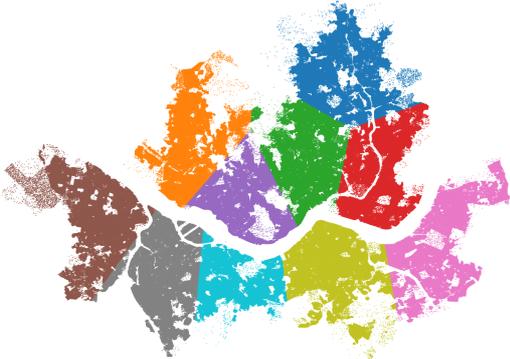
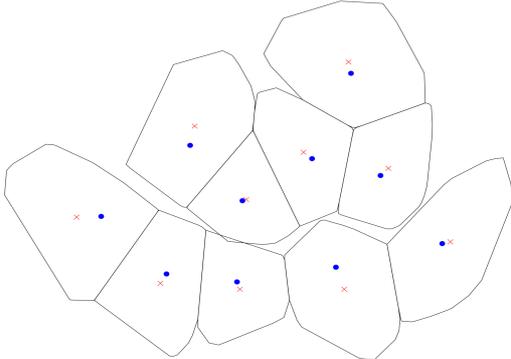
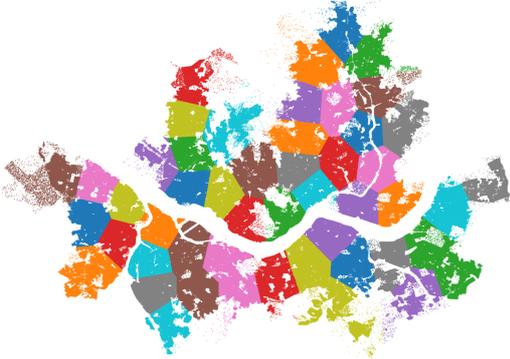
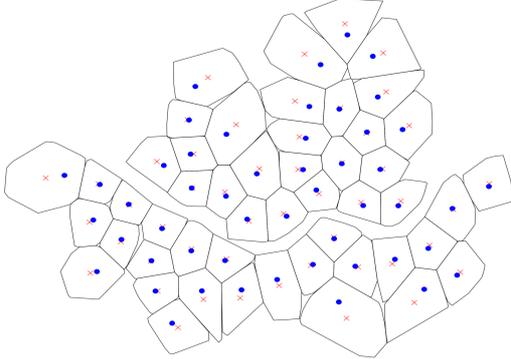
반영하는 구조를 가지게 되며 해당 클러스터의 무게 중심은 각 수요 발생지에 대해 최단의 유클리드 거리를 가지는 지점이 된다. 이러한 특성으로 인해 본 연구에서는 K-Means 알고리즘을 사용해 서울시를 여러 권역으로 나누는 것을 합리적이라 판단하였다.

본 연구에서는 다양한 환경에서 방법론에 따른 수요지까지 이동시간의 차이를 고려하기 위해, 클러스터의 개수를 각각 10개, 20개, 30개, 40개, 50개로 설정하여 클러스터링을 수행하였으며, 각 경우에 대해 시뮬레이션을 진행하여 방법론에 따른 MFC 위치에서 수요지까지 이동시간의 차이를 각 환경에 대해 비교하고자 하였다.

Table 2는 클러스터링 결과의 예시를 나타내며 택배 수요량을 기준으로 서울시를 10개의 클러스터, 50개의 클러스터로 나누었을 때를 표현한다. 본 연구에서는 서울시의 효과적인 분할을 위해 택배 수요를 표현하기 위해 형성된 데이터 포인트를 한강 이남 및 이북으로 나누어 각각 클러스터링을 수행한 후 병합하는 과정을 거쳤다.

해당 클러스터링 결과에 따라 데이터 포인트를 바탕으로 볼록 껍질(Convex Hull)을 구성하여 각 블록 껍질의 경계선을 각 MFC가 하나씩 위치해야 할 권역으로 가정했다. Table 2의 Region and Centroid Identification 행에서 붉은 x 표시는 해당 권역의 정중앙을 나타내며 파란 원 표시는 택배 수요량을 바탕으로 한 권역의 무게 중심을 나타낸다. 서울시는 한강에 가까워질수록 인구 밀도가 집중되는 경향을 보이기 때문에, 각 권역의 정중앙보다 수요량을 바탕으로 한 무게 중심이 더욱 한강에 가깝게 치우친 모습을 확인할 수 있다.

Table 2. Visualization of Clustering Results with 10 and 50 Clusters

Number of Clusters	Clustered Point Results	Region and Centroid Identification
10		
50		

4.2 MFC 후보지로 주유소 활용 제안

본 연구는 서울시 내 각 클러스터에서 최적의 MFC 입지를 선정하는 것을 목적으로 하며, 이는 각 클러스터의 도로 네트워크에서 근접 중심성이 최대화되는 노드를 식별하는 것과 유사하다. 그러나 클러스터 내 모든 노드로부터 모든 수요지까지 이동시간을 측정하여 근접 중심성이 최대가 되는 노드를 MFC로 선정하는 것은 실제로 여러 어려움이 있다.

첫 번째로 이는 계산량이 매우 많은 작업이며, 두 번째로 선정된 노드가 실질적으로 MFC의 기능을 수행할 수 있을 확률이 매우 작다. 세 번째로 모든 노드를 대상으로 한 네트워크 근접 중심성 연산은 좌표 기반의 유클리드 거리가 최소가 되는 노드를 선정하는 것과 매우 유사한 결과를 도출할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 현실적으로 MFC의 기능을 수행할 수 있는 후보지를 중심으로 분석을 진행하고자 하였으며, 이를 위해 MFC의 후보지로 주유소를 선정하였다. 이후 주유소 사이에서 수요지까지 차량 이동시간이 최소화되는 입지를 선정하도록 하였다.

신승진 외(2020)는 주유소를 생활밀착형 도시 물류 시설로의 활용 가능성에 대해 제안하였으며, CJ대한통운 및 한진택배가 SK이노베이션과 GS 칼텍스와 함께 주유소 기반 물류 서비스를 제공하였던 사실을 근거로 삼았다. 김병관 외(2023)는 산업 트렌드 변화에 따라 물류산업이 공유·연계형 인프라 및 네트워크 구축의 필요성을 강조하였으며, 주유소의 유희부지를 활용하여 물류 시설 공유제도를 도입하여 공유·협업형 물류배송시설 및 체계 구축을 제안했다.

주유소를 MFC 후보지로 선정하는 접근법은 모든 노드를 대상으로 하는 접근 방식보다 현실적인 대안을 제공한다. 주유소가 물류 시설의 역할 수행 가능성은 선행연구들에 의해서도 이미 제시된 바가 있다. 본 연구에서는 국가공간정보포털의 주유소 위치 데이터를 활용하여 서울시 내의 396개의 주유소를 식별하였으며, 이를 MFC 후보지로써 사용하였다. Figure 6는 서울시 내의 주유소 위치를 지도에 표현한 것이다.

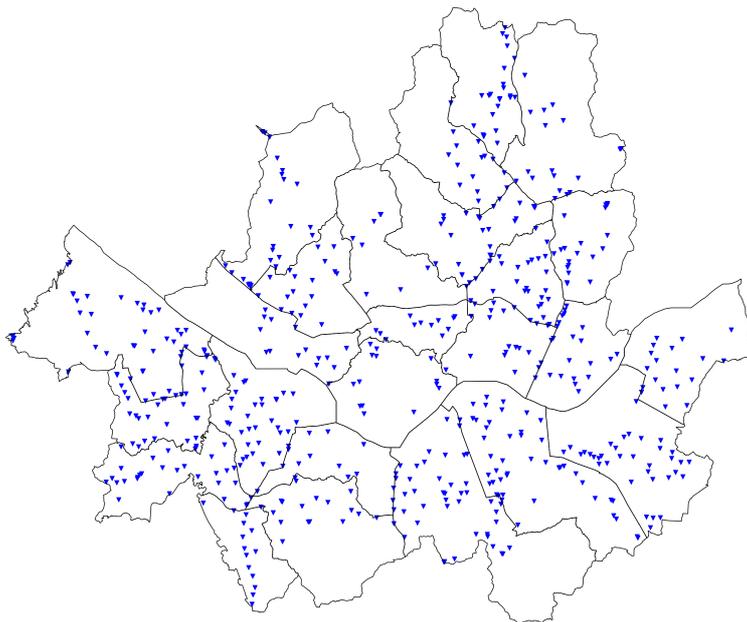


Figure 6. Identification of Gas Station Locations in Seoul

이 접근법은 모든 노드를 MFC 후보지로 고려하는 것에 비해 선택지가 제한적이라는 페널티를 가지고 있음에도 불구하고, 만약 수요량 기반 무게 중심을 MFC 입지로 선정하는 방법과 동등하거나 그 이상의 성능을 보인다면, 이는 MFC 입지 선정에 있어 접근성 평가 방법론 발전에 기여가 있을 것으로 기대된다.

4.3 차량 이동시간을 고려한 MFC 입지 모형 수립

본 연구에서는 서울시 내 각 클러스터에서 모든 수요지까지 이동시간이 최소가 되는 후보지 선정을 위해 간단한 선형 계획 모형을 수립하였다. 본 문제를 해결하기 위해 차량의 이동시간을 적절하게 산정하는 것이 중요하며, 이를 위해 도로 네트워크 데이터의 도로 연장 정보와 차량 주행속도 데이터를 활용하였다. 차량별 수요지까지 이동시간은 모든 차량이 다익스트라 알고리즘을 활용한 최단 경로를 통해서 이동한다고 가정하고 계산하였다.

다익스트라 알고리즘은 도로 교통망과 같은 네트워크에서 나타나는 그래프에서 노드 간의 최단 경로를 찾을 수 있는 알고리즘이다. 해당 알고리즘의 기본적인 목적은 두 노드 간 최단 경로를 도출하는 것으로, 출발 노드에서 도착 노드까지 가는 가장 가중치가 작은 경로가 결정되면 멈추는 식으로 작동한다. 본 연구에서는 하나의 출발 노드(MFC 후보지)에서 여러 개의 도착 노드(수요지)까지 모든 비용의 합(이동시간)을 도출할 수 있도록 알고리즘을 변형하여 사용하였으며, 해당 알고리즘을 통해 도출된 값인 모든 수요지까지의 이동시간 변수로 하여 선형 계획 모형을 설계하였다.

아래는 각 클러스터 내에서 MFC 후보지를 선정하는 모델이다.

1) 의사결정 변수 정의

X_i : i 번째 MFC 후보지 선택 시 1, 선택하지 않을 시 0을 가지는 이진 변수

2) 선형 계획 모형 작성

$$\text{Minimize } \sum_i \sum_j X_i \times T_{ij} \tag{1}$$

Subject to

$$X_i \in \{0, 1\}, \forall i \tag{2}$$

$$\sum_i X_i = 1, \forall i \tag{3}$$

$$T_{ij} \geq 0, \forall i, \forall j \tag{4}$$

식 (1)은 해당 선형 모델의 목적함수으로써, MFC 입지를 선정과정에서 모든 수요지까지 이동시간을 최소화하고자 함을 나타낸다. 여기에서 모든 수요지는 3장 2절에서 서울시 생활물류 데이터에 따라 무작위로 발생시킨 데이터 포인트들이라고 가정한다. 또한 MFC 후보지로는 해당 권역 내 위치한 주유소를 사용한다. 따라서 식 (1)에서는 i 번째 MFC 후보 주유소에서 j 번째 데이터 포인트인 수요지까지 도로 네트워크에 따른 이동시간인 T_{ij} 의 합을 최소화하는 후보 주유소 X_i 를 선정한다.

식 (2)는 이진 변수 제약으로, 결정 변수 X_i 가 0 또는 1을 가져야만 함을 나타내며, 클러스터 내에서 i 번째 MFC 후보지가 선택되었는지를 나타낸다. 식 (3)은 단일 MFC 제약으로, 각 클러스터 내에서 오직 하나의 MFC 후보지만이 선택되는 것을 보장한다. 이를 통해 단일 클러스터 내에서 중복된 MFC 후보지가 선택되는 것을 방지한다. 또한 식 (4)에서 모든 이동시간은 음수가 될 수 없음을 명시하였다. 이는 실제 상황에서 음수의 이동시간이 발생할 수 없음을 반영하며, 가중치가 모두 양수여야 한다는 다익스트라 알고리즘의 특성을 의미한다.

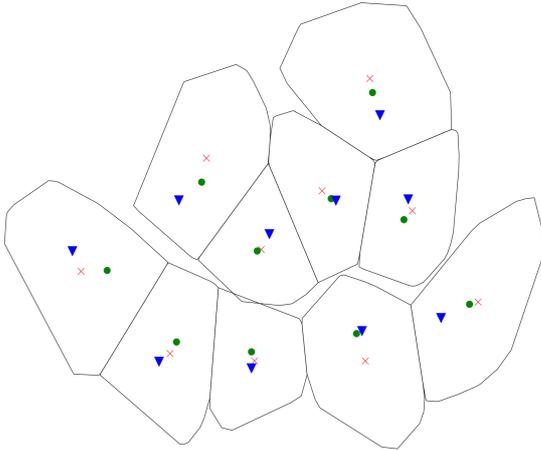


Figure 7.

Selection Results of MFC in 10 Clusters

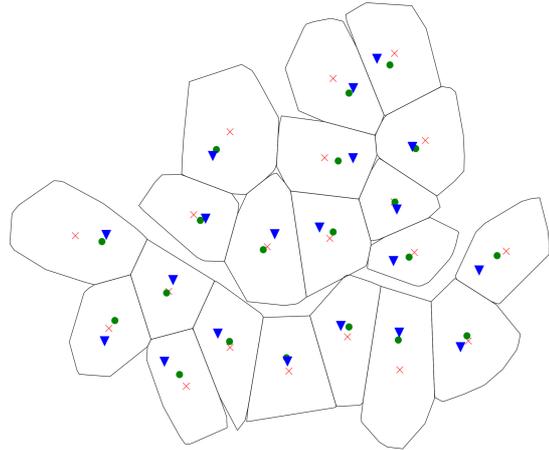


Figure 8.

Selection Results of MFC in 20 Clusters

Figure 7과 Figure 8은 10개, 20개 클러스터에서의 MFC 선정 결과를 예시로 보여준다. 붉은 x 표시는 권역의 정중앙을 나타내며, 녹색 o 표시는 택배 수요량을 고려한 무게 중심이다. 택배 수요량을 고려한 무게 중심은 인구 밀도에 의해 한강 쪽으로 치우치는 경향이 있는 반면에 도로 네트워크에 따른 차량 이동시간까지 고려한 무게 중심은 그러하지 않은 것을 확인할 수 있다.

4.4 세 가지 방법론 간의 비교

1) 지리적 중심을 MFC 입지로 선정

첫 번째 방법(이하 Method 1)은 각 권역의 지리적 중심에 MFC를 배치하는 것이다. 식 (5)와 (6)은 Method 1에 따른 권역의 지리적 중심의 x, y 좌표를 구하는 수식이며, 권역에 해당하는 폴리곤의 꼭짓점 좌표들을 사용하여 식 (7)과 같이 폴리곤의 면적을 계산한 뒤, 계산된 면적을 바탕으로 무게 중심을 계산한다. 각 수식의 (x_i, y_i) 는 폴리곤의 꼭짓점들의 좌표이며, 폴리곤의 면적 A 는 각 선분들이 형성하는 삼각형의 면적을 합산하는 방식으로 계산한다. 무게 중심의 좌표 C_x, C_y 는 폴리곤을 구성하는 모든 삼각형의 무게 중심을 취합하여 계산한다.

$$C_x = \frac{1}{6A} \sum_{i=1}^n (x_i + x_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \tag{5}$$

$$C_y = \frac{1}{6A} \sum_{i=1}^n (y_i + y_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \tag{6}$$

$$\text{where } A = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (7)$$

Method 1에 따라 MFC의 입지를 선정하는 것은 계산이 단순하고, 입지 결정 기준이 명확하다는 것과, 권역 전체에 대해 균일한 지리적 서비스 범위를 제공하여 최종 소비자들이 권역 내 모든 지역에 대해 평등한 접근성을 제공한다고 인식할 수 있도록 할 수 있다. 하지만 실제 도로 및 교통 상황을 고려하지 않으며, 권역 내 특정 지역의 높은 수요를 충분히 반영하지 못한다는 단점이 있다.

2) 수요량에 대한 무게 중심을 MFC 입지로 선정

두 번째 방법(이하 Method 2)은 택배 수요량을 반영한 권역 내 무게 중심에 MFC를 설치하는 것이다. 식 (8), (9)는 택배 수요량을 반영한 권역 내 무게 중심의 좌표를 구하는 수식이다. 여기서 (x_i, y_i) 는 3장 2절에서 서울시 생활물류 데이터에 따라 무작위로 발생한 데이터 포인트들의 좌표이다. C_x, C_y 는 각 권역 내의 데이터 포인트들의 x, y 좌표의 평균이며, 이는 모든 수요 발생지인 (x_i, y_i) 까지 유클리드 거리가 최소가 되도록 한다. 따라서 Method 2는 각 권역에서 수요량을 고려한 무게 중심을 선정하게 된다.

$$C_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (8)$$

$$C_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (9)$$

Method 2에 따라 MFC의 입지를 선정하는 것은 실제 수요 패턴을 반영하여 Method 1에 비해 수요 지향적이며, 시스템 전체적인 관점에서 보다 효율적인 서비스 제공이 가능하다는 장점이 있지만, 수요가 높은 지역에 치우친 입지 선정으로 인해 일부 지역의 서비스 품질이 저하될 수 있다는 단점이 있다.

3) 수요량 및 이동시간에 대한 무게 중심을 MFC 입지로 선정

마지막 세 번째 방법(이하 Method 3)은 본 연구에서 제시하는 방법으로, 택배 수요량뿐 아니라 도로 네트워크에 따른 차량 이동시간을 고려하여 무게 중심을 결정하는 방법이다. 해당 방법은 3장 2절에서 서울시 생활물류 데이터에 따라 무작위로 발생한 데이터 포인트까지 도로 네트워크에 따른 이동시간의 합이 최소가 되도록 하는 후보지를 선정한다. 수요지, MFC 후보지를 식별하고 각 위치 간의 이동시간을 계산할 수 있었기에 이들을 변수로 하는 선형 모델을 수립하여 적합한 MFC 후보지를 선정할 수 있었으며 그 과정은 4장 3절의 식 (1), (2), (3), (4)을 따른다.

Method 3는 Method 1, Method 2에 비해 실제 도시 환경을 더욱 고려하여, 수요 패턴과 실제 도로 네트워크를 동시에 고려한 위치 선정이 가능하도록 한다. 이는 배송 차량의 이동시간을 최소화하여 이동 효율을 극대화할 수 있음을 의미한다. 하지만 Method 3는 각 후보지에서 수요지까지 이동시간을 계산하는 등 높은 수준의 연산량을 요구하며, 도로 및 교통 상황이 지속적으로 변화함에 따라 선택된 입지의 최적성이 시간이 지나면서 변화할 수 있다.

4.5 무작위 시뮬레이션

본 연구에서는 Method 1, Method 2, Method 3에 따라 결정된 MFC 위치에서, 수요지에 서비스를 제공하는 데 사용되는 시간의 실제적 차이를 근사적으로 도출하기 위해, 몬테카를로 방법을 응용한다.

1) 몬테카를로 방법(Monte Carlo Method)

몬테카를로 방법(Monte Carlo Method)은 반복된 무작위 추출을 이용하여 함수의 값을 수리적으로 근사하는 알고리즘이며, 알고리즘의 반복과 큰 수의 계산과 연관이 있으므로 다양한 컴퓨터 모의실험 기술을 활용하여 컴퓨터로 계산하는 것이 일반적이다.

본 연구에서는 다양한 배송 시나리오를 검증하기 위해 몬테카를로 방법을 활용한 무작위 시뮬레이션 방식을 활용하였다. 해당 방식은 확률적인 행동과 불확실성을 예측하고자 하는 전통적인 몬테카를로 방법의 확률적 예측 기법의 목적과는 약간의 차이가 존재한다. 본 연구에서는 다양한 시나리오에서 각 MFC 입지 선정 방법론의 성능을 비교하기 위한 목적으로 무작위 시뮬레이션을 진행했으므로, 몬테카를로 방법을 응용하여 활용하였다고 할 수 있다.

2) 시뮬레이션 과정

본 연구의 시뮬레이션 과정에서는 먼저 서울시 생활물류 데이터에 기반한 블록별 물동량 발생 비율을 바탕으로 각 블록에 대해 무작위 수요 데이터 포인트를 생성한다. 생성된 수요 데이터는 각 클러스터의 블록 껍질(Convex Hull) 내에 위치할 경우 해당 클러스터의 수요로 할당된다. 이렇게 할당된 수요는 해당 클러스터에 위치한 MFC가 서비스를 제공해야 할 대상이 된다.

다음으로 Method 1, Method 2, Method 3에 따라 위치한 MFC에서 각 수요지까지 이동시간을 계산한다. 이동시간은 서울시 도로 네트워크 데이터의 도로 연장 정보와 차량 주행속도 데이터를 활용하여 산출한다. 이러한 방식은 MFC 위치 선정 방법론에 따른 이동시간의 차이를 정량적으로 비교할 수 있도록 한다.

본 연구에서는 다양한 시나리오를 고려하기 위해 이러한 과정을 100번의 랜덤 시드 변경을 통해 반복하였다. 또한 차량 주행속도 데이터에 포함된 7시, 8시, 11시, 12시, 17시, 18시 등 6개의 시간대에서 수요지까지 이동하는 경우를 가정하고, 각각의 경우에 대해 이동시간을 계산하였다. 이러한 방식을 통해 100개의 랜덤 시드, 6개의 시간대, 그리고 10개, 20개, 30개, 40개, 50개 등 5가지 클러스터 수준에서 총 90,000개의 시나리오를 시뮬레이션하여 Method 1, Method 2, Method 3에 따른 MFC에서 수요지까지 이동시간의 총합을 계산하였다.

3) 시뮬레이션 결과

본 연구에서 실행한 시뮬레이션 결과에 따른 기초통계량은 Table 3와 같다. Table 3의 Cluster Level은 클러스터의 개수를 의미하며 해당 실험 환경에서 서울시를 몇 개의 권역으로 분할 하였는지를 나타낸다. Methodology는 MFC 위치를 선정한 방법론을 의미하며, 나머지 열은 해당 MFC에서 클러스터 내 수요지까지의 이동시간의 총합에 대한 기초통계량을 의미한다.

Table 3에서 Method 1에서 Method 3으로 MFC가 옮겨갈수록 평균, 표준편차, 최솟값, 최댓값 모두 전반적으로 감소하는 추세를 보이는 것을 확인할 수 있다.

Table 3. Descriptive Statistics of the Experimental Results

Cluster Level	Methodology	Mean	SD	Min	Max
10	Method 1	157.14	38.85	94.18	239.27
	Method 2	154.15	42.40	83.05	263.27
	Method 3	146.95	39.85	81.35	233.88
20	Method 1	61.67	18.14	27.75	108.01
	Method 2	58.27	22.25	27.11	126.27
	Method 3	53.12	15.16	26.58	87.44
30	Method 1	35.87	13.93	11.72	70.31
	Method 2	32.06	11.53	9.90	62.54
	Method 3	32.02	10.82	9.48	62.27
40	Method 1	23.22	7.81	8.50	42.52
	Method 2	21.67	6.89	8.30	41.44
	Method 3	21.17	6.71	8.09	36.78
50	Method 1	16.47	5.30	7.98	40.48
	Method 2	15.38	4.40	6.00	31.46
	Method 3	15.21	4.30	5.64	26.92

5. 결과 분석

본 연구의 최종 목적은 Method 1, Method 2, 그리고 Method 3에 따른 MFC 입지 선정 방법론 간의 이동시간 차이가 통계적으로 유의미한지를 검증하여, Method 3를 통한 입지 선정이 다른 방법론에 비해 유리함을 입증하는 것이다. 이를 위해 각 방법론에 따른 결과의 평균을 비교하도록 한다.

본 연구의 데이터는 세 개의 종속 변수를 포함하므로, 다변량 분석(Multivariate Analysis) 접근이 필요하다. 각 데이터가 모수적 분석 방법인 다변량 분산분석(Multivariate Analysis of Variance)의 기본 가정인 정규성, 동분산성, 그리고 독립성을 만족하는지 여부에 따라 모수적 방법론 혹은 비 모수적 방법론을 채택하여 검정을 진행할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 우선 Method 1, Method 2, Method 3에 따른 결과 데이터가 이러한 가정을 만족하는지 검토한 후, 통계적 방법론을 채택할 것이다.

5.1 정규성 검정

정규성은 통계학에서 가설검증이 정규분포를 따른다는 성질을 전제하는 주요한 가정 중 하나로, 동분산성, 독립성과 함께 가설검증을 전제하는 주요한 가정이다. 본 연구에서는 각 데이터 세트의 정규성 평가를 위해 QQ-Plot 및 앤더슨-달링 검정(Anderson-Darling Test)을 활용하였다.

QQ-Plot은 데이터를 표준 정규분포의 분위 수와 비교하여 그래프를 통해 데이터의 정규성을 가시적으로 검토하는 방법으로, 정규모집단 가정을 확인하는 데 유용하다. 또한, 앤더슨-달링 검정을 통해 데이터가 특정 분포를 얼마나 잘 따르는지 측정하였으며, 이 검정에서는 검정통계량이 낮을수록 데이터가 해당 분포에 더 적합함을 의미한다.

Figure 9는 각 클러스터 개수와 방법론에 따른 데이터의 QQ-Plot을 보여준다. 이 그림에서 각 행은 서

로 다른 방법론에 따른 데이터를 나타내며, 각 열은 클러스터 개수의 변화를 나타낸다. 해당 그림에서는 각 데이터 세트가 정규성 가정을 만족하지 못하는 것으로 나타났다. 이를 해결하기 위해, 데이터 분포를 정규 분포에 가깝게 만들고자 각 데이터 세트에 로그 변환을 적용하고, 이렇게 변환된 데이터로 다시 QQ-Plot을 그려 확인하였다. 그 결과는 Figure 10에서 확인할 수 있다.

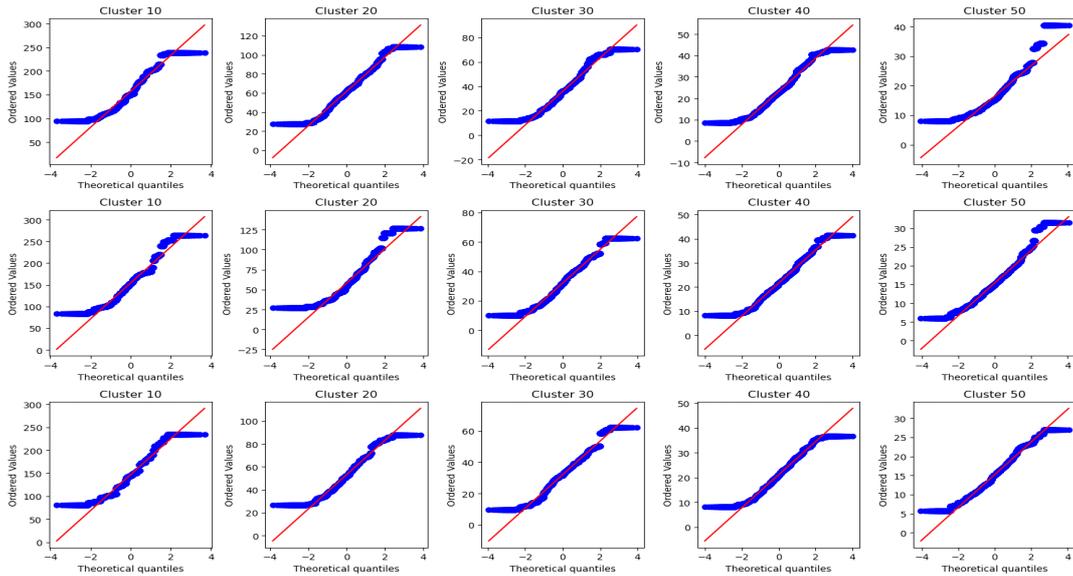


Figure 9. Evaluation of Data Normality Using QQ-Plot

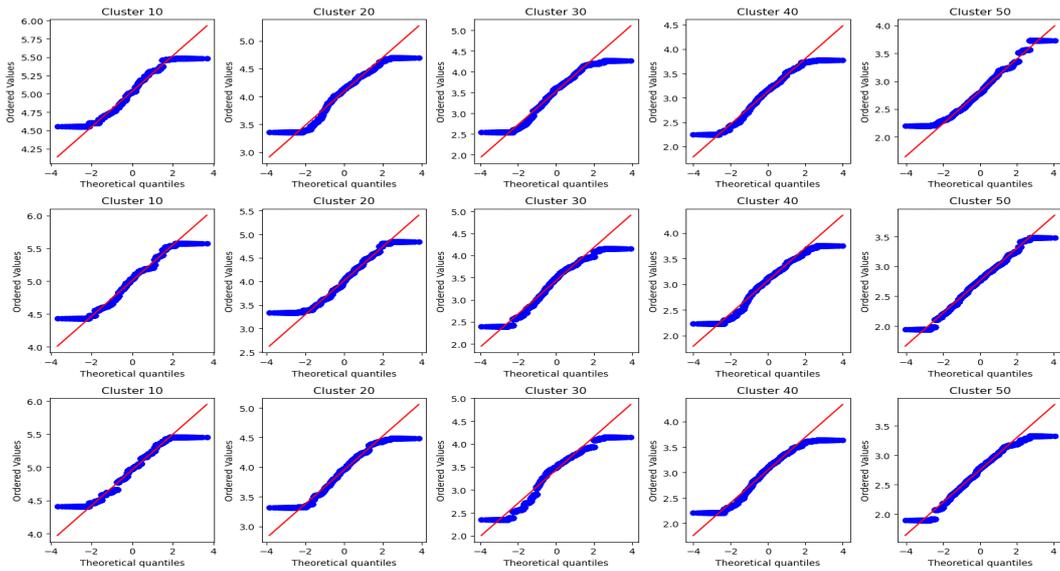


Figure 10. QQ-Plot Analysis of Log-Transformed Data for Normality Assessment

Figure 9와 Figure 10에 나타난 QQ-Plot 분석 결과에 따르면, 각 데이터 세트가 정규성 가정을 충분히 만족한다고 보기 어려웠다. 이에 본 연구에서는 정규분포를 따르는지에 대한 여부를 더욱 정밀하게 평가하기 위해 앤더슨-달링 검정을 수행하였다. 앤더슨-달링 검정은 데이터 세트의 정규성을 정량적으로 검증하는데 중요한 도구로 활용되었으며, 원본 데이터 및 로그 변환된 데이터에 대한 앤더슨-달링 검정 결과는 Table 4에 제시되어 있다.

Table 4. Normality Assumption Testing Using Anderson-Darling Test

Cluster Level	Methodology	Test Statistic for Original Data	Test Statistic for Log-Transformed Data	Normality Compliance
10	Method 1	69.792	47.966	X
	Method 2	62.568	52.247	X
	Method 3	58.093	41.226	X
20	Method 1	27.181	128.112	X
	Method 2	197.788	51.491	X
	Method 3	61.998	59.505	X
30	Method 1	102.325	112.808	X
	Method 2	67.648	189.779	X
	Method 3	68.088	403.971	X
40	Method 1	109.673	106.868	X
	Method 2	57.138	150.393	X
	Method 3	45.915	179.206	X
50	Method 1	27.181	89.510	X
	Method 2	197.788	63.779	X
	Method 3	61.998	94.278	X

본 연구에서 사용된 유의 수준 0.05 하에서, 앤더슨-달링 검정의 임계값은 약 0.787이었다. 이 임계값을 초과하는 검정통계량은 귀무가설을 기각하는 근거로 사용되며, 이는 해당 데이터 분포가 정규분포를 따르지 않음을 의미한다. Table 4에 제시된 원본 데이터와 로그 변환된 데이터의 검정통계량은 모든 클러스터 수준 및 방법론에서 임계값을 상당히 초과했다. 따라서 해당 데이터들이 정규분포를 따른다고 말하기 어려웠다.

따라서 본 연구에서는 Method 1, Method 2, Method 3에 따른 결과의 비교를 비 모수적 방법론을 통해 비교하도록 한다.

5.2 프리드먼 검정

프리드먼 검정(Friedman test)은 비 모수적 통계 검정 방법 중 하나로, 두 개 이상의 관련된 표본들의 차이를 비교하는 데 사용된다. 프리드먼 검정은 주로 일반적인 분산분석이 요구하는 정규성 가정 및 동분산성 가정을 만족하지 않는 데이터에 대해 진행될 수 있다.

또한 프리드먼 검정은 반복 측정된 데이터나 블록 설계(Block Design) 데이터에 특히 적합하며, 여러 처리(treatment)가 동일한 대상이나 상황에 적용되었을 때 그 차이를 비교하는 데 유용하다. 이는 방법론이나 조건 등의 다양한 처리가 같은 권역에 적용되어 실험한 본 연구에 적합한 방법이다. 본 연구에서는 프리드먼 검정을 사용하여, 세 가지 방법론에 따라 선정된 MFC의 성능을 시간대, 수요 발생 등 다양한 조건 하에서 비교 분석하였다.

프리드먼 검정의 귀무가설은, 서로 다른 처리의 결과가 각 표본들에 대해 같아 표본들이 동일한 모집단에서 비롯되었다는 것을 의미하며, 식 (1)과 같이 표현할 수 있다. 대립가설은 그 반대로 적어도 한 개의 결과가 다르다는 것을 의미한다.

$$H_0 : Method_1 = Method_2 = Method_3 \tag{1}$$

Table 5. Friedman Test Results: Test Statistics and P-values

Cluster Level	Test Statistic	P-value	Reject null hypothesis
10	1070.08	0.000***	○
20	7486.66	0.000***	○
30	6866.66	0.000***	○
40	8335.15	0.000***	○
50	5498.51	0.000***	○

Table 5는 프리드먼 검정을 통해 얻어진 검정통계량과 P값을 보여준다. 표의 결과에 따르면, 검정통계량은 매우 높게 나타났고, P값은 매우 낮아 귀무가설을 기각하는데 충분했다. 이는 세 가지 방법론에 따른 결과 사이에 적어도 하나 이상의 유의미한 차이가 존재함을 의미한다. 그러나 프리드먼 검정 자체로는 어떤 방법론이 다른 방법론들보다 우수하다고 명확히 결론지을 수 없다. 따라서 본 연구에서는 사후 분석(Post-hoc analysis)을 진행하여 각각의 방법론 간 성능 차이를 구체적으로 비교하고, 최적의 방법론을 결정하기 위해 추가적인 검증을 수행하였다.

5.3 사후 분석

사후 분석(Post-hoc analysis)은 통계적 검정에서 여러 그룹 간에 유의미한 차이가 존재함이 확인된 후, 그 차이가 구체적으로 어디에 있는지를 파악하기 위해 수행하는 추가적인 분석을 말한다. 이러한 분석은 특히 여러 그룹을 비교할 때 어떤 그룹들 사이에 유의미한 차이가 존재하는지를 구체적으로 밝혀내기 위해 사용된다.

본 연구에서는 Conover의 비 모수적 사후 검정을 활용하였다. Conover의 방법은 표본들이 정규분포를 따르지 않는 상황에서 여러 독립적인 표본 간의 차이를 효과적으로 평가할 수 있어 본 연구에 적합하다. 이를 통해 Method 1, Method 2, Method 3 각각의 방법론에서 나타나는 차이를 각각 비교하였다. 본 연구에서 Conover의 방법을 활용하여 각 방법론 별로 수요지까지의 총 이동시간에서 어떠한 차이가 있는지를 밝혀내고, 그 중 가장 효율적인 방법론을 식별하고자 하였다.

Table 6. Post-hoc Analysis of MFC Location Methods: Conover's Test Comparisons and P-Values

Cluster Level	Comparison	P-Value	Difference Observed
10	Method 1 vs. Method 2	9.100e-07 ***	O
	Method 1 vs. Method 3	3.485e-45 ***	O
	Method 2 vs. Method 3	2.807e-20 ***	O
20	Method 1 vs. Method 2	2.109e-103***	O
	Method 1 vs. Method 3	5.766e-278***	O
	Method 2 vs. Method 3	4.016e-46 ***	O
30	Method 1 vs. Method 2	1.198e-112***	O
	Method 1 vs. Method 3	1.151e-109***	O
	Method 2 vs. Method 3	0.744	X
40	Method 1 vs. Method 2	1.1481e-83***	O
	Method 1 vs. Method 3	7.944e-138***	O
	Method 2 vs. Method 3	1.613e-08 ***	O
50	Method 1 vs. Method 2	1.528e-79 ***	O
	Method 1 vs. Method 3	1.221e-111***	O
	Method 1 vs. Method 2	0.0003 ***	O

Table 6에서는 Method 1, Method 2, Method 3에 대한 Conover의 사후 분석 결과를 제시한다. 이 분석은 각 방법론에 따른 결과의 차이가 통계적으로 유의미한지를 검증한다. 클러스터의 수가 30개일 경우 Method 2와 Method 3 사이 결과 차이는 통계적으로 유의미하지 않았으나, 대부분의 다른 경우에는 유의미한 결과 차이가 관찰되었다.

Conover의 방법은 기본적으로 양측 검정을 사용하므로, 이 결과는 대부분의 경우에서 각 방법론 간의 차이가 통계적으로 유의미함을 뜻한다. Table 3의 기초통계량 분석에 따르면, 모든 경우에서 Method 1에서 Method 3으로 넘어갈수록 평균 이동시간이 감소하는 경향이 관찰되었다. 이는 각 방법론 간의 결과 차이가 Method 1에서 Method 3으로 이동할수록 수요지까지의 총 이동시간이 줄어든다는 것을 의미한다. 따라서 통계적으로 유의미한 결과를 바탕으로, Method 3은 제안된 방법론 중에서 가장 효율적인 입지 선정 방법이라고 할 수 있다.

6. 결론

6.1 연구 결과 요약

본 연구는 서울시 내 MFC의 최적 입지를 선정하는 데 중점을 두었다. 이 연구는 한국교통연구원의 차량 네트워크 데이터, 주행속도 데이터 및 서울시 생활물류 데이터를 활용하여, MFC 입지 후보군에서 수요 발생지까지 최소 배송 거리 및 시간에 따라 효율적인 MFC 입지를 도출하고자 하였다. 본 연구의 핵심은 서로 다른 세 가지 방법론을 적용하여 MFC 입지를 선정하고, 이들 간 효율성을 비교 분석하는 것이다.

첫 번째 방법론(Method 1)은 각 권역의 정중앙에 MFC를 배치하는 것이며 두 번째 방법론(Method 2)은 권역 내 택배 수요량을 반영한 무게 중심에 MFC를 설치하는 것이었다. 마지막으로, 본 연구에서 제안한 세 번째 방법론(Method 3)은 택배 수요량과 도로 네트워크를 기반으로 한 차량 이동시간을 모두 고려

하여 무게 중심을 MFC의 입지로 결정하는 방식이었다. 이 세 가지 방법론의 성능 비교를 위해 몬테카를로 시뮬레이션을 활용하였으며, 각 방법론에 따른 MFC 위치에서 수요 발생지까지의 이동시간을 측정하였다.

실험 결과, Method 3는 Method 1과 Method 2에 비해 전반적으로 수요지까지의 이동시간이 가장 짧은 것으로 나타났다. 이는 Method 3가 서울시 내에서 MFC의 최적 입지를 선정하는 데 가장 효율적인 방법론임을 시사한다. 또한, 사후 분석을 통해 Method 3가 다른 두 방법론에 비해 통계적으로 유의미한 차이를 보임을 확인하였다. 이는 Method 3가 물류 효율성 증대 및 배송 시간 단축에 기여할 수 있는 효과적인 입지 선정 방법이라고 할 수 있다.

6.2 시사점 및 의의

본 연구는 서울시 내 MFC의 최적 입지 선정을 위한 새로운 방법론을 제시하고, 그 효율성을 실증적으로 검증하였다. 연구의 핵심은 차량 네트워크의 근접 중심성을 물류센터 입지 결정의 주요 지표로 활용하는 것이며, 이는 복잡한 도심 환경에서 배송 시간과 비용을 최소화함으로써 물류 서비스의 경쟁력을 강화하는 데 중요한 역할을 할 수 있다.

이 연구는 물류센터 입지 결정에 전통적인 접근 방식을 넘어서서, 도시 내 교통 네트워크와 차량 이동 경로를 고려한 분석을 통해 보다 실질적이고 효율적인 입지 전략을 제안한다. 이러한 접근법은 물류센터의 운영 비용 절감, 배송 시간 단축, 전반적인 서비스 품질 향상에 기여할 수 있다. 특히, 이 연구는 도시 계획 및 교통 관리에 새로운 시각을 제공함으로써, 도시 내 물류 서비스의 효율성과 지속 가능성을 높이는 방안을 모색하는 데 중요한 기여를 제공한다.

또한, 본 연구는 MFC 입지 후보 선정 과정에서 주유소의 유휴부지를 활용할 수 있다는 제안을 포함한다. 이는 기존 물류센터 입지 선정 방법론을 넘어서 도심 내 주유소의 유휴 공간을 효율적으로 활용하여 물류센터의 설립 및 운영에 관한 비용을 줄이고, 지역 사회에 대한 영향을 최소화하는 동시에 물류 네트워크의 효율성을 증대시킬 수 있는 가능성을 제시한다. 이러한 접근은 도시 물류 시스템의 혁신뿐만 아니라, 도시 인프라의 지속 가능한 활용과 관련하여 중요한 시사점을 제공한다.

본 연구는 물류센터 입지 선정에 관한 연구 및 실무에 있어 중요한 참고점을 제공하며, 미래 도시 물류 시스템의 발전 방향에 대한 중요한 통찰을 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- An, S., Jin, N. (2021), Location of Urban Logistics Warehouses Related to Changes in Consumption Patterns of Seoul Citizens, *Journal of Urban Policy Research*, 12(3), pp. 165-187.
- Borgatti, S. P. (2005). Centrality and network flow. *Social Networks*, 27(1), pp. 55-71.
- Jeon, H., Lim, H. (2022). A Study on Optimization for Delivery Destination Clustering using Unsupervised Learning. *Proceedings of the Korean Information Processing Society Conference*, 29(1), pp. 483-486.
- Kim, B., Bin, M., Park, J. (2022). A Study on Development of Smart Joint Logistics Center in Gyeonggi-Do. *Policy Research*, pp. 1-193.
- Kim, C., Jo, H. (2022). An Analysis of Location and Spatial Characteristics of Online Logistics Center for Fresh Food Distribution. *Architectural Institute of Korea Journal*, 38(1), pp. 75-86.
- Kim, T., Yoon, S., Song, S. (2020). Designing Urban Logistics Network for Last-mile Delivery Services: A Case Study in Seoul. *Korean SCM Journal*, 20(1), pp. 110-120.
- Lee, M., Park, J. (2016). A Study on the Effects of Last-mile Logistics Using Ultra Micro Consolidation Center and Cargo-bike. *Journal of the Korean Society of Logistics*, 26(3), pp. 15-24.
- Lin, G., Chen, X., Liang, Y. (2018). The location of retail stores and street centrality in Guangzhou, China. *Applied Geography*, 100, pp. 12-20.
- Lim, H., Yoo, E., Park, M. (2018). Warehouse rental market segmentation using spatial profile regression. *Journal of Transport Geography*, 73, pp. 64-74.
- Pettinger, D., Di Fatta, G. (2010). Space Partitioning for Scalable K-Means. *2010 Ninth International Conference on Machine Learning and Applications*, pp. 319-324.
- Shin, S., Roh, H., Park, H. (2020). How to Secure Living-friendly Urban Logistics Facilities. *Transportation Technology and Policy*, 17(1), pp. 37-45.
- Suwanda, R., Syahputra, Z., Zamzami, E. M. (2019). Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance in the K-Means Algorithm for Variations Number of Centroid K. *Journal of Physics: Conference Series*, 1566.
- Takanori, S., Beziat, A., Heitz, A. (2020). Location factors for logistics facilities: Location choice modeling considering activity categories. *Journal of Transport Geography*, 85, 102710.
- Um, J. (2020). Logistics centers get bigger and smaller. *Byline Network*.
- Wang, F., Chen, C., Xiu, C., Zhang, P. (2014). Location analysis of retail stores in Changchun, China: A street centrality perspective. *Cities*, 41, Part A, pp. 54-63.
- Yang, Z., Chen, X., Pan, R., & Yuan, Q. (2022). Exploring location factors of logistics facilities from a spatiotemporal perspective: A case study from Shanghai. *Journal of Transport Geography*, 100, 103318.
- 한국교통연구원, View-T <https://viewt.ktadb.go.kr/cong/>, accessed: Dec 7, 2023
- 서울특별시 빅데이터 캠퍼스, <https://bigdata.seoul.go.kr/main.do>, accessed: Dec 7, 2023

요약문

이커머스 시장의 성장은 당일배송과 새벽배송 등의 신형 배송 서비스 수요 증가로 연결되었다. 기존 중앙집중형 물류체계인 Hub & Spoke 방식은 속도를 요구하는 현재 배송 수요에 한계가 있다. 이에, 유통업체와 기업들은 라스트마일 배송 효율화를 위한 노력을 확대하고 있으며, 도심형 물류센터의 수요도 함께 증가하고 있다. 본 연구는 한국교통연구원의 차량 내비게이션 데이터를 활용하여 모든 수요지까지 이동시간의 총합을 최소로 하는 MFC의 최적 위치 선정을 목표로 한다. 이를 위해 선형 계획 모형을 수립하여 입지 선정 문제를 해결하였으며, 해당 연구는 상품 카테고리에 따른 수요, 인구 분포 등을 통해 전반적인 MFC의 재고 분포와 센터 간 연계의 타당성을 분석하는데 확장될 수 있을 것으로 기대된다.

주제어: 입지 분석, 공간 분석, 도심형 물류센터, 물류, 배송 최적화