

## 수소 충전소 최적 위치 선정을 위한 기계 학습 기반 방법론

김수환 · 류준형<sup>†</sup>

동국대학교 에너지공학과  
38066 경상북도 경주시 동대로 123  
(2020년 3월 5일 접수, 2020년 4월 25일 수정본 접수, 2020년 5월 30일 채택)

### A Machine Learning based Methodology for Selecting Optimal Location of Hydrogen Refueling Stations

Soo Hwan Kim and Jun-Hyung Ryu<sup>†</sup>

Division of Creative Convergence Engineering, Dongguk University, Gyeongju Campus,  
123, Dongdae-ro, Gyeongju-si, Gyeongsangbuk-do, 38066, Korea  
(Received 5 March 2020; Received in revised from 25 April 2020; accepted 30 May 2020)

#### 요 약

최근 석유를 대체할 수송 에너지원으로 수소에 대한 관심이 커지고 있다. 수소의 장점을 극대화하기 위해서는 수소 충전소가 많이 보급되어야 한다. 본 논문은 수소 충전소를 보다 가깝게 이용 할 수 있는 최적 위치 선정 방법론을 제안하였다. 기존 에너지의 공급처인 주유소와 천연가스 충전소의 위치를 우선 참고하고, 인구, 등록 차량 수 등의 데이터를 추가 반영하여 수소자동차의 예상 충전 수요를 계산하였다. 기계 학습(machine learning) 기법 중 하나인 k-중심자 군집화(k-medoids Clustering)를 이용하여 예상 수요에 대응하는 최적 수소 충전소 위치를 계산하였다. 제안된 방법의 우수성은 서울의 사례를 통해 수치적으로 설명하였다. 본 방법론과 같은 데이터 기반 방법은 향후 수소의 보급 속도를 높여 환경친화적인 경제 체계를 구축하는데 기여할 수 있을 것이다.

**Abstract** – Hydrogen emerged as a sustainable transport energy source. To increase hydrogen utilization, hydrogen refueling stations must be available in many places. However, this requires large-scale financial investment. This paper proposed a methodology for selecting the optimal location to maximize the use of hydrogen charging stations. The location of gas stations and natural gas charging stations, which are competing energy sources, was first considered, and the expected charging demand of hydrogen cars was calculated by further reflecting data such as population, number of registered vehicles, etc. Using k-medoids clustering, one of the machine learning techniques, the optimal location of hydrogen charging stations to meet demand was calculated. The applicability of the proposed method was illustrated in a numerical case of Seoul. Data-based methods, such as this methodology, could contribute to constructing efficient hydrogen economic systems by increasing the speed of hydrogen distribution in the future.

Key words: Hydrogen refueling station, Machine learning, Location selecting, k-medoids clustering

#### 1. 서 론

화석 연료 과다 사용으로 배출된 온실가스와 미세먼지로 인해 환경 문제와 기후변화로 인한 피해가 커지고 있다. 이러한 피해를 줄이기 위해 대체에너지들에 대한 많은 관심이 커지고 있다. 발전용

에너지원으로 화석 연료 대신에 태양광이나 풍력과 같은 재생에너지원들이 많이 보급되고 있다. 한편 대체 수송용 에너지로 수소에 대한 관심이 증대되고 있다[1,2]. 수소는 에너지 생산 후 부산물이 물만 발생하는 청정에너지원으로, 화석연료, 원자력, 신재생에너지 등의 다양한 에너지에서 얻을 수 있다는 장점을 가지고 있다[3].

하지만 수소를 이용함으로써 얻을 수 있는 장점에도 불구하고, 수소를 새로운 에너지원을 본격적으로 이용하기 위해서는 어려운 문제들을 해결해야 한다. 먼저 수소 인프라 확충이 필요하다. 수소자동차를 구매하려는 소비자는 필요할 때마다, 수소를 주입할 수 있다는 편의성을 느낄 때, 구매할 확률이 높아질 것이다. 즉 수소를 공급하는 충전소가 주변에 많이 보급되어야 한다. 반면에 수소 공

<sup>†</sup>To whom correspondence should be addressed.

E-mail: jhryu@dongguk.ac.kr

‡이 논문은 POSTECH 이인범 교수의 정년을 기념하여 투고되었습니다. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

급자 측면에서는, 수소자동차가 많이 판매되어, 수요가 충분히 있을 때, 충전소를 건설하는 투자를 할 것이다. 즉 수요와 공급이 서로 견제하는 단계를 빠르게 해결하는 것이 필요하다. 여러 곳에서 쉽게 수소를 이용할 수 있도록 수소 인프라의 구축이 필수적이다.

처음부터 많은 곳에 동시에 수소 충전소를 건설하는 것은 현실적으로 불가능하다. 한정된 자원을 소비자들의 만족도를 극대화시킬 수 있도록, 전략적인 의사결정을 통하여 충전소를 선택적으로 건설한다면, 이러한 수요와 공급의 견제의 문제를 해결할 수 있다. 소비자들의 상대적인 만족도도 높아질 것이며, 추가적인 수소 자동차 보급을 확대시킬 수 있을 것이다. 이로 인해 수소 인프라 확장에 참여하도록 투자를 끌어들이 것이다.

본 연구에서는 전략적인 의사결정에 최근 새롭게 주목받는 기계 학습기반 방법론을 이용하고자 한다. 수송용 에너지원에 대해서는 석유 주유소와 LPG 충전소를 많이 있기 때문에 이에 대한 데이터들이 많이 있기 때문이다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 수소 충전소의 기능과 특징에 대해 설명한다. 수소 충전소의 위치 선정에 대한 이전 연구들을 살펴본다. 그 다음에 기계 학습에 기반한 수소 충전소 위치 선정 방법론을 제시하였다. 서울의 사례를 통해 제안된 방법을 시연하고, 그 결과에 대해 토론이 이어진다.

## 2. 수소충전소의 기능과 특징

### 2-1. 수소전기차의 기능과 특징

수소전기차는 수소와 산소의 화학반응을 통해 전기를 생산하여 모터를 구동하는 자동차이다. 긴 주행거리와 짧은 충전시간 등의 장점을 가진다. 수소는 외부에서 충전해서 차량내 탱크에 저장한 후 차량의 산소흡입장치를 통해 정화 후 스택에 공급한다. Fig. 1은 수소전기차의 핵심 부품인 연료전지에서 수소가 반응하여 전기와 열을 생산 후 물을 배출하는 과정을 나타낸다.

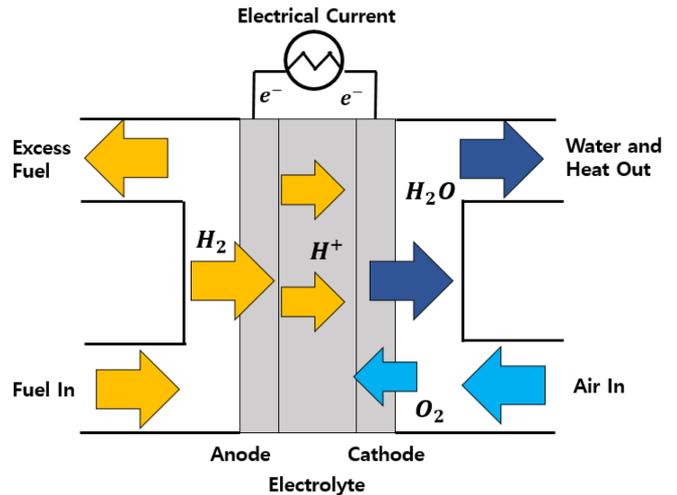


Fig. 1. PEM fuel cell principle of operation [4].

### 2-2. 수소충전소의 기능과 특징

수소 충전소는 수소 전기차의 연료인 수소를 공급하는 설비로서 수소의 공급 형태에 따라, 외부에서 수소를 생산하여 공급하는 off-site 방식과 자체에서 수소를 생산하는 on-site 방식으로 구분된다 (Fig. 2 참조). 현재 우리 나라에서는 석유화학단지에서 생산되는 부생 수소(by-product)를 이용하는 off-site 방식을 주로 사용하고 있다.

Fig. 2에서 알 수 있듯이, off-site 방식은 특정 설비에서 수소를 대량으로 생산하여 튜브 트레일러나 파이프를 충전소까지 이송하는 방법으로, 생산비용은 저렴하지만 이송시 거리가 멀어질수록 충전요금이 상대적으로 비싸지는 단점이 있다. 우리 나라의 경우 석유화학단지(여수, 울산)를 중심으로 파이프라인이 200 km 정도 있다[5].

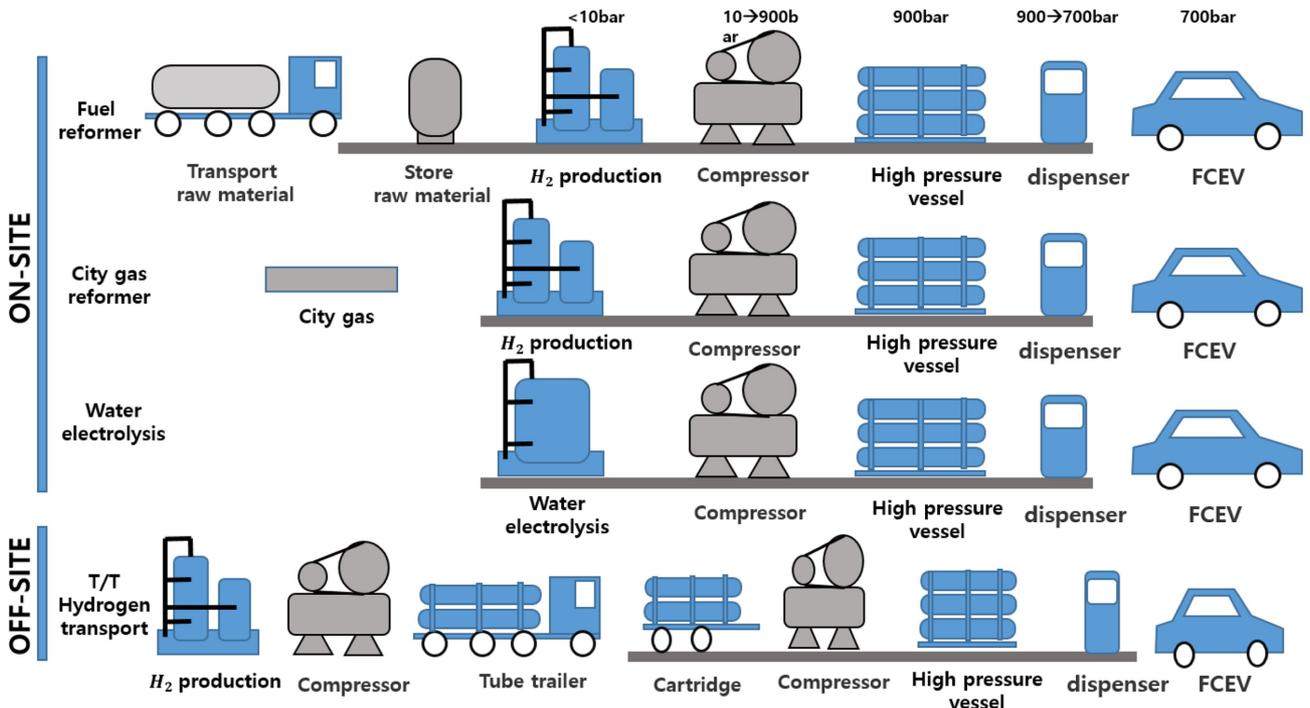


Fig. 2. Types of hydrogen refueling stations by hydrogen supply [6].

On-site는 충전소 자체에서 수소를 생산하여 차량에 충전하는 방식으로 개질기나 수전해 장치를 사용하여 이송 비용은 들지 않으나 충전소 자체의 설비 비용이 높아지는 단점이 있다.

### 3. 수소 충전소 최적 위치 선정 방법

#### 3-1. 충전소 입지 선정 연구

수소 충전소의 위치선정에 대해 이전 연구문헌에서 다양한 시도들을 찾을 수 있다. 수요를 최대 만족하는 후보들 중에서 최적의 장소를 선정하는 방법들에 대해 관련 연구들을 찾을 수 있다. 기본적으로 모든 수요를 만족할 수 있는 최소한의 시설 수를 찾는 문제를 Set Covering 문제[7]라고 할 수 있다. 또한 Maximal Covering 문제는 후보지 안에서 최대 수요를 만족하는 한정된 설비의 위치를 정하는데 관심을 두었다[8]. Set Covering 문제를 활용한 연구에서는, 각 운전자의 일상적인 선택을 결합하고, 운전자가 하루에 한 번만 주유를 한다는 가정으로 사례를 단순화 하였다. 문제의 크기가 증가하더라도, 계산 시간이 효과적으로 감소하는 효과를 보였다[9]. P-Median 방법[10]은 공장, 물류센터 혹은 주유소 등의 후보지들 중에서, 최소 수송비용으로 모든 수요를 충족하는 최적화에 관심을 두었다. 이 방법에 의한 모델은 NP-hard로 알려져 있어, 계산 시간이 기하급수적으로 증가하기 때문에, heuristic 방법을 이용하여 모델의 해를 계산한다. P-median 모델을 주행 시간을 지리 정보 시스템과 결합하여 캘리포니아의 수소 충전소 부지 선정에 사용하였다[11].

최대 포괄 모델(Maximal covering location model, MCLM)[12]는 충전소가 충분히 있다고 가정할 때 보장되는 수요를 최대화한 모델이다. 충전소에 대한 수요는 인구, 소득, 가족 규모, 차량 소유 등을 고려하여 계산한다. MCLM을 사용하여 리스본에서 충전소 부지에 대한 연구를 하며, 입지 계획에 대한 평가도 수행한 결과가 있다[13].

경로 기반 통행량 입지 모형(Flow capacity location model, FCLM)[14]는 경로 상에 충전소가 있고, 그에 상응하는 충전량을 통해 입지를 선정하는 방식이지만 주행 중에 추가 주유를 할 수도 있다는 점을 고려하지 못했다. FCLM을 greedy 알고리즘과 결합하여 캐나다의 수소 충전소 위치를 선정한 모델이 있으며, 하루 종일 교통량을 시뮬레이션 하기 위해 아침 피크 시간 교통량을 적용하였다[15]. 이를 보완하는 항속거리를 고려한 흐름 급유 위치 모델(Flow refueling location model, FRLM)[16]이 제안 되었다. FRLM에서는 가능성 있는 충전소의 모든 조합을 추론 해야하기 때문에, 그 조합의 수가 많아 질수록, 계산이 복잡해지고, 속도가 늦어지기 때문에 heuristic 알고리즘이 필요하다. FRLM을 플로리다의 수소 충전소 부지 선정에 적용하였다[17]. 수소 경제 인프라 구축과 관련되어 미국의 국립 재생 에너지 연구소(National Renewable Energy Laboratory, NREL)에서는 지리 정보 체계(Geographic Information System, GIS)를 활용하여 인구, 교통량, 소득 수준 등의 자료를 활용하여 인프라 구축을 할 수 있다고 발표 하였다[18].

수소를 에너지원으로 이용하기 위해서는 수소 충전소의 위치 선정이 매우 중요한 문제이다. 위 문헌 조사에서 아직까지는 기계 학습을 이용한 데이터 기반 방법은 사용되지 못했다. 본 연구에서는 기계 학습 방법 중에서 k-medoids 군집화 방법을 이용하고자 한다.

#### 3-2. k-medoids clustering

k-medoids 알고리즘은 기계 학습 기법 중 비지도 학습(unsupervised

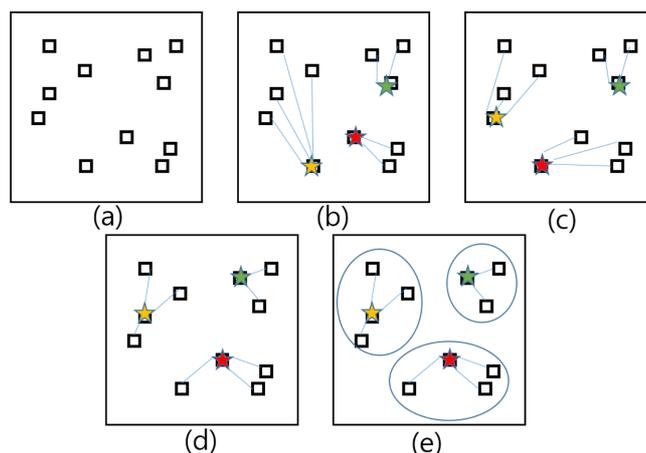


Fig. 3. An illustration of clustering procedure: (a) Input data (b) Seed point selection (c) Iteration 2 (d) Iteration n (e) Final clustering [20].

learning)의 한 가지 방법으로,  $k$ 개의 클러스터로 데이터를 정리 하는 알고리즘이다. 구체적으로 k-medoids는 임의의 점을 중심점으로 사용하는 k-means[19]와 달리 기존의 데이터의 한 점을 기준으로 사용하여 데이터를 분할하는 클러스터링 방법이다[20]. 데이터들을 클러스터로 구분하여 유클리드 거리를 계산하고 그룹화하고, 비-유사도나 비용 함수의 값을 최소화하는 방향으로 진행 한다. 이러한 과정을 통해, 하나로 묶인 클러스터의 데이터들은 유사도가 높아지며, 다른 클러스터와의 유사도는 떨어지게 된다.

Fig. 3은 k-medoids algorithm의 진행 과정을 그림으로 보여준다: 주어진 입력 데이터를  $k$ 개로 가정하여 그룹화 하는 경우, 입력 데이터 중에서  $k$ 개의 클러스터 중심(Centroid)을 지정한 후 다른 지점의 입력 값과  $k$ 와 중심의 데이터의 거리를 계산하여 비교하며 새로운 중심점을 정한다. 새로 정해진 중심에서 다시 클러스터를 묶으며 전의 값과 비교하며 더 이상 최적값이 나오지 않을 때까지 계산하는 것이 k-medoids clustering 방법이다. Fig. 4는 k-medoids 클러스터링 방법의 순서도를 보여준다.

Fig. 4에서 k-medoids clustering 방법에 따른 단계별 진행 과정은 다음과 같다[21].

과정 1. 초기 중심자 선택 - 유클리드 거리를 사용하여 모든 객체 쌍의 거리를 계산한다. 각각 변수  $p$ 가 있는  $n$ 개의 개체를 주어진  $k$ 개의 ( $k < n$ ) 클러스터 한다고 가정한다.  $i$ 와  $j$ 의 변수를  $X_{ij}$  ( $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, p$ )로 정의하고 각 객체의 거리는 유클리드 거리로 계산한다.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{a=1}^p (X_{ia} - X_{ja})^2} \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n \quad (1)$$

식 (1)의 유클리드 거리를 활용하여 중심자 분할법(Partitioning around medoids, PAM)에 사용 될 것이다. 식 (2)의 객체  $j$ 에 대한  $v_j$ 를 계산한다.

$$v_j = \sum_{i=1}^n \frac{d_{ij}}{\sum_{i=1}^n d_{ij}}, j = 1, \dots, n \quad (2)$$

$v_j$ 를 오름차순으로 정렬하고, 가장 작은 값을 첫번째  $k$ 로 선택하고 초기 medoids로 설정한다. 각 객체 값들을 가까운 medoids에 할

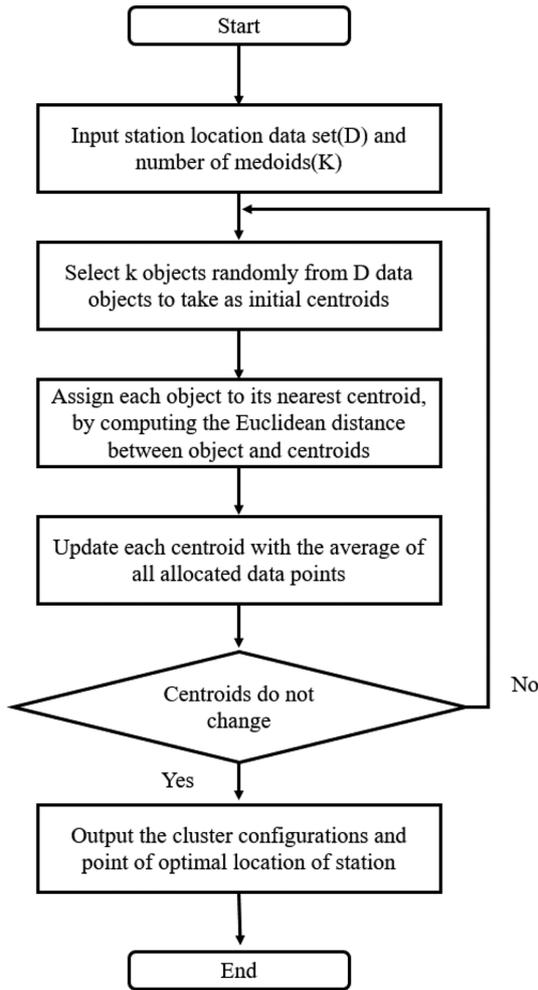


Fig. 4. Flowchart of k-medoids clustering [20].

당하여 클러스터를 형성 한다. 모든 객체 값에서 medoids까지의 거리를 계산한다.

과정 2. Medoids 업데이트 - 각 클러스터에서 새로운 medoids를 할당하여 총거리를 최소화하는 medoids를 찾아서 업데이트한다.

과정 3. Medoids에 객체 할당 - 각 객체를 가장 가까운 medoids에 할당하여 클러스터 결과를 얻는다. 모든 점에서 medoids까지 거리의 합을 계산하고 합이 이전과 같다면 알고리즘을 정지하고 값을 내보낸다. 이번 연구에서는 max iteration은 200, tolerance를 0.1로 설정하여 계산을 진행했다. 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. D에서 임의의 초기 medoid들을 선택한다.

Step 2. D에서 medoid가 되지 못한 데이터 항목들을 가까운 medoid를 중심으로 클러스터링을 한다.

Step 3. 클러스터링된 데이터의 data point와 medoid의 거리를 계산하여 전과 비교한다.

Step 4. medoid의 위치를 변경하는 비용의 합이 0 미만인 경우, 새로운 medoid의 위치를 찾아 이동한다.

Step 5. medoid의 위치가 더 이상 변하지 않을 때까지 2,3,4단계를 반복한다.

#### 4. 수소 충전소 최적 위치 선정

본 연구에서는 앞으로 설치될 수소 충전소의 최적 위치를 선정하기 위해 다음과 같은 가정을 하였다. 우선 가장 대표적인 자동차연료인 휘발유와 LPG, LNG의 충전소 위치가 자동차의 수요가 가장 많은 곳에 위치한다고 가정하였다. 또한 기존의 화석에너지 자동차의 대체재인 수소 차량의 충전을 위한 수소충전소의 위치도 교통량이나 수요가 많은 것으로 입증된 기존의 주유소를 대체하여 입점할 것이라고 가정했다. 즉 기존의 주유소와 LPG, LNG 충전소 위치가 곧 수소 충전소의 위치가 될 것이기에 수소 차량의 수요량을 먼저 예측 하였다.

Table 1은 2018년부터 2040년까지의 대한민국 정부에서 발표한 수소 경제 활성화에의한 수소차와 충전소의 계획 수치를 나타낸다. 2018년 수소차과 충전소의 개수는 0.9천대와 14개소로 적지만 2040년엔 290만대의 수소차를 위해 1200개소의 수소 충전소를 건설할 예정이다[22]. 기존 국내 수소 충전소에 관한 연구 중 융복합 충전소의 부지에 관한 연구[23]에서 제시된 부지 모델로 최소 990 m<sup>2</sup> 이상의 부지를 확보한다면, 기존의 주유소나 LPG 충전소를 개조할 수 있다고 제시하였다. 이를 적용하여 서울의 예로 서울시내 539개의 주유소와 78개의 LPG충전소 중 조건에 부합하는 208개의 주유소와 78개의 충전소를 선정하였다. 특이점으로 서울 25개의 구 중에서, 종로구는 LPG충전소가 없고, 부지면적이 990 m<sup>2</sup>을 넘는 후보지가 없기에 이번 계산에서는 제외하였다.

이렇게 구해진 예상 부지 후보 중 비지도 학습법인 k-medoids 클러스터링을 활용하여 연차 별로 수소 충전소로 전환할 수 있는 부지를 선정하고자 한다.

지리적 정보를 위하여 본 연구에서는 API를 이용하였다. API는 어플리케이션을 만들기 위한 하위 함수, 프로토콜, 도구들과 데이터 집합을 의미한다. 구글 map API는 지리 정보나 각 지역의 정보가 API key를 습득하여 활용할 수 있다. 가령 특정 주소를 알고 있는 경우 Google API를 사용하여 주소 목록을 사용하여 위경도 데이터로 변환할 수 있다.

본 연구에서는 정부 DATA API는 공개된 주유소, LPG 충전소의 위치와 기타 지리 정보와 통행량 데이터를 활용하여 앞으로 도입될 수소 충전소의 위치를 제안하고자 한다. 현재 서울의 주유소(539개소), LPG충전소(78개소)로 총 617개소가 있으며, Table 3에따르면

Table 1. Goal of supplying hydrogen vehicles and hydrogen refueling station for domestic demand [22]

Year		2018	2022	2040
HFCV	Total	0.9 thousand	6.7 million	290 million
	Sedan	0.9 thousand	6.5 million	275 million
	Taxi			12 million
	Bus	2	2 thousand	6 million
	Truck			12 million
HRS		14 unit	310 unit	1200 unit

**Table 2. The number of populations and vehicles at individual administrative district of Seoul**

Cities & provinces	Administrative district	Vehicle Type	Population	# of Vehicles	# of Vehicles Per Person
Seoul	Gangnam-gu	Sedan	545,024	196,316	0.36
Seoul	Gangdong-gu	Sedan	433,251	111,435	0.26
Seoul	Gangbuk-gu	Sedan	314,306	60,615	0.19
Seoul	Gangseo-gu	Sedan	592,309	161,445	0.27
Seoul	Gwanak-gu	Sedan	500,803	99,969	0.20
Seoul	Gwangjin-gu	Sedan	351,699	79,790	0.23
Seoul	Guro-gu	Sedan	407,090	109,901	0.27
Seoul	Geumcheon-gu	Sedan	232,889	66,550	0.29
Seoul	Nowon-gu	Sedan	533,498	126,769	0.24
Seoul	Dobong-gu	Sedan	333,902	76,683	0.23
Seoul	Dongdaemun-gu	Sedan	346,166	78,089	0.23
Seoul	Dongjak-gu	Sedan	396,460	92,267	0.23
Seoul	Mapo-gu	Sedan	374,028	97,230	0.26
Seoul	Seodaemun-gu	Sedan	309,312	71,443	0.23
Seoul	Seocho-gu	Sedan	430,697	151,740	0.35
Seoul	Seongdong-gu	Sedan	301,527	82,467	0.27
Seoul	Seongbuk-gu	Sedan	443,111	100,151	0.23
Seoul	Songpa-gu	Sedan	675,843	199,124	0.29
Seoul	Yangcheon-gu	Sedan	458,691	123,978	0.27
Seoul	Yeongdeungpo-gu	Sedan	367,800	111,779	0.30
Seoul	Yongsan-gu	Sedan	228,507	65,914	0.29
Seoul	Eunpyeong-gu	Sedan	480,701	107,276	0.22
Seoul	Jongno-gu	Sedan	151,457	38,662	0.26
Seoul	Jung-gu	Sedan	126,209	38,445	0.30
Seoul	Jungnang-gu	Sedan	397,297	86,413	0.22

차량의 수는 승용 차량만 2,534,451대가 등록되어 있다.

Table 2에서 1인당 차량 보유 수는 강남구가 0.36으로 가장 높고, 강북구가 0.19로 가장 낮다. 2018년에 0.9천대의 차량 중 서울에 배정된 차량이 수가 20%(전체 인구 중 서울에 살고 있는 사람의 수)라고 한다면 1인당 차량 보유 수를 참고하여 각 구에 향후 같은 비율로 수소 차량이 구매될 수 있다고 가정 하였다. 이에 따른 연도별 수소 차량의 수를 예측에 사용하였다.

현재 국내에서 이용 가능한 H社의 수소 차량의 경우 완전 주유 시 주행거리가 약 600 km로 예상되고 있다. 서울시의 경우 자동차1대당 하루평균 주행거리가 36.3 km [24]라고 할 때, 어림잡아 계산한다면 15일에 한 번 주유를 한다는 가정할 수 있다. 2019년 서울의 수소 차량 보유 대수 591대에 적용하여 2019년에는 4곳의 수소충전소가 필요할 것으로 예상할 수 있다. 이 계산을 활용하여 연도별 예상 수소 충전소의 수를 k-medoids 계산에서 k값으로 활용 하여 클러스터의 수를 정하였다. 예를 들면, 2019년의 예상 수소 충전소 수는 4곳으로 2019년의 k-medoids의 k값은 4로 계산하였다.

Table 3에서 예측된 수소 차량의 수를 기반으로 어느 구에 수소 차량이 많이 있을지에 따라 우선적으로 배치될 충전소의 위치를 추정하는데 사용될 것이다.

본 논문에서 제안한 방법은 파이썬 라이브러리 googlemaps, geopandas, pandas, numpy, matplotlib, seaborn, geopy, folium를 이용하여 k-medoids 알고리즘을 구현하였다. 계산은 i9-9900KS CPU@ 4.00GHz, 64GB memory의 컴퓨터에서 실행되었다

먼저, 대한민국 정부 데이터에 공개된 서울의 일정 면적 이상의 주유소와 LPG충전소 위치를 표시하면 Fig. 5로 나타낼 수 있다.

Fig. 5에서 표시한 주유소와 충전소의 위치를, Scatter 그래프로 변환하여 표시하고, 2019년 기준인 k의 개수가 4인 경우에 대하여, k-medoids clustering을 실행하였다. Fig. 6은 그 결과를 보여준다.

Fig. 6의 x축과 y축은 위도와 경도를 나타낸 것이며 각각의 점은 서울특별시 내에서 수소충전소로 전환 가능성이 있는 주유소와 LPG 충전소를 나타낸 것으로 2019년의 수소 차량 수를 예측하여 정한 클러스터 k로 수소충전소가 4개인 경우를 나타낸 것이다. Fig. 7은 이를 실제 지도상에 표시한 것으로 추가적으로 2020년, 2022년, 2040년의 수소 차량 수요를 예측하여 클러스터의 수를 k값으로 대입하여 얻은 결과이다. Table 3에서 예측한 결과에 따르면 수소충전소의 양은 2019년은 4곳, 2020년은 13곳, 2022년은 28곳, 2040년은 109곳으로 예상되며 이 수치는 k-medoids의 k값으로 활용하여, Fig. 7의 결과를 얻을 수 있었다.

**Table 3. Estimated number of hydrogen electric vehicles and expected number of hydrogen refueling stations**

	2019	2020	2022	2040
Estimated number of hydrogen electric vehicles in Seoul	591	1,854	4,000	16,923
Estimated number of hydrogen electric vehicles in Korea	9,000	28,000	65,000	275,000
Expected number of hydrogen stations	4	13	28	109

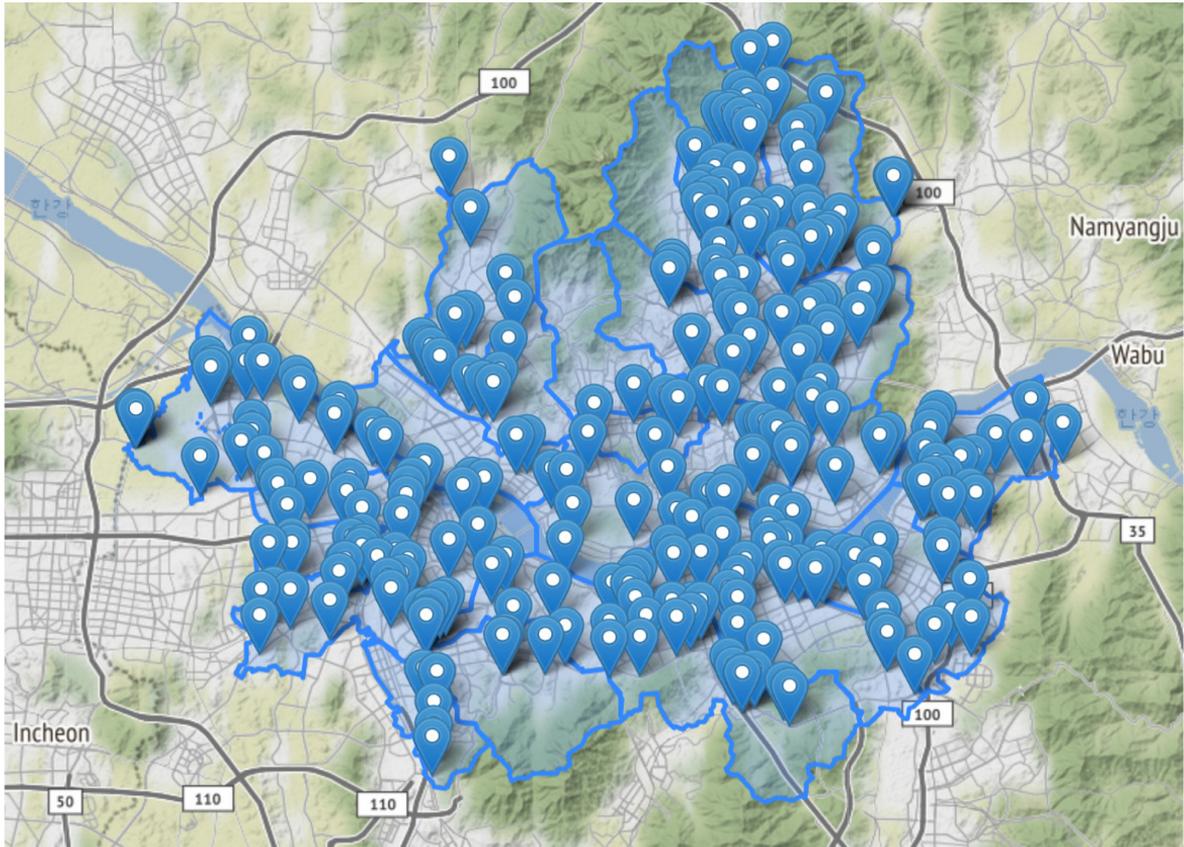


Fig. 5. An illustration of gas station locations in Seoul.

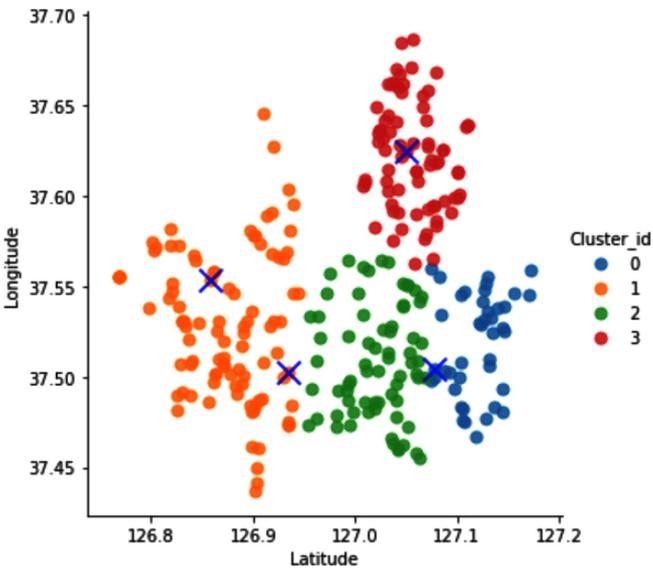


Fig. 6. Expected optimal locations of hydrogen refuelling stations when  $k$  is 4.

Table 4는 클러스터링의 결과로  $k$ 값에 따라 수소충전소의 위경도 위치를 제안하고 있으며, 또  $k$ 값에 따라 각 클러스터의 중심점까지 데이터 점들의 평균 길이와 계산 시간을 나타내고 있다.  $k$ 값이 늘어감에 따라 평균 길이는 감소하고 있으며, 수소충전소는 좀 더 촘촘하게 배치되는 것을 알 수 있다. 계산 시간은  $k$ 값에 따라 증가하여

2019년의 목표인  $k=4$ 일 때, 약 0.067초 걸리던 계산 시간이 2040년의 목표인  $k=109$ 인 경우 약 7.4초로 증가하였다. K-medoids를 수행 하는 것 외에 추가적으로 계산 시간이 오래 걸린 작업은 구글 API에서 주소를 위도와 경도로 변환하는 과정으로 286개의 주소 변환에 137.84초 가량 소모 되었다. 이러한 변환 과정은  $k$ 가 변할 때 마다 수행하는 것이 아닌 한번만 하면 되는 계산과정이기 에 위 경도 값을 미리 알고 있다면 클러스터링을 좀 더 빠르게 수행 할 수 있다. k-medoids를 계산함에 있어서 앞서 언급한 2, 3, 4의 단계를 반복하는 최대 허용 iteration 횟수는 200회이다.

기존의 LPG 충전소를 융복합 수소 충전소로 전환하는 경우 경제성 확보할 때까지 설치보조금을 지원하고 운영보조금을 검토하여 충전소의 자립화를 지원할 예정이라고 한다[22].

본 연구에서 도입된 방법은 향후 확대, 발전시킬 수 있다. 먼저 의사결정에 지리적 정보뿐만 아니라, 투자비용을 고려하는 것도 고려할 수 있을 것이다. 또한 클러스터의 개수를 결정하는데 집중할 수도 있다. 이 논문에서는 정부의 수소 충전소 발전 계획에 따라  $k$  값을 고려하였다. 하지만 임의의 지역에서  $k$ 의 값을 최적화하는 방법을 개발할 수도 있을 것이다. 일반적으로 최적 클러스터의 수를 결정하는데 있어, 경험 법칙으로는 데이터의 수가  $n$ 일 때  $k$ 값은  $\sqrt{n/2}$  라는 어렵값을 이용할 수 있다. 한편 클러스터의 수를 순차적으로 늘려가면서, 그 결과를 분석하는 방법을 이용할 수도 있을 것이다. 즉 클러스터 수가 커졌을 때 이전보다 향상되지 않을 경우 이전의 클러스터 수를 해당 문제의 클러스터 수로 설정할 수 있다. 본 연구의 확대를 통해 보다 현실적인 수소 충전소 위치 결정을 할 수 있고 그로 인한 효율성도 커질 것이다.

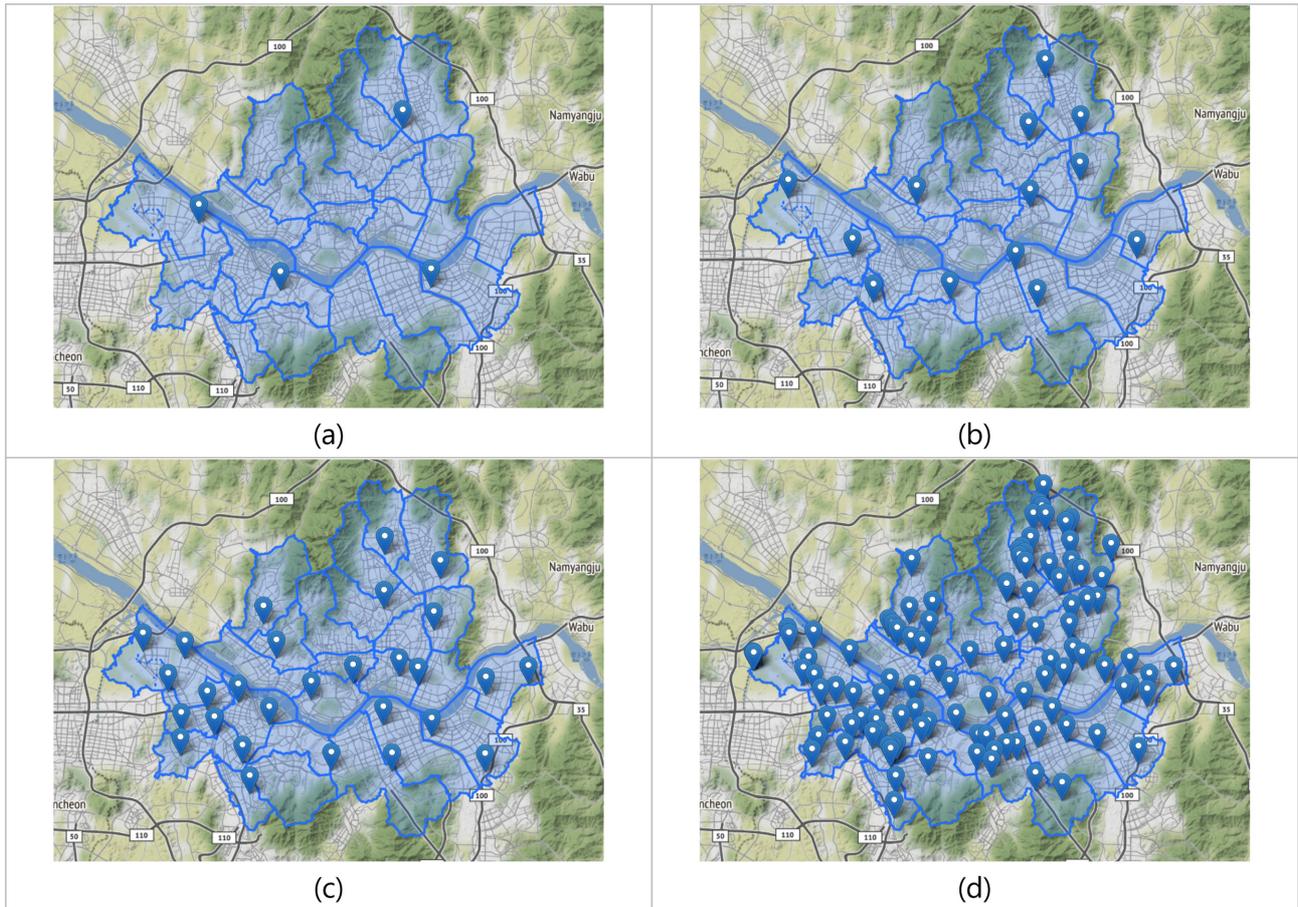


Fig. 7. Expected optimal location of hydrogen stations in Seoul. (a)  $k=4$ , (b)  $k=13$ , (c)  $k=28$ , and (d)  $k=109$

Table 4. Results of k-medoids clustering in target station of Seoul

Avg. Distance	4.3345	km	Computing time				0.066844	sec							
$k=4$	Lat	37.6244	37.50457	37.50272	37.55337										
	Lon	127.0507	127.0774	126.9351	126.8586										
Avg. Distance	2.2649	km	Computing time				0.142817	sec							
$k=13$	Lat	37.48739	37.6196	37.52451	37.49343	37.57037	37.51612	37.52568	37.5839	37.66224	37.61436	37.56335	37.56599	37.49074	
	Lon	127.04	127.0807	127.1344	126.9565	126.8031	127.0188	126.8641	127.0801	127.0474	127.0314	127.0329	126.9248	126.8835	
Avg. Distance	1.4389	km	Computing time				0.529627	sec							
$k=28$	Lat	37.5459	37.60275	37.48429	37.59069	37.50915	37.56497	37.53092	...	37.53311	37.62592	37.54408	37.52568		
	Lon	127.0029	127.032	126.8979	126.9177	126.8393	126.9299	126.8935	...	126.9631	127.0855	127.0646	126.8641		
Avg. distance	0.4602	km	Computing time				7.436137	sec							
$k=109$	Lat	37.48139	37.54505	37.50816	37.62695	37.51346	37.59707	37.49511	...	37.58112	37.50421	37.50689	37.52568		
	Lon	126.8998	127.1698	126.9103	127.0719	127.0538	127.087	126.8823	...	126.8978	126.8861	126.839	126.8641		

## 5. 토 의

최근 네트워크 기능을 갖춘 많은 설비들이 IT 기술의 발달로 많은 데이터를 저렴한 비용으로 생산, 가공할 수 있게 되었다. 따라서 화학 및 공정 산업 및 여러 분야에서 데이터들을 분석, 가공, 활용하여 새로운 부가가치를 만들어 낼 수 있는 시대가 되었다. 공정 데이터 분석 방법은 향후 다양한 공정 시스템 분야에 크게 기여할 것이

다. 기존의 수학적 모델을 구축하고, 그 구축된 체계 내에서 최적의 의사 결정을 내리던 시도 대신에 대규모 데이터들에서 유사성과 패턴을 발견하여 모델의 신뢰성을 확보하기 어렵거나, 모델의 적당한 형태가 외부 요인에 따라 변동해야 하는 경우가 많아지면서 이러한 데이터 기반 방법이 다시 각광받고 있다. 본 연구에서 제시한 연구 또한 이러한 시대적 흐름과 연계되어 있다. 본 연구에서는 효과적인 수소 충전 인프라를 위해 기계 학습 기법 중 하나인 k-medoids

클러스터링 방법을 사용하여 충전소의 위치를 계산하는 방법론을 제시하였다.

수소 충전소와 관련되어도 몇 가지 지적할 필요가 있다. 본 연구에서는 기존의 자료를 바탕으로 수소 충전소의 위치를 선정하고자 했다. 본 논문에서는 일차적으로 각 지역의 기존 주유소와 충전소를 바탕으로 시작하여 연도별 수소 차량의 수를 예상하여 수소 충전소의 수와 위치를 추정했다. 연도가 지남에 따라 수소차가 늘어서 처음 4곳에서 시작한 수소충전소는 2040년에는 109곳으로 증가시키려고 계획하고 있다.

본 연구에서는 수소 충전소의 위치가 기존의 주유소나 LPG충전소를 대체하는 것을 기준으로 하였기에 새로운 위치를 제시하거나 기존에 서울에 이미 있는 수소 충전소의 위치를 고려하지 못하였다. 그렇기에 기존에 만족 하는 주유소나 충전소가 없던 종로구는 한계점이 있다.

실제로 수소 충전소를 건설하기 위해서는 다양한 조건들을 고려해야 할 것이다. 안전과 관련된 시설들을 충전소 주변에 설치해야 할 수도 있을 것이다. 따라서 이러한 조건들을 만족시킬 수 있는 충분한 공간을 가지고 있는 지역이 실제로는 더 적을 수도 있다. 또한 이미 토지 가격이 비싼 지역의 경우도 경제적 타당성을 만족하지 못할 수도 있다. 추후 교통량이나 선호도 등 기타 요소를 추가적으로 고려하여 기존의 충전소와 새로운 충전소의 위치를 추천하는 등 다른 연구가 필요한 것으로 사료 된다.

수소 경제 활성화를 위해서 수소 충전소의 도입은 필수적이다. 하지만 수소 충전소가 보편적으로 이용가능하게 되려면 많은 연구 개발이 필요하다. 본 논문은 그러한 노력에 연계되어 유사한 후속 연구들이 발표되는 계기가 될 것이다.

## 감 사

본 연구는 과학기술정보통신부의 재원으로 수소에너지혁신기술 개발 사업의 지원을 받아 수행되었다(NRF2019M3E6A1064287). 류준형은 동국대학교의 일부 재정 지원을 받았습니다.

## 사용기호

PEM	: Proton-exchange membrane
MCLM	: Maximal covering location model
FCLM	: Flow capacity location model
FRLM	: Flow refueling location model
NREL	: National Renewable Energy Laboratory
PAM	: Partitioning around medoids
k	: Number of clusters
$X_{ij}$	: Each point of station location
$d_{ik}$	: Euclidean distance
$v_j$	: Value to find center point

## References

1. Sharaf, Z., "An Overview of Fuel Cell Technology: Fundamentals and Applications," *Renew. Sust. Energ. Rev.*, **32**, 810-853(2014).

- Kim, Y. P., "Air Pollution in Seoul Caused by Aerosols," *J. Korean Soc. Atmos.*, **22**(5), 535-553(2006).
- Patnaik, P., "A comprehensive Guide to the Hazardous Properties of Chemical Substances," Wiley-Interscience, 402(2007).
- Pandian, M. S., "Efficiency and Economics Analysis of Proton Exchange Membrane Fuel Cell," 2010 Conference Proceedings IPEC, Singapore, 875-880(2010).
- H2Korea, "A Study on the Establishment of Hydrogen Fuel Price and Supply Management for Transportation," *MTI*(2017).
- EM Solution Co., LTD. , "Review of Hydrogen Station Construction Regulations," (2018).
- Garfinkel, R. S. and Nemhauser, G. L., "Integer Programming," Wiley(1972).
- Church, R., "The Maximal Covering Location Problem," *Rsa*, **32**(1), 101-118(1974).
- Kang, J. E. and Recker, W., "Strategic Hydrogen Refueling Station Locations with Scheduling and Routing Considerations of Dividual Vehicles," *Transp. Sci.*, **49**(4), (2014).
- Hakimi, S. L., "Optimum Locations of Switching Centers and the Absolute Centers and Medians of a Graph," *Oper. Res.*, **12** (3), 450-459(1964).
- Nicholas, M. A., Handy, S. L. and Sperling, D., "Using Geographic Information Syses to Evaluate Siting and Networks of Hydrogen Stations," *Transp Res Rec*, **1880**(1), 126-134(2004).
- Church, R. and Velle, C. R., "The Maximal Covering Location Problem," *Pap. Reg. Sci.*, **32**(1), 101-118(1974).
- Frade, et al., "Optimal Location of Charging Stations for Electric Vehicles in a Neighborhood in Lisbon, Portugal," *Transp Res Rec.*, **158**, 6582-6588(2011).
- Hodgson, "A Flow-Capturing Location-Allocation Model," *Geogr. Anal.*, **22**(3), 270-279(1990).
- Hodgson et al., "Applying the Flow-capturing Location-allocation Model to An Authentic Network: Edmonton, Canda," *Eur. J. Oper. Res.*, **90**(30), 427-443(1996).
- Lim, K., "The Flow-refueling Location Problem for Alternative-fuel Vehicles," *Socio-Econ Plan Sci.*, **39**(2), 125-145(2005).
- Kuby, et al., "Optimization of Hydrogen Stations in Florida Using the Flow-refueling Location Model," *Int. J. Hydrogen Energy*, **34**(15), 6045-6064(2009).
- Melendez, M., "A. Milbrandt, Geographically-based Hydrogen Demand and Infrastructure Deployment Scenario," *Nrel*(2008).
- Steinhaus, H., "Sur la Division Des Corp Materiels en Parties," *Bull. Acad. Polon. Sci. IV (C1.III)*, 801-804(1956).
- Kaufmann, L. and Rousseeuw, P., "Clustering by Means of Medoids," *Data Analysis based on the L1-Norm and Related Methods*. 405-416(1987).
- Margaret, H. D., "Data Mining, Introductory and Advanced Topics," Prentice Hall(2002).
- MTI, "Roadmap to the Revitalization of the Hydrogen Economy," (2019).
- Park, J. W., Hun, Y. S., "A Study on Site to Build Hydrogen Multi Energy Filling Station in Domestic LPG Station," *Trans. Korean Hydrog. New Energy Soc.*, **28**(6), 642-648(2017).
- Transportation Safety Authority, "Driving Distance Statistics," 2014-2018(2019).