



인구통계학적 요인 및 원격검침 자료를 활용한 가정용 물 사용패턴 분류 및 물 사용량 예측 연구

Water consumption forecasting and pattern classification according to demographic factors and automated meter reading

김기범¹·박해금²·김태현²·형진석²·구자용^{2*}

Kibum Kim¹·Haekeum Park²·Taehyeon Kim²·Jinseok Hyung²·Jayong Koo^{2*}

¹Division of Construction Engineering and Management, Purdue University

²서울시립대학교 환경공학과

¹Division of Construction Engineering and Management, Purdue University

²Department of Environmental Engineering, University of Seoul.

pp. 149-165

pp. 167-175

pp. 177-186

ABSTRACT

The water consumption data of individual consumers must be analyzed and forecast to establish an effective water demand management plan. A k-mean cluster model that can monitor water use characteristics based on hourly water consumption data measured using automated meter reading devices and demographic factors is developed in this study. In addition, the quantification model that can estimate the daily water consumption is developed. K-mean cluster analysis based on the four clusters shows that the average silhouette coefficient is 0.63, also the silhouette coefficients of each cluster exceed 0.60, thereby verifying the high reliability of the cluster analysis. Furthermore, the clusters are clearly classified based on water usage and water usage patterns. The correlation coefficients of four quantification models for estimating water consumption exceed 0.74, confirming that the models can accurately simulate the investigated

Received 20 April 2022, revised 29 April 2022, accepted 2 May 2022.

*Corresponding author: Jayong Koo (E-mail: jykoo@uos.ac.kr)

• 김기범 (방문연구원) / Kibum Kim (Visiting scholar)

Division of Construction Engineering and Management, Purdue University, 550 Stadium Mall Drive, West Lafayette, IN, United States, 47907.

• 박해금 (박사과정) / Haekeum Park (Ph. D. Student)

서울특별시 동대문구 서울시립대로 163, 02504

Department of Environmental Engineering, University of Seoul, Seoulsiripdae-ro 163, Dongdaemun-gu, Seoul, 02504. Republic of Korea.

• 김태현 (박사과정) / Taehyeon Kim (Ph. D. Student)

서울특별시 동대문구 서울시립대로 163, 02504

Department of Environmental Engineering, University of Seoul, Seoulsiripdae-ro 163, Dongdaemun-gu, Seoul, 02504. Republic of Korea.

• 형진석 (연구교수) / Jinseok Hyung (Research professor)

서울특별시 동대문구 서울시립대로 163, 02504

Department of Environmental Engineering, University of Seoul, Seoulsiripdae-ro 163, Dongdaemun-gu, Seoul, 02504. Republic of Korea.

• 구자용 (정교수) / Jayong Koo (Professor)

서울특별시 동대문구 서울시립대로 163, 02504

Department of Environmental Engineering, University of Seoul, Seoulsiripdae-ro 163, Dongdaemun-gu, Seoul, 02504. Republic of Korea.

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.

demographic data. The statistical significance of the models is considered reasonable, hence, they are applicable to the actual field. Because the use of automated smart water meters has become increasingly popular in recent year, water consumption has been metered remotely in many areas. The proposed methodology and the results obtained in this study are expected to facilitate improvements in the usability of smart water meters in the future.

Key words: Automatic meter reading data, Demographic characteristics, K-mean cluster analysis, Quantification theory, Water consumption pattern

주제어: 물 사용 패턴, 수량화 이론, 원격검침 자료, 인구통계학적 특성, K-평균 군집분석

1. 서 론

효율적인 물 수요 관리 계획을 수립하기 위해서는 개별 수용가의 물 사용량 자료를 분석하고 예측하여야 한다. 물 수요 관리의 핵심은 소비자가 실제로 사용하고 있는 수량과 앞으로 필요로 하게 될 수량을 파악하는 것이다. 개별 수용가에 대한 물 사용량 검침 필요성이 강조되어 왔지만, 과거에는 기술적인 한계로 개별 수용가의 물 사용량을 실시간으로 계측하지 못하였다. 이러한 개별 수용가의 물 사용량 계측의 불확실성으로 인하여 상수도관망 내 수량, 수압 및 수질 변화와 같은 가변적인 동적 상태를 파악하는데 한계가 있었다 (Shang et al., 2006).

최근 4차 산업혁명의 핵심인 ICT(Information Communication Technology, 정보통신기술)는 다양한 분야에서 기존의 한계점을 뛰어넘어 새로운 지평을 여는 매개체가 되고 있다. 특히, 주목을 받고 있는 분야는 인간의 생활과 관련된 다양한 정보(전기, 가스, 수도 등)를 수집하기 위한 원격검침 기반 계측 기술이다 (Gulisano et al., 2014). 상수도 분야에서도 효율적인 물 수요관리를 위해 개별 수용가의 물 사용량을 일정 간격으로 계측하는 스마트 수도미터(Smart water meter)가 도입되고 있다. 최초의 스마트 수도미터는 1990년대 후반부터 도입되었는데, 도입 초반에는 1일 이상 측정간격에 대한 원격검침에 불과하였다 (Mayer and DeOreo, 1999). 그러나 기술이 발전함에 따라 현재는 상용화된 스마트 수도미터는 개별 수용가의 시간 단위 또는 분 단위의 상당히 많은 양의 물 사용량 자료를 확보할 수 있다는 장점이 있다 (Gargano et al., 2016). 전 세계적으로 상수도 공급 시스템의 효율적인 관리와 관련된 관심이 높아짐에 따라 개별 수용가의 물 사용량 자료를 실시간으로 확인 및 관리할 수 있는 스마트 수도미터의 설치 빈도가 증가하고 있다. 특

히, 무인으로 물 사용량을 측정할 수 있다는 점은 도시 지역 및 산간 지역 등에서 발생하는 검침 문제를 해소할 수 있을 것으로 기대된다. 뿐만 아니라 물 사용량 검침 간격의 세밀화는 누수, 검침 오류, 부정 사용자 검출 등 효과적인 운영관리 및 검침의 투명성을 확보하는데 사용될 수 있을 것으로 기대되고 있다 (Koo et al., 2021).

스마트 수도미터를 활용한 선행연구는 개별 수용가의 물 사용량 자료 수집부터 공급지역 전반의 물 수요 관리 전략 수립까지 크기 4가지로 구분된다 (Cominola et al., 2015). 첫 번째는 물 사용량 자료를 효율적이고 안정적으로 수집하는 방법과 관련된 연구로, 스마트 수도미터의 성능 또는 수집된 자료 중 결측치를 보완하는 방법 등이 포함된다 (Cominola et al., 2018; Osman et al., 2018). 두 번째는 수집된 물 사용량 자료를 이용하여 개별 수용가별로 물을 어떻게 사용하는지, 즉, 물 사용 특성을 파악하는 연구이다. 물 사용 특성을 파악하기 위한 연구들은 주로, 물 수요 패턴이 어떤 특성을 갖고 어떻게 분류될 수 있는지 (Gurung et al., 2016), 물 사용량과 사회과학적, 경제학적, 환경적 요인 사이에는 어떤 관계가 있는지를 분석한다 (Kofinas et al., 2014). 세 번째는 파악된 물 사용량 자료를 상수도관망의 운영 및 유지관리에 활용하는 것으로 장래 물 사용량을 예측하거나 (Blokker et al., 2010; Pesantez et al., 2020), 물 사용량 자료를 이용해 상수도관망의 수압관리 또는 수질관리 방법을 제안하거나 (Creaco et al., 2017; Di Nardo et al., 2018), 관망 내 누수 위치를 탐지하는 등의 연구들이 이에 해당한다 (Luciani et al., 2019). 네 번째는 물 수요 관리 전략을 수립하는 것으로, 물 사용자들에게 절수를 유도하는 방안 등이 이에 해당한다 (Cardell-Oliver et al., 2016; Sonderlund et al., 2014).

최근 우리나라에서도 기존 검침 방법의 문제점으로



거론되고 있는 사생활 피해 및 민원을 감소시킴과 동시에 검침의 투명성을 제고하기 위해 원격검침 및 스마트 수도미터의 도입이 추진되고 있다. 특히, 우리나라는 급수인구 밀도가 낮은 도서 지역에서 그 활용성이 높을 것으로 기대되고 있다. 다만, 스마트 수도미터를 설치한다고 하더라도 스마트 수도미터의 활용성을 증진시키기 위해서는 선행적으로 수집된 자료의 오·결측을 파악한 뒤 수용가에서 물을 어느 정도를 사용하고 있고, 어떤 패턴으로 사용하고 있는지를 분석할 필요가 있으나, 아직까지 이와 관련된 연구는 제한적으로 이루어지고 있는 실정이다.

따라서 본 연구에서는 스마트 수도미터를 이용하여 물 사용량을 원격검침하고 있는 연구대상지역의 시간 단위 물 사용량 자료와 설문을 통해 조사한 인구통계학적 요인 자료를 이용하여 연구대상지역의 물 사용 특성을 패턴화할 수 있는 모델을 개발하고자 하였다. 또한, 분류된 물 사용 특성을 바탕으로 수도정비기본계획 등 상수도 관련 중·장기 계획 수립시 활용되는 lpcd(liter per capita day, 1일 1인 평균 물 사용량)를 추정할 수 있는 모델을 개발하고자 하였다. 이를 통해 최근 다양한 지역에서 설치되고 있는 스마트 수도미터의 활용성을 증진시킬 수 있는 방안을 마련하고자 하였다.

2. 연구방법 및 내용

2.1 연구대상지역 상수도 원격검침 자료 조사 및 결측 자료 보정

연구대상지역은 2019년에 스마트 원격검침 시범사

업이 진행된 H군으로서, 4개면을 대상으로 하였다. 2019년 1월을 기준으로, H군의 A면, B면, C면, D면에는 총 1,121개 수용가에 스마트 수도미터가 설치되어 있다. 연구에 활용한 물 사용량 원격 검침 자료는 코로나바이러스 감염증(COVID-19) 발생 이전 2019년 1월, 1개월간 수집된 자료이며, 1,121개 수용가 중 인구통계학적 정보를 설문조사한 130개 수용가 중 한달동안 물 사용량이 기록된 116개 수용가를 대상으로 분석을 실시하였다. 다음 Table 1은 연구대상지역에 설치된 스마트 수도미터와 중계단말기의 사양과 성능을 나타내며, Table 2는 연구대상지역에 설치된 스마트 수도미터 숫자와 결측율, 설문조사가 시행되어 연구에 실제로 활용한 스마트 수도미터 숫자를 나타낸다. 물 사용량 자료는 1시간 단위로 측정되었으며, 116가구 전체의 물 사용량 자료 수신율은 87.56%로서, 12.44%의 결측율을 나타내었다.

가장 추운 기간을 대상으로 물 사용량 자료를 조사함에 따라, 일부 수도미터의 동파 또는 통신상의 문제로 인해 일부 결측치가 발생하였다. 다만, 스마트 수도미터를 통해 측정된 시간단위 원격검침 물 사용량 자료는 물 사용량의 누적값인 적산 유량으로서, 현재 시간의 적산 유량에서 이전 시간의 적산 유량을 제외하여 단위 시간별 물 사용량을 계산하는 방식을 이용한다. 따라서, 원격검침 물 사용량 자료의 결측이 발생할 경우, 결측 구간의 물 사용량이 결측 구간 이후 시간에 적산되어 나타나게 되므로 결측 시간 동안의 총 물 사용량은 파악할 수 있는 구조이다.

본 연구에서는 결측 시간 동안의 총 물 사용량을 알고 있는 상태에서, 시간계수를 이용하여 결측 시간

Table 1. Specification of smart water meter and terminal device in target area

Classification		Specification
Smart water meter	Type	Double deck of vane and dry type
	Size	165(L) × 103(H) × 84(W) mm (for 15 mm diameter)
	Quantity	Mimimum: 25 L/h, Maximum: 2,500 L/h
	Permissible operating pressure	16 bar
Terminal device	Measurement method	UART (Universally asynchronous receiver/transmitter)
	Device size	165(H) × 108(W) × 44(D) mm
	Networking method	Wireless communication based on LoRa (In case of network failure: function to save meter reading value)
	Networking distance	1.5 km
	Power / Consumption	3.6 V lithium battery, 50 mA (In action)

pp. 149-165

pp. 167-175

pp. 177-186

Table 2. Situation of smart water meter in target area

Region	Total number of installed smart water meter	Data missing rate (%)	Number of smart water meter match with survey
A myeon	280	12.47	27
B myeon	158	12.29	33
C myeon	272	16.80	24
D myeon	411	9.58	32
Total	1,121	12.44	116

동안의 개별 시간 물 사용량을 추정하는 방법을 적용하였다. 먼저, 개별 가구별로 결측이 발생한 시간 및 결측 시간 동안 물 사용량이 누적되어 기록된 시간의 물 사용량을 배제한 뒤 일 평균 시간계수를 산정하고, 결측 시간 동안의 총 물 사용량을 계산된 시간계수를 이용하여 각 시간별로 배분하였다. 여기서, 상수도통계 작성시 계량기불감수량, 즉, 수도미터를 유효하게 통과하였으나 수도미터의 기기오차 등에 의해 감지되지 못한 수량으로 최대 4.5%까지를 인정해주고 있다. 이에 본 연구에서는 알고 있는 총 물사용량과 추정하여 구한 물 사용량의 합산 값 사이의 오차가 4.5% 미만이라면 추정이 완료되었다고 판단하였다. 오차가 4.5% 이상이라면, 1차로 추정된 값을 이용하여 다시 개별 가구별로 시간계수를 산정하고, 새롭게 계산된 시간계수를 이용하여 결측 시간 동안의 물 사용량값을 다시 추정하였다. 총 물 사용량과 추정한 물 사용량의 합산 값 사이의 오차가 4.5% 미만이 될 때까지 이를 반복하며 알고 있는 총 물 사용량과 근접한 추정값을 도출하여 결측된 물 사용량 값을 보완하였다.

원격검침 자료 중 결측값의 보정이 완료된 뒤에는, 물 사용 특성을 파악하기 위해 물 사용량 값을 표현

하기 위한 지표를 산정하였다. 본 연구에서는 개별 가구의 1개월 총 물사용량, 1가구 1일 평균 물사용량, lpcd, 물 사용량이 가장 높게 나타나는 시간과 그 시간의 일 평균 시간계수, 첫 번째 물사용량이 증가하였다가 감소한 뒤 다시 물 사용량이 증가하여 두 번째로 고점을 기록하는 시간과 그 시간의 일 평균 시간계수를 구하였다. 다음으로, 두 고점 사이의 최소 시간 간격을 구하였다.

2.2 연구대상지역 인구통계학적 요인 조사

본 연구에서는 연구대상지역의 인구통계학적 특성 항목을 조사하기 위하여 Table 3과 같이 2018년 12월 17일부터 2018년 12월 31일(5일간)까지 설문조사를 수행하였다. 설문조사 항목은 크게 가정형태(가구원 수, 가족 구성원, 연령(70세 이상, 8세 미만)), 경제적 수준(경제활동인 수, 가구원 전체 월 평균 소득, 추가 수도요금 지불에 대한 의사), 현재 물 사용 형태(음용 형태, 음식 조리시 물 사용 형태)으로 구분하였다. 설문조사에 앞서 설문조사 결과의 신뢰성을 향상시키기 위하여 조사원들에게 설문조사의 목적과 내용에 대하여 사전 교육하였으며, 설문조사 수행 시에도 설문조사 대상자에게 설문조사의 목적과 내용을 설명하도록 하

Table 3. Sociological survey for customers

Category	Description
Survey period	5 days in Dec/2018 (2018.12.17. ~ 2018.12.21.)
Survey method	Face to face interview
Number of survey	130 people
Survey content	<ul style="list-style-type: none"> • Surveyor information (gender, age, work type, level of education) • Surveyor's family information (number of household, number of members (aged, preschoolers, housewives, unemployed)) • Average monthly income (7 grade) • Drinking form (tap water directly, tap water boiled, purifier, bottle water, others) • Water use for cooking (tap water directly, purifier, bottle water) • Willingness to additional water rate pay (never, negative, neutral, positive, strong)



였다. 설문조사는 정확한 답변을 얻기 위하여 숙련된 조사원에 의한 일대일 개별 면접을 통해 진행되었다. 일대일 개별 면접은 보조자료 등의 사용을 통해 신뢰할 만한 응답을 얻을 수 있다는 장점이 있다 (Yoo and Chae, 2001). 설문조사는 4개면에서 20세 이상 130명을 대상으로 수행하였으며, 총 130명의 답변을 회수하였다.

2.3 물 사용 특성 분류를 위한 k-평균 군집분석(k-mean clustering)

본 연구에서는 스마트 수도미터를 이용하여 조사한 물 사용량 자료를 바탕으로 도출한 물 사용 특성 지표와 설문을 통해 조사한 인구통계학적 자료를 활용하여 연구대상지역의 물 사용 특성을 분류하고 이를 패턴화하기 위해 군집분석(Cluster analysis)을 실시하였다. 군집분석은 기계학습(Machine learning) 방법 중 비지도학습(Unsupervised learning)에 속하는 방법으로, 개체들을 분류하기 위한 학습자료가 없는 상태에서 주어진 자료의 속성값만을 이용해 유사한 개체끼리 그룹화하는 방법이다.

본 연구에서는 대표적인 비계층적 군집분석(Non-hierarchical clustering) 방법 중 하나인, k-평균 군집분석(k-mean clustering)을 이용하여 군집분석을 실시하였다. k-평균 군집분석은 자료의 내부구조에 대한 사전정보 없이 다양한 형태의 자료에 적용가능한 방법으로, 본 연구에서 조사한 물사용량자료와 같은 연속형자료, 설문조사 결과와 같은 명목형자료가 혼용된 경우 유연하게 적용할 수 있는 장점을 지닌 방법이다. k-평균 군집분석은 분석의 전제조건으로 구분할 군의 개수를 지정하기 때문에, 계층적 군집분석에서 다수 활용되고 있는 덴드로그램(Dendrogram)과 같이 시각적으로 적정한 군의 개수를 판단하기 어렵다. 즉, 중심점의 개수를 어떻게 설정하는지에 따라 군집분석의 결과가 달라질 수 있기 때문에 적정한 군 개수를 선정하고, 군집분석 결과의 성능을 판단하기 위한 보조분석을 이용하는 경우가 많다.

대표적인 보조분석 방법으로는 던 지수(Dunn index), 실루엣 계수(Silhouette coefficient) 등을 계산하여 의사 결정에 활용하는 방법이 있다. 본 연구에서는 군 개수에 따른 실루엣 계수의 변화를 추적하는 실루엣 분석을 이용하여 적정 군 개수를 선정하고, 구분된 군집의 성능을 판단하였다. 실루엣 분석은 각 군집 간의 거리

가 얼마나 효율적으로 구분되었는지를 분석하는 방법으로, 같은 군으로 분류된 개체와 다른 군으로 분류된 개체 사이의 거리관계를 통해 구하는 실루엣 계수를 평가하는 분석법이다. i 번째 개체의 실루엣 계수 값 $s(i)$ 는 Eq. 1과 같이 정의된다. 특정 개체의 실루엣 계수 값은 해당 개체와 같은 군 내에 있는 다른 개체와의 거리를 평균한 값 $a(i)$, 해당 개체가 속하지 않은 군 중 가장 가까운 군과의 평균 거리 $b(i)$ 를 기반으로 계산된다. 실루엣 계수는 -1에서 1 사이의 값을 갖고, 1에 가까울수록 근처 군과 멀리 떨어져있음을 나타내고, 0에 가까울수록 근처 군과 가깝게 위치함을 의미한다. 전체 실루엣 계수의 평균값이 1에 가까울수록, 개별 군의 실루엣 계수 평균값 편차가 작을수록 군집 형성이 잘 되었음을 의미한다.

$$s(i) = \frac{(b(i) - a(i))}{(\max(a(i), b(i)))} \quad (1)$$

$s(i)$: Silhouette coefficient

$a(i)$: Average intra-cluster distance (Average distance between each point within a cluster)

$b(i)$: Average inter-cluster distance (Average distance between all clusters)

2.4 인구통계학적 특성에 따른 lpcd 예측을 위한 수량화분석

본 연구에서는 명목변수 형태로 조사된 인구통계학적 요인만을 이용하여 물 사용량을 추정할 수 있는 모델을 개발하기 위하여 수량화 I류 이론을 적용하였다. 수량화 이론(Quantification theory)은 일본에서 개발된 이론으로, 질적(정성적)인 변량의 각 카테고리에 수량을 지정하여 양적(정량적)으로 측정된 경우와 같이 수치적인 해석을 하는 방법이다.

조사된 자료가 질적변수이고, 이를 양적으로 해석한다고 한다면, 자료 i 에 주어지는 수량 Y_i 는 다음 Eq. 2와 같이 표현할 수 있다.

$$Y_i = \sum_{j=1}^R \sum_{k=1}^{c_j} a_{jk} \delta_i(jk) \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (2)$$

$\delta_i(jk) = 1$: Data i correspondings to category k of item j

$\delta_i(jk) = 0$: Data i does not correspond to category k of item j

a_{jk} = Score of category k of item j

양적으로 치환된 Y_i 를 정확하게 표현하고 추정하기 위해서는 다음 Eq. 3과 같이 표현된 Q , 즉, 실제값과 추정값이 최소의 편차를 나타내어야 한다.

$$Q = \sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2 \quad (3)$$

y_i = Actual value

\bar{Y}_i = Estimated value

Eq. 3을 Eq. 2에 대입하여 Q 를 각 a_{jk} 에 대해 편미분하여 0으로 두면 다음 Eq. 4와 같은 형태의 정규방정식을 얻을 수 있다. 그리고 각 자료는 1개의 아이템에서 반드시 어떤 1개의 카테고리에 반응하므로 Eq. 5가 성립하게 되며, 따라서 Eq. 4의 해는 일의적으로 정해지지 않는다.

$$\sum_{j=1}^R \sum_{k=1}^{c_j} f(uv, jk) a_{jk} = \sum_{i=1}^n y_i \delta_i(uv), \quad (4)$$

$(u = 1, \dots, R; v = 1, \dots, c_R)$

$f(uv, jk) a_{jk} = \sum_{i=1}^n y_i \delta_i(uv)$: The number of individuals reacting to both category v of item u and category k of item j

c_j = Number of individuals on the cross table

$$\sum_{k=1}^{c_j} \delta_1(jk) = 1, (j = 1, 2, \dots, R; i = 1, \dots, n) \quad (5)$$

Eq. 4를 풀이하고 해석상의 편의를 고려하여, 각 아이템 내의 카테고리 수량에 정수를 가감하여 평균이 0이 되도록 조정한다. 만약, 조정된 카테고리 수량을 a_{jk}^* 로 쓴다고 하면, 각각의 개체에 부여되는 수량은 Eq. 6과 같이 표현할 수 있다. 여기서 a_{jk}^* 는 아이템 내 1개 카테고리의 수량을 0으로 두어 산정한 a_{jk} 와 Eq. 7을 이용하여 계산할 수 있다.

$$Y_i = \bar{y} + \sum_{j=1}^R \sum_{k=1}^{c_j} a_{jk}^* \delta(jk) \quad (6)$$

\bar{y}_i = Average of actual value

a_{jk}^* = Adjusted number of category

$$a_{jk}^* = a_{jk} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{c_j} n_{jk} a_{jk} \quad (7)$$

본 연구에서는 상용화된 통계패키지인 SPSS ver 21.0을 이용하여 수량화 I류 분석을 수행하였다. lpcd의 추정은 lpcd 추정에 영향을 주는 유의미한 변수만을 선택하여 모델식을 구성하는 방법인 단계선택법을 통해 개발하였다. 모델식 구성을 위한 통계량으로는 F값을 이용하였으며, 변수가 모델식에 포함될 때에는 유의수준 0.05를, 변수가 모델식에서 제거될 때에는 유의수준 0.10을 적용하였다.

개발된 모델의 통계적 유의성은 모델식 자체의 유의성을 검증하는 분산분석과 모델식에 포함된 회귀계수의 유의성을 검증하는 t-검정을 통해 파악하였다.

3. 연구결과 및 고찰

3.1 상수도 원격검침 자료 분석

연구대상지역 116가구를 대상으로 개별 가구별 물 사용량에 대한 시간계수를 바탕으로 스마트 수도미터 자료의 결측치를 보완한 결과, 알고 있는 실제값과 보완한 값 사이의 평균 절대 오차(MAE, Mean absolute error)는 2.80%로 나타났다. 이에 본 연구에서는 결측치 보완이 잘 되었다고 판단하고, 이 값을 이용하여 물 사용량 자료를 분석하였다.

다음 Fig. 1은 연구대상 116가구 전체의 1개월 동안의 시간당 물 사용 추이를 나타내며, Fig. 2 이를 일 평균한 값을 나타낸다. 시간당 평균 물 사용량은 일상 생활과 유사하게 하루를 시작하는 오전 시간대인 6시부터 점차 증가하여 9시에 가장 큰 값을 나타내었으며, 이후 감소하다가 19시에 다시 증가하는 패턴이 나타났다. 또한, 13시에 일시적으로 물 사용량이 다시 증가하는 형태를 나타냈는데, 이는 연구대상지역의 가구당 주부 및 노인(70세 이상)의 비율이 평균 주부 15.33%, 노인 26.33%로 점심시간에 가정에 거주하는 거주인원이 비율적으로 높아 식사 및 설거지 등을 위한 물사용량이 발생하기 때문인 것으로 판단된다. 1가구 1일 평균 물 사용량은 607.97 L/d로 나타났으며, lpcd는 278.46 L/d/person로 나타났다. 2019년 기준 상수도통계 상 연구대상지역의 lpcd 324.1 L/d/person를 고려하였을 때 연구대상지역의 lpcd는 비교적 낮은 수치로 나타났는데, 이는 수집된 원격검침 자료가 겨울



철인 1월에 시간 단위로 수집된 자료로 물 사용량이 상대적으로 많은 여름철의 물 사용량 자료가 반영되지 못했기 때문에 판단된다. 향후 스마트 수도미터의 보급이 확산되고, 이를 활용한 원격검침 물 사용량 자료가 1년 이상 수집된다면, 계절성을 고려한 물 사

용량의 특성을 비교분석할 수 있을 것으로 판단된다. 다음 Table 4는 연구대상 가구의 물 사용패턴을 요약하여 나타낸다. 일반적으로 개별 가구의 물 사용 패턴은 출근시간과 퇴근시간대에 증가하는, 즉 두 개의 상승곡선으로 구성되는 경우가 많다. 연구대상지역

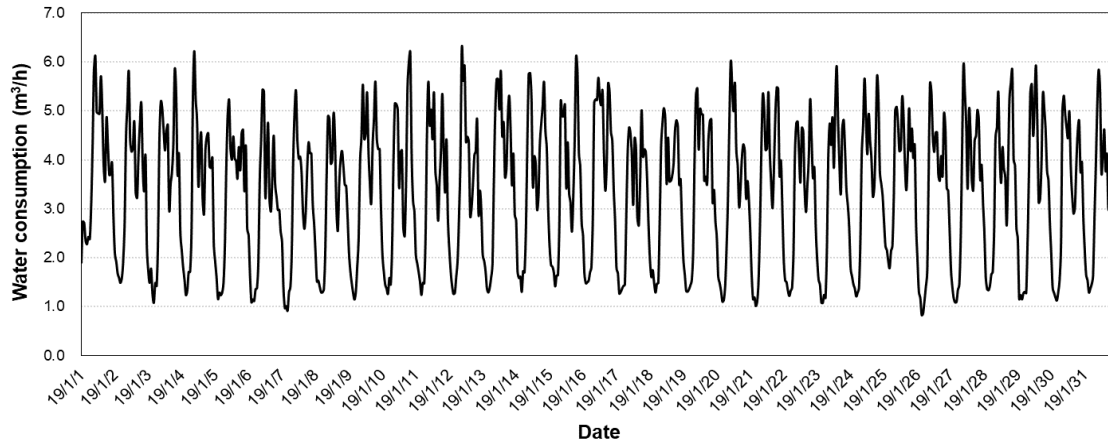


Fig. 1. Monthly water consumption in target area.

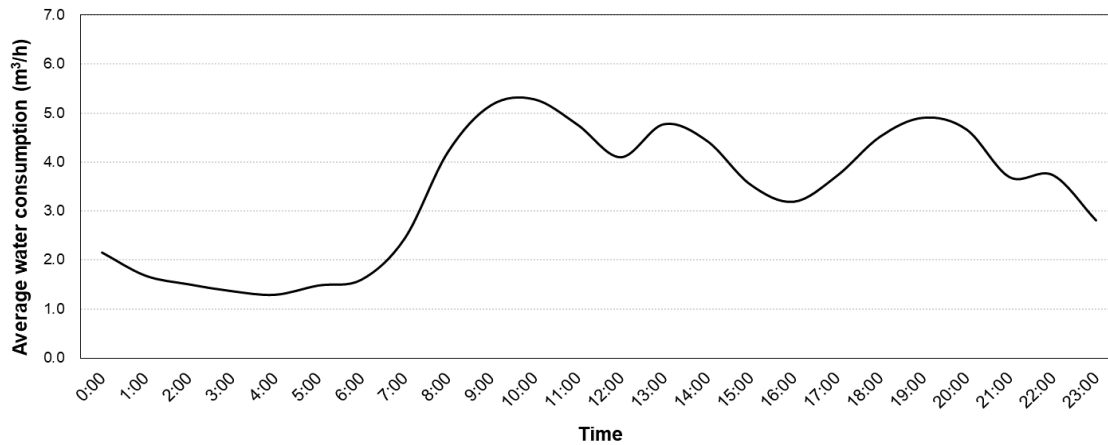


Fig. 2. Daily average water consumption in target area.

Table 4. Water consumption characteristics in target area

Category	Result
Number of household	116
Daily average water consumption per household	607.97 L/d
Average number of people in household	2.59
lpcd (liter per capita day)	278.46 L/d/person
Average time coefficient at 1st peak load	3.18
Average time coefficient at 2nd peak load	2.05
Average time interval between 1st peak and 2nd peak	7.80
Average time coefficient at valley	0.76

116개 가구의 개별가구별로 월평균 시간계수를 도출한 결과, 가장 물 사용량이 많은 시간의 시간계수는 평균 3.18로, 첫 번째 상승곡선이 마무리된 뒤, 두 번째 상승곡선에서 가장 물 사용량이 많은 시간의 시간계수는 평균 2.05로 나타났다. 두 상승 곡선 사이는 평균 7.80 시간의 시간간격이 존재하는 것으로 분석되었다.

3.2 인구통계학적 특성과 물사용량 사이 관계 분석

인구통계학적 요인은 설문을 통해 조사하였으며, 설문조사 결과와 물 사용량 사이의 관계를 분석한 결과는 Fig. 3, Fig. 4, Fig. 5와 같다. 먼저, Fig. 3은 가구 구성원 수와 물 사용량 사이의 관계, 가구 구성원 중 상대적으로 가정 내 활동 비율이 높은 주부, 노인, 미취학아동의 수와 물 사용량 사이의 관계를 나타낸다. lpcd는 가구 구성원 수가 적을수록 높게 나타났다. 다만, 가구 구성원 중 상시 거주하고 있는 인원의 수가 증가할수록 물 사용량 역시 증가할 것이라는 인식과 다르게, 두 변수 사이에는 뚜렷한 경향이 나타나지는 않았다. 오히려 상시 거주인 수가 증가할수록 lpcd가

줄어드는 경향이 나타났는데, 이러한 경향은 음식 조리, 세탁 등과 같이 물 사용을 공유할 수 있는 부분의 물 사용량은 크고, 세면 등과 같이 개인적인 용도로 사용하는 물 사용량은 작기 때문이라고 판단된다.

다음으로 Fig. 4는 소득과 물 사용량 사이의 관계, 현재 지불하고 있는 수도요금에서 추가적으로 수도요금을 더 지불할 것인지에 대한 의사와 물 사용량 사이의 관계를 나타낸다. Fig. 4(b)를 통해 알 수 있듯이, 월 평균 소득이 증가할수록 물사용량은 줄어드는 경향이 나타났다. 설문조사 결과 높은 소득을 나타낸 수용가의 경우 주로 맞벌이 가정으로서, 상대적으로 가정 내 음식 조리를 위한 물 사용 빈도가 낮은 것으로 확인되었다. 한편, 추가적인 수도요금 지불에 대한 의사가 강할수록 현재 사용하고 있는 물의 양은 적은 것으로 나타났다. 이는 현재의 물 사용량이 많을수록 지불되어야 하는 수도요금이 큰 폭으로 증가하기 때문에, 물 사용량이 많은 경우 추가적인 수도요금 지불에 대해 부정적인 입장을 갖는 것으로 판단된다.

Fig. 5는 평상시 음용 형태와 음식 조리시 사용하는 물의 형태와 물 사용량 사이의 관계를 나타낸다. 평상

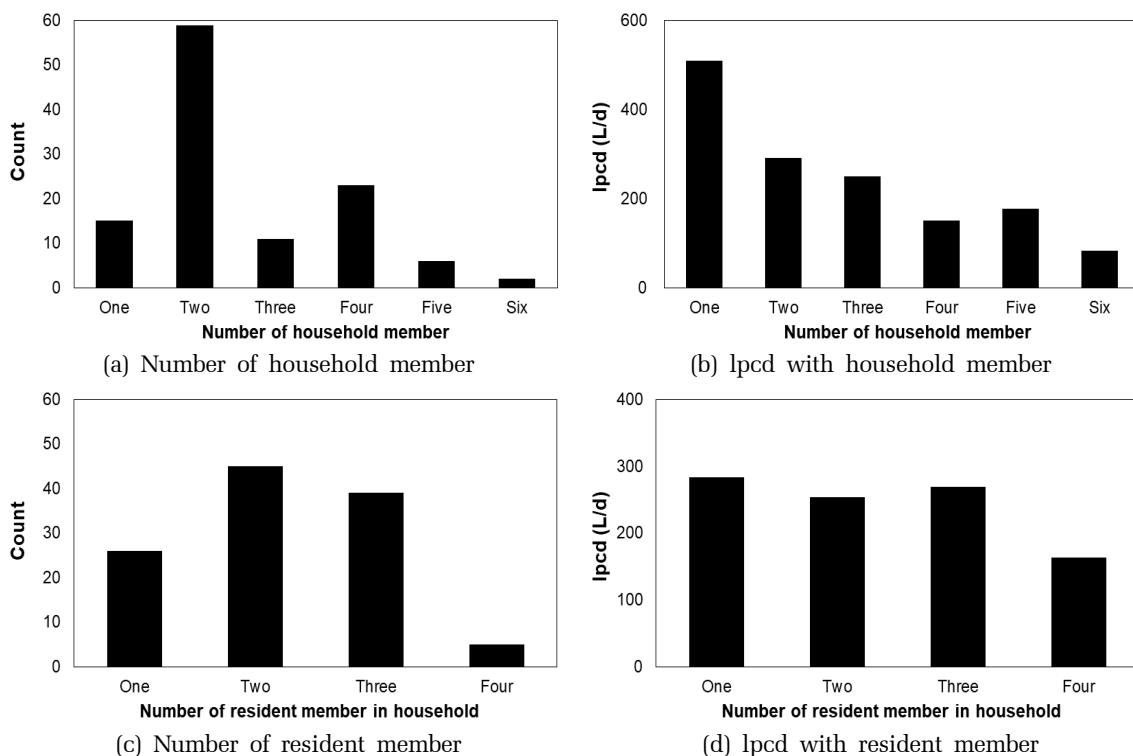
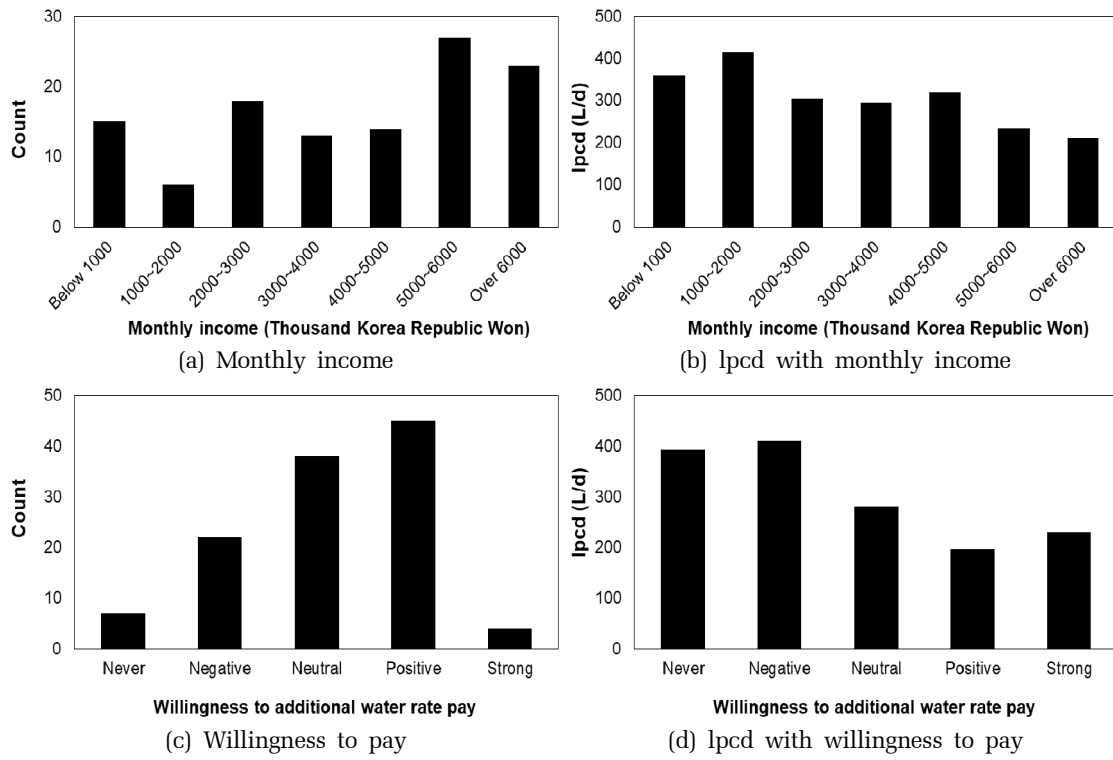


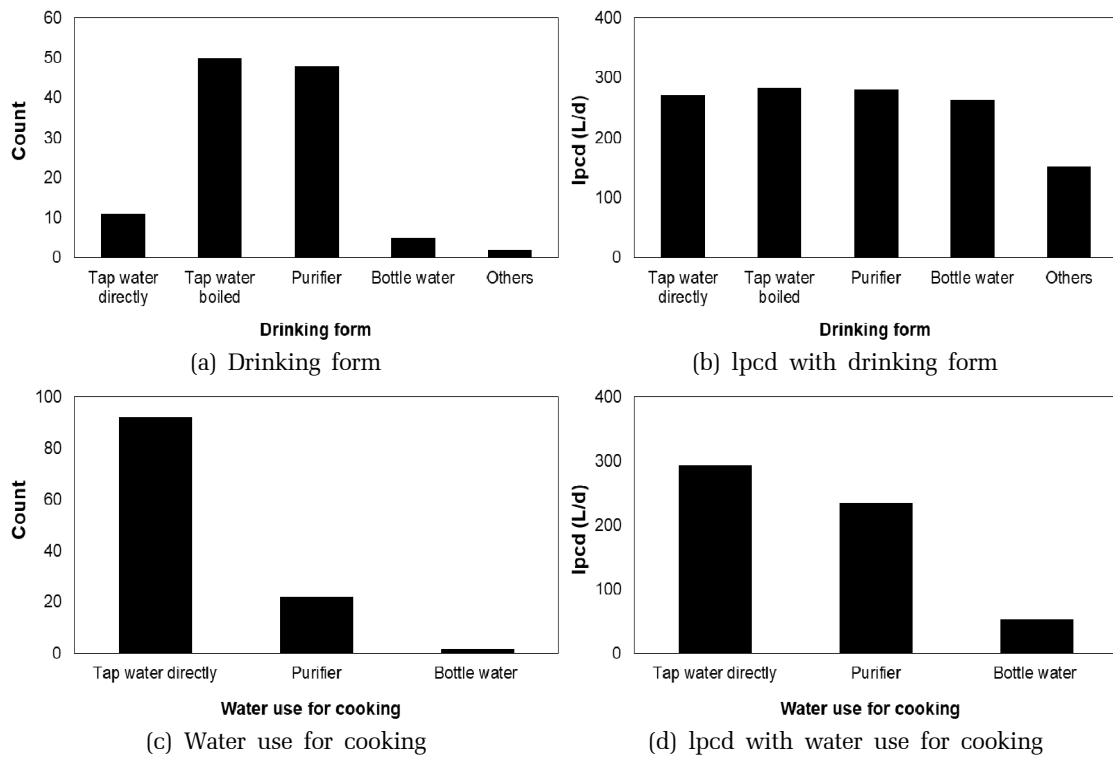
Fig. 3. Investigated results and lpcd related to household member.



pp. 149-165

pp. 167-175

Fig. 4. Investigated results and lpcd related to economic ability.



pp. 177-186

Fig. 5. Investigated results and lpcd related to water usage form.

시에 수도물을 직접 음용하거나, 물을 끓여 마시거나, 정수기를 이용하거나, 병물을 구매하여 음용하는 경우 모두 유사한 물 사용량을 나타내었다. 다만, 병물을 구매하여 음식 조리 사용하는 경우에는 현저히 낮은 물 사용량을 나타내었는데, 이는 조사된 표본의 숫자가 많지 않기 때문에 신뢰성이 높은 결과라 보기는 어렵다고 판단된다. 따라서, 물 사용 형태는 물 사용 특성을 분류하는데 큰 역할을 하지 못할 것이라 판단하여, 본 연구에서는 물 사용 패턴 분류시 물 사용 형태 변수를 제외한 나머지 조사 자료를 이용하였다.

3.3 k-평균 군집분석을 활용한 물 사용 패턴 분류

본 연구에서는 물 사용 패턴을 분류하기 위한 군집

분석에는 물 사용 특성을 파악할 수 있는 지표 1가구 1일 평균 물 사용량(lpcd), 물 사용량이 가장 높게 나타나는 시간의 시간계수, 물 사용량이 두 번째로 높게 나타나는 시간의 시간계수, 두 피크치 사이의 최소시간)와 인구통계학적 특징을 파악할 수 있는 지표(가구 구성원 수, 상시 거주인 수(주부, 노인, 미취학아동), 월 평균 소득, 추가 수도요금 지불 의사)를 이용하였다.

다음 Table 5와 Fig. 6은 최적의 군 개수를 판단하기 위해, 군 개수에 따라 전체 평균 실루엣 계수, 각 군별 평균 실루엣 계수를 도출한 결과를 나타낸다. 군 개수가 2개, 3개인 경우, 평균 실루엣 계수가 0.36으로 낮은 수치를 나타내었으나, 군 개수가 4개, 5개인 경우 0.63으로 확연히 군 분류가 잘 되고 있음을 확인할 수

Table 5. Silhouette coefficient by number of cluster

Number of cluster	Average silhouette coefficient	Average silhouette coefficient of each cluster				
		Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
2	0.35	0.32	0.49			
3	0.36	0.29	0.61	0.38		
4	0.63	0.62	0.61	0.67	0.60	
5	0.63	0.67	0.48	0.67	0.62	0.64

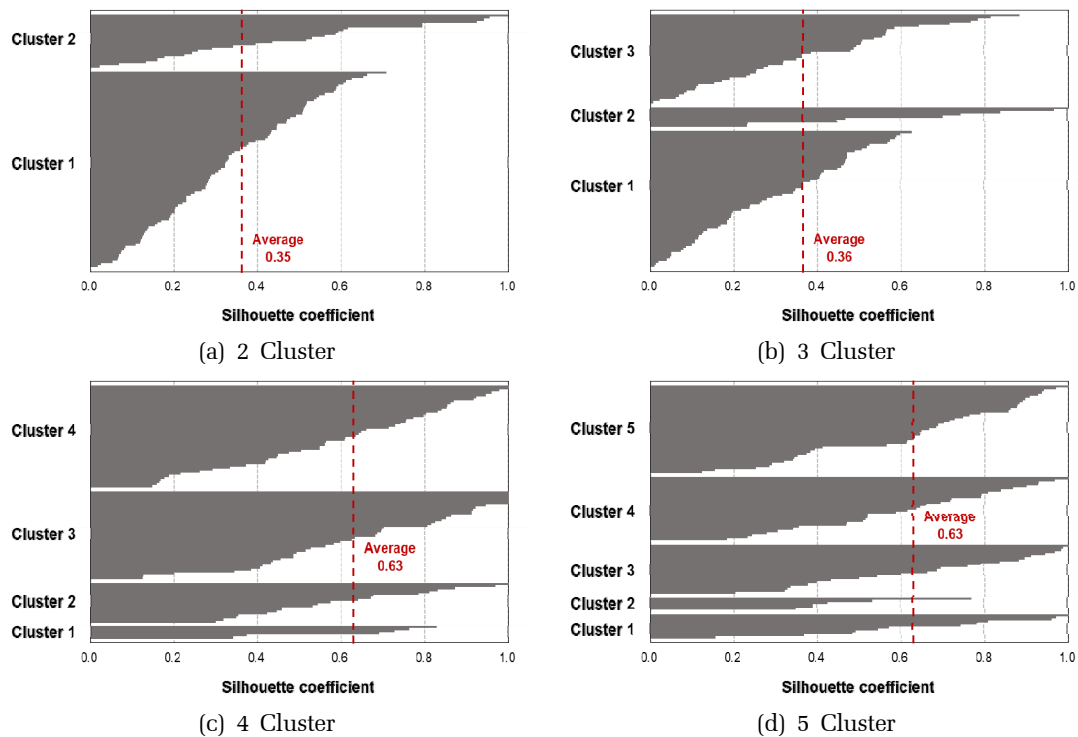


Fig. 6. Silhouette coefficient profile by number of cluster.



있었다. 다만, 군 개수가 5개인 경우 특정 군에서의 평균 실루엣 계수가 낮게 추정되는 것을 볼 수 있다. 적정 군 개수로 4개를 선택하였다.

적정 군 개수 4개를 기준으로 군집을 나눈 뒤, 군집분류에 활용된 물 사용량 지표 및 설문조사 항목들의 특징을 분석한 결과는 다음 Table 6과 같다. 군은 물 사용량에 따라 1군이 가장 많고, 다음으로 2군, 3군, 4군 순서가 되도록 정렬하였다. 1군과 2군의 lpcd는 각각 758.18, 515.02 L/d/person으로 대한민국 평균 및 연구대상지역 평균 lpcd보다 매우 높게 나타났다. 1군의 경우 경제활동을 하고 있는 구성원의 비율은 0.21로 가장 적으나, 평균 가구 구성원수가 3.00명으로 타 군에 비해 크게, 상시 거주 인구 역시 2.17명으로 타 군에 비해 크게 나타났다. 1군으로 분류된 수용가의 경우, 주거 형태가 단독주택인 경우가 많은 것으로(66.66%) 나타났으며, 상시 거주 인구는 모두 70세 이상 노인인 것으로 나타났다. 이를 고려할 때, 1군 수용가의 경우 은퇴한 이후의 세대

가 거주하는 곳으로, 주거지 내 청소, 화단 등에 물 소비량이 많은 수용가로 유추해볼 수 있다. 반면, 2군의 경우 평균 가구 구성원 수(2.89명)는 1군(3.00명)과 유사하게 나타났으나, 경제활동을 하고 있는 구성원의 비율은 0.50으로 가장 크게 나타났다. 2군에 포함된 수용가의 경우 주거 형태가 모두 단독주택으로 나타나, 1군과 같이 물 사용량이 높게 나타나는 원인을 유추해볼 수 있다. 2군의 경우 14시를 전후로 물 사용량이 가장 크게 나타나는 특징을 나타내었는데, 이는 2군에 포함된 수용가의 경우 학생이 거주하고 있는 비율이 높기 때문(57.89%)으로 하교 시간 이후 물 사용량이 급증하는 특징으로 해석된다.

3군은 대한민국 평균 및 연구대상지역 평균 lpcd와 유사한 수준인 311.55 L/d/person의 lpcd를 나타내었다. 3군에 포함되는 수용가는 오전에 10시경에 물 사용량이 가장 많고, 퇴근 시간 이후에 물 사용량이 다시 증가하는 전형적인 배수지 유출 패턴을 나타내었다. 상

Table 6. Characteristics of each cluster

Variable	Cluster				
	1	2	3	4	
Number of sample	6	19	42	49	
lpcd (liter per capita day)	Average (L/d)	758.18	515.02	311.55	99.62
	Standard deviation	253.25	310.33	155.79	69.44
Daily average water consumption per household	Average (L/d)	2,011.81	1,141.93	634.24	206.50
	Standard deviation	205.22	168.75	130.44	103.86
Average maximum time coefficient at 1st peak load	Average	1.95	2.69	2.65	3.98
	Standard deviation	0.56	0.98	0.65	1.63
Average time coefficient at 2nd peak load	Average	1.63	2.08	1.86	2.26
	Standard deviation	0.62	0.59	0.42	0.71
Average time interval between 1st peak and 2nd peak	Average (h)	6.67	6.95	8.24	7.90
	Standard deviation	2.16	1.69	0.82	0.89
Average time coefficient at valley	Average	0.72	1.13	0.77	0.62
	Standard deviation	0.42	0.43	0.39	0.54
Number of household member	Average	3.00	2.89	2.50	2.09
	Standard deviation	1.26	1.45	1.13	1.14
Number of resident member	Average	2.17	1.16	1.21	1.14
	Standard deviation	0.75	1.21	0.68	0.84
Ratio of employed member	Average	0.21	0.50	0.30	0.40
	Standard deviation	0.19	0.35	0.33	0.37
Monthly income	Average	4.67	5.47	4.40	4.55
	Standard deviation	1.21	0.92	2.40	2.15

pp. 149-165

pp. 167-175

pp. 177-186

시 거주 인구로 주부 또는 미취학아동의 비율이 높게 나타나며, 70세 이상 노인 구성원의 비율이 낮게 나타나는 것으로 보아 일반적인 40대 부모의 가정의 비율이 높을 것으로 추정된다.

4군은 가장 낮은 lpcd인 99.62 L/d/person을 나타내었다. 4군은 평균 가구 구성원 수가 2.09명으로, 일부 수용가의 경우 새벽 시간 또는 오후 시간에 전혀 물을 사용하지 않는 경우도 나타났다. 이를 통해 4군에 포함된 수용가의 경우, 노부부 2인으로 구성된 가정

또는 신혼부부가 새롭게 꾸린 가정의 비율이 높을 것으로 추정된다.

1일 평균 물 사용량을 기준으로 물 사용패턴을 분류한 결과는 Fig. 7과 같다. 그림에서 알 수 있듯이 물 사용량에 따라 군이 명확히 분류됨을 확인할 수 있다. 물 사용량 및 물 사용패턴은 상수도 시설을 설계하는데 중요한 요인이 되므로, 인구통계학적 특징을 통해 이를 파악할 수 있다면 시설물을 계획하는데 큰 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다.

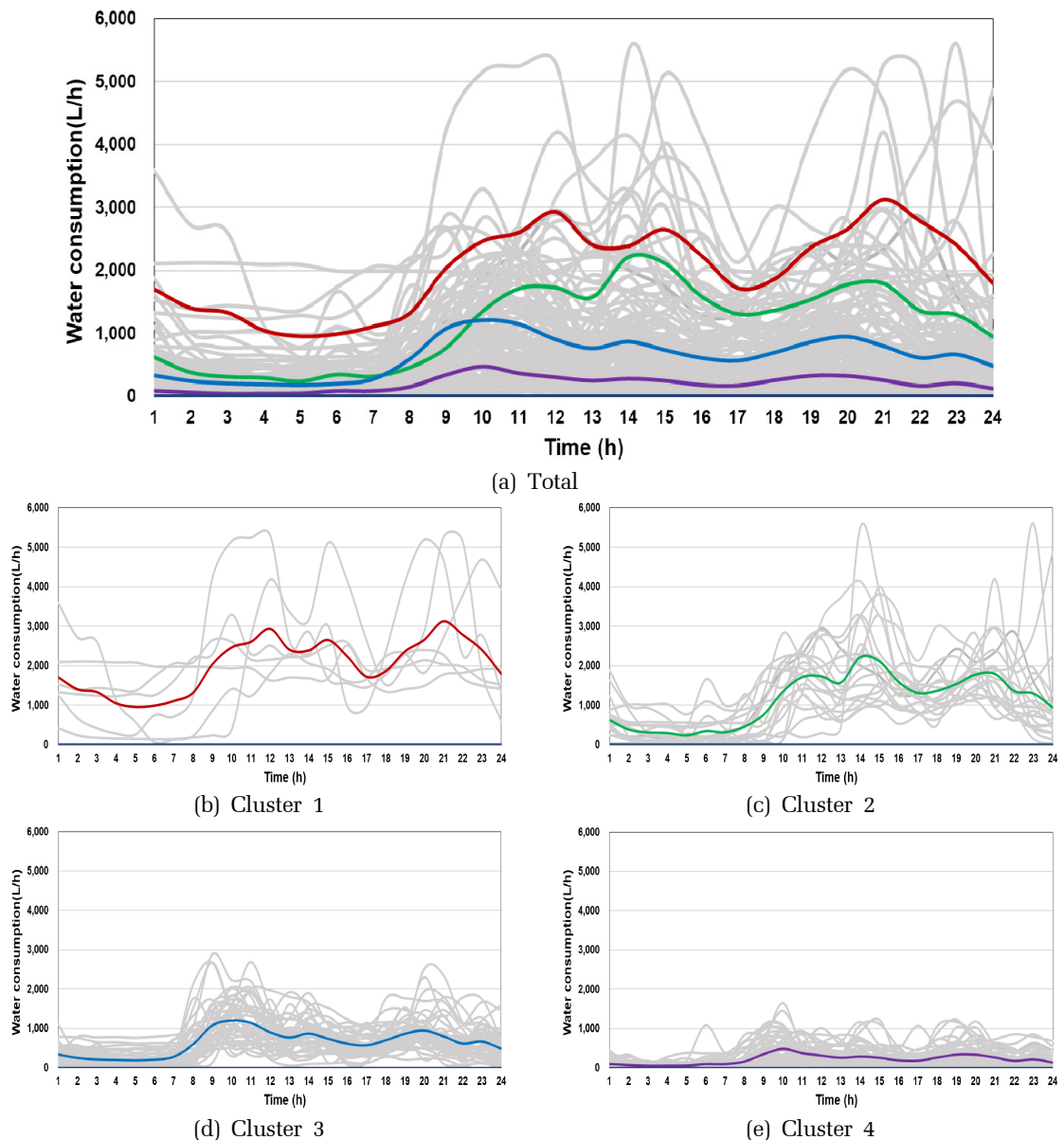


Fig. 7. Water consumption pattern by classified cluster.



3.4 인구통계학적 특성을 고려한 lpcd 추정 결과

본 연구에서 조사된 물 사용량 자료와 인구통계학적 요인들은 물 사용량을 예측하는데 충분히 활용할 수 있는 자료이다. 이에 본 연구에서는 수량화 I류 분석을 통해 인구통계학적 특성에 따른 lpcd를 추정할 수 있는 모델을 개발하였다. 앞서 분류된 군별로 물 사용량과 물 사용패턴이 다르게 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이에 각 군별로 모델식을 다르게 구성하였다. 다음 Table 7은 모델 개발에 활용한 변수를 나타낸다.

다음 Table 8은 각 군별로 개발한 lpcd 추정 모형의 상관계수와 포함된 변수를 나타낸다. 총 4개 모형의

상관계수는 모두 0.74 이상으로서, 각 군별 수량화 모형은 독립변수에 대한 충분한 설명력을 갖는 것으로 나타났다.

수량화모형의 유의성 검정을 위한 분산분석 결과는 Table 9와 같다. 분산분석의 영가설(H_0)은 “모형에 포함된 독립변수들의 계수가 0이다”이며, F값에 대한 유의확률이 유의수준인 0.05보다 작으면 영가설(H_0)이 기각된다. 영가설(H_0)이 기각되면 수량화모형이 적합하다고 판단한다. 수량화모형의 유의성 검정 결과 F값에 대한 유의확률이 모두 0.05보다 작아 통계적으로 유의한 결과를 나타내었다. 따라서 본 연구에서 입력한 독립변수를 통해 개발한 수량화모형은 종속변수를 예측하는데 유용한 결론을 도출한다고 할 수 있다.

Table 7. Variables of lpcd estimation model

Variable		Category	Range
Demographic factors	Number of household member	HM 1	1 ~ 2
		HM 2	3 ~ 4
		HM 3	Over 4
	Number of resident member	RM 1	1 ~ 2
		RM 2	Over 3
	Ratio of employed member	EM 1	Below 0.33
		EM 2	0.33 ~ 0.50
		EM 3	Over 0.50
	Monthly income (Thousand KRW)	MI 1	Below 3,000
		MI 2	3,000 ~ 5,000
		MI 3	Over 5,000

Table 8. Variable of estimation model by stepwise method

Model	Correlation coefficient	Standard error	Included variable	Variable details
1	0.98	80.12	RM2 EM1 MI2	Resident member over 3 Ratio of employed member below 0.33 Monthly income 3,000 ~ 5,000
2	0.75	225.46	HM1 HM2 RM1	Household member 1 ~ 2 Household member 3 ~ 4 Resident member 1 ~ 2
3	0.76	123.72	HM2 RM1 EM2 MI1	Household member 3 ~ 4 Resident member 1 ~ 2 Ratio of employed member 0.33 ~ 0.50 Monthly income below 3,000
4	0.74	61.79	HM1 RM2 MI2 MI3	Household member 1 ~ 2 Resident member over 3 Monthly income 3,000 ~ 5,000 Monthly income over 5,000

다음 Table 10은 수량화모형의 회귀계수에 대한 유의성 검정 결과를 나타낸다. 95% 신뢰수준에서 t검정 통계량의 확률적 표시인 유의확률이 0.05보다 작은 경우, 사용된 독립변수의 회귀계수가 통계적으로 유의하다고 판단한다. 수량화모형에 사용된 회귀계수의

유의성 검정 결과, 모형을 구성하고 있는 모든 독립변수가 통계적으로 유의한 결과를 나타내었다.

수량화 I류 분석을 이용하여 인구통계학적 특성을 설문 등의 조사를 통해 파악할 수 있으면, 이를 통해 lpcd를 예측할 수 있는 모델이 개발되었다. 특히, 본

Table 9. Statistical significance test by ANOVA

	Model	Sum of square	Degree of freedom	Mean square	F value	Significance
1	Regression	307,834.99	3	102,611.66	15.987	0.050
	Residual	12,837.21	2	6,418.60		
	Total	320,672.20	5			
2	Regression	907,955.03	3	323,651.68	6.367	0.005
	Residual	762,476.78	15	50,831.79		
	Total	1,733,431.81	18			
3	Regression	428,702.44	4	107,175.61	7.002	0.000
	Residual	566,351.76	37	15,306.80		
	Total	995,054.20	41			
4	Regression	71,066.46	6	11,844.41	3.102	0.013
	Residual	160,361.57	42	3,818.13		
	Total	231,428.03	48			

Remark) If the significance of F value is less than 0.05, the model is significant at the 95 % confidence level.

Table 10. Statistical significance of regression coefficient test

Model	Independent variable	Unstandardized coefficient	Standardized Coefficient	t-value	Sig.
1	(Constant)	885.44		13.54	0.005
	RM2	-517.89	-1.056	-6.46	0.023
	EM1	89.16	1.082	6.89	0.020
	MI2	-28.12	-0.601	-4.63	0.042
2	(Constant)	194.11		3.49	0.004
	HM1	563.96	0.922	3.54	0.003
	HM2	165.32	0.741	2.23	0.042
	RM1	-103.64	-0.971	-3.98	0.001
3	(Constant)	328.51		6.37	0.000
	HM2	-84.71	-0.659	-3.49	0.006
	RM1	-52.06	-0.438	-2.81	0.010
	EM2	-50.01	-0.416	-2.76	0.011
4	(Constant)	103.15		3.41	0.001
	HM1	50.06	0.536	2.15	0.037
	RM2	-54.29	-0.574	-2.28	0.022
	MI2	49.02	0.520	2.04	0.040
	MI3	-51.01	-0.547	-2.19	0.033

Remark) If the significance of t value is less than 0.05, the coefficient is significant at the 95 % confidence level.



모델에 사용된 변수들은 대부분 간단한 설문조사 등을 통해 손쉽게 확인할 수 있는 자료로써, 자료를 획득하는데 난이도가 낮다고 할 수 있다. 이를 고려할 때 본 연구에서 개발한 인구통계학적 특성에 따른 lpcd 추정 모델은 연구대상지역에서 충분히 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 다만, 본 연구에서 활용한 자료는 특정지역의 겨울 1개월 동안 수집된 자료로서 우리나라 모든 지역에서 조사된 자료를 활용한 것이 아니므로, 향후 스마트 수도미터의 보급과 함께 전국적으로 시행되고 있는 인구조사자료를 연결하여 본 연구에서 적용한 방법론을 동일하게 적용하면 전국 단위에도 적용 가능한 모델을 개발할 수 있을 것이라 판단된다. 본 연구에서 도출한 lpcd 예측 모델 4가지는 Eq. 8 ~ Ep. 11과 같다.

$$Y_1 = 885.44 - 517.89 RM_2 + 89.16 EM_1 - 28.12 MI_2 \quad (8)$$

$$Y_2 = 194.11 + 563.96 HM_1 + 165.32 HM_2 - 103.64 RM_1 \quad (9)$$

$$Y_3 = 328.51 - 84.71 HM_2 - 52.06 RM_1 - 50.01 EM_2 + 151.16 MI_1 \quad (10)$$

$$Y_4 = 103.15 + 50.06 HM_1 - 54.29 RM_2 + 49.02 MI_2 - 51.01 MI_3 \quad (11)$$

Y_1 = lpcd of cluster 1 (L/d/person)

Y_2 = lpcd of cluster 2 (L/d/person)

Y_3 = lpcd of cluster 3 (L/d/person)

Y_4 = lpcd of cluster 4 (L/d/person)

HM_1 = Number of household member 1 ~ 2
(if so $HM_1 = 1$, otherwise $HM_1 = 0$)

HM_2 = Number of household member 3 ~ 4
(if so $HM_2 = 1$, otherwise $HM_2 = 0$)

RM_1 = Number of resident member 1 ~ 2
(if so $RM_1 = 1$, otherwise $RM_1 = 0$)

RM_2 = Number of resident member over 3
(if so $RM_2 = 1$, otherwise $RM_2 = 0$)

EM_1 = Ratio of employed member below 0.33
(if so $EM_1 = 1$, otherwise $EM_1 = 0$)

EM_2 = Ratio of employed member 0.33 ~ 0.50
(if so $EM_2 = 1$, otherwise $EM_2 = 0$)

MI_1 = Monthly income below 3,000 thousand KRW
(if so $MI_1 = 1$, otherwise $MI_1 = 0$)

MI_2 = Monthly income 3,000 ~ 5,000 thousand KRW
(if so $MI_2 = 1$, otherwise $MI_2 = 0$)

MI_3 = Monthly income over 5,000 thousand KRW
(if so $MI_3 = 1$, otherwise $MI_3 = 0$)

4. 결 론

본 연구에서는 스마트 수도미터를 통해 원격으로 검침된 물 사용량 자료와 설문을 통해 조사한 인구통계학적 요인을 바탕으로 k-평균 군집분석을 통해 연구대상지역의 물 사용량 및 물 사용패턴을 분류하고, 분류된 군에 따라 인구통계학적인 요인만을 통해 lpcd를 추정할 수 있는 수량화 모델을 개발하였다.

먼저, 검침된 물 사용량 자료의 결측치는 시간계수를 이용하여 보정하였으며, 그 결과 알고 있는 실측값과 보정한 값 사이의 절대평균오차는 2.80%로 나타나 결측치를 잘 보완한 것으로 나타났다. 보정한 물 사용량 자료는 이후 물 사용량 및 물 사용패턴 분류의 기초자료로 활용하였다.

k-평균 군집분석의 적정 군 개수 및 분석 결과의 신뢰성은 실루엣 계수를 통해 확인하였으며, 4개의 군으로 분류할 때 평균 실루엣 계수는 0.63으로 5개의 군으로 분류할 때와 동일한 값을 갖는 것으로 분석되었으나, 각 군별 실루엣 계수는 군을 4개로 분류할 때 그 편차가 더 작게 나타나 군을 4개로 분류하는 것이 합리적이라 판단하였다. 군을 4개로 분류하였을 때 각 군의 평균 실루엣 계수는 모두 0.60 이상으로 나타나, 군 분류의 신뢰성이 있음을 확인하였다. 또한, 분류된 군의 물 사용량을 도시한 결과, 명확하게 물 사용량 및 사용패턴이 분류됨을 확인하여 군집분석 결과의 신뢰성을 검증할 수 있었다.

인구통계학적 요인만으로 lpcd를 추정할 수 있는 수량화 I류 모델의 경우, 모델의 상관계수가 모두 4개 군 모델 모두 0.74 이상으로 나타나, 조사된 자료를 잘 모사할 수 있는 모델이 개발되었음을 확인하였다. 모델의 통계적 유의성, 논리적 타당성 모두 합리적인 것으로 판단된다. 다만, 본 연구에서 활용한 물 사용량 자료는 특정지역에서 겨울철 1개월 동안 수집된 자료로서, 추가적인 자료 확보가 이루어진 상태에서 본 연구에서 제시한 방법론을 이용하여 더 보완된 모델이 구축된다면, 실제 현장에서 충분히 활용할 수 있

는 모델이 될 수 있을 것이라 판단된다.

물 사용량의 파악 및 물 사용패턴의 분류는 수도사업자에게 여러 가지 면에서 도움이 될 수 있으며, 특히, 상수도관망 운영에 큰 도움이 된다. 첫 번째로는 더 현실적인 상수도 관망 보정이 가능해진다. 실시간 상수도관망 운영의 핵심은 실시간 관망해석에 있다. 그러나 실시간으로 자료를 수신한다고 하더라도 관망 해석을 위해 자료를 입력하고 모델링하는 시간을 고려한다면 이미 그것은 실시간이 아닌 경우가 된다. 기본적으로 물 사용패턴을 알고 있는 상태에서 해당 패턴의 범주에서 움직이는지 여부만을 체크하고 관망해석을 수행한다면 훨씬 더 효율적인 관망해석이 가능해질 것으로 판단된다. 두 번째는 상수도관망 유지관리의 효율성을 높일 수 있다. 특히, 일반적인 물 사용패턴에서 벗어나는 이상치에 대한 유지관리가 용이해진다. 마지막으로 인구통계학적인 요인을 이용하여 물 사용량을 파악하고 물 사용패턴을 분류할 수 있다면, 새로운 급수구역을 설계할 때 큰 도움이 된다.

최근 스마트 수도미터의 보급이 늘어나며, 많은 지역에서 원격으로 물 사용량을 검침하고 있다. 본 연구에서 제안하는 방법론과 연구대상지역에 제안한 방법론을 적용하여 도출된 결과는 향후 스마트 수도미터의 활용성을 증진시키기 위한 다양한 연구에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

사 사

본 연구논문은 서울시립대학교 교내학술연구비(201904301063)에 의하여 지원되었습니다.

References

- Blokker, E., Vreeburg, J. and Van Dijk, J. (2010). Simulating residential water demand with a stochastic end-use model, *J. Water Res. Plan. Man.*, 136(1), 19-26.
- Cardell-Oliver, R., Wang, J. and Gigney, H. (2016). Smart meter analytics to pinpoint opportunities for reducing household water use, *J. Water Res. Plan. Man.*, 142(6), 04016007.
- Cominola, A., Giuliani, M., Castelletti, A., Resenberg, D. and Abdallah, A. (2018). Implications of data sampling resolution on water use simulation, end-use disaggregation, and demand management, *Environ. Modell. Softw.*, 102, 199-212.
- Cominola, A., Giuliani, M., Piga, D., Castelletti, A. and Rizzoli, A. (2015). Benefits and challenges of using smart meters for advancing residential water demand modeling and management: A review, *Environ. Modell. Softw.*, 72, 198-214.
- Creaco, E., Blokker, M. and Buchberger, S. (2017). Models for generating household water demand pulse: Literature review and comparison, *J. Water Res. Plan. Man.*, 143(6), 04017013.
- Di Nardo, A., Di Natale, M., Gargano, R., Giudicianni, C., Greco, R. and Santonastaso, G. (2018). Performance of partitioned water distribution networks under sparial-temporal variability of water demand, *Environ. Modell. Softw.*, 101, 128-136.
- Gargano, R., Di Palma, F., De Marinis, G., Granata, F. and Greco, R. (2016). A stochastic approach for the water demand of residential end users, *Urban Water J.*, 13(6), 569-582.
- Gulisano, V., Almgren, M. and Papatriantafilou, M. (2014). "Online and scalable data validation in advanced metering infrastructure", *In IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, Europe, IEEE, 1-6.
- Gurung, T., Stewart, R., Beal, C. and Sharma, A. (2016). Smart meter enabled informatics for economically efficient diversified water supply infrastructure planning, *J. Clean Prod.*, 135, 1023-1033.
- Kofinas, D., Mellios, N., Papageorgiou, E. and Lapidou, C. (2014). Urban water demand forecasting for the island of skiathos, *Proced. Eng.*, 89, 1023-1030.
- Koo, K., Han, K., Jun, K., Lee, G., Kim, J. and Yum, K. (2021). Performance assessment for short-term water demand forecasting models on distinctive water uses in Korea, *Sustainability*, 13(11), 6056.
- Luciani, C., Casellato, F., Alvisi, S. and Franchini, M. (2019). Green smart technology for water (GST4Water): water loss identification at user level by using smart metering systems, *Water*, 11(3), 405.
- Mayer, P. and DeOreo, W. (1999). Residential end uses of water, American Water Works Association Research Foundation(AWWARF), Denver, CO, United States.
- Osman, M., Abu-Mahfouz, A. and Page, P. (2018). A survey on data imputation techniques: Water distribution system as a use case, *IEEE Access*, 6, 63279-63291.
- Pesantez, J., Berglund, E. and Kaza, N. (2020). Smart meters data for modeling and forecasting water demand at the user-level, *Environ. Modell. Softw.*, 125, 104633.



Shang, F., Uber, J., Waanders, B. and Boccelli, D. (2006). "Real time water demand estimation in water distribution system", In *Water Distribution Systems Analysis (WDSA) 2006*, Cincinnati, OH, United States.

Sonderlund, A., Smith, J., Hutton, C. and Kapelan, Z. (2014).

Using smart meters for household water consumption feedback, *Proced. Eng.*, 89, 990-997.

Yoo, S. and Chae, K. (2001). Measuring the economic benefits of the ozone pollution control policy in Seoul: Results of a contingent valuation survey, *Urban Stud.*, 38(1), 49-60.

pp. 149-165

pp. 167-175

pp. 177-186