

# 빅데이터분석을 통한 도시철도 역사부하 패턴 분석

## Analysis of Electrical Loads in the Urban Railway Station by Big Data Analysis

박 종 영\*  
(Jong-young Park)

**Abstract** - For the efficient energy consumption in an urban railway station, it is necessary to know the patterns of electrical loads for each usage in detail. The electrical loads in an urban railway station have different characteristics from other normal electrical load, such as the peak load timing during a day. The lighting, HVAC, communication, and commercial loads make up large amount of electrical load for equipment in an urban railway station, and each of them has the unique specificity. These loads for each usage were estimated without measuring device by the polynomial regression method with big data such as total amount of electrical load and weather data. In the simulation with real data, the optimal polynomial regression model was third order polynomial regression model with 9 or 10 independent variables.

**Key Words** : Urban railway station, Load pattern, Load estimation, Big data, Polynomial regression

### 1. 서 론

에너지 소비의 효율성 향상이 중요해지면서, 많은 전력을 사용하고 있는 도시철도 전력부하의 중요성도 더 높아졌다. 도시철도에서 소비하는 전력부하는 크게 차량부하와 역사부하(고배용 부하)로 나눌 수 있다[1]. 침두부하 저감 및 소비 전력량 감소를 위하여 도시철도에서 사용하는 전력부하를 제어 또는 조절을 하는 경우, 차량부하는 차량의 운행일정에 따라 결정되기 때문에 변경하는 것이 어렵다. 따라서 역사부하에 부하차단을 시행하거나 에너지저장장치(Energy Storage System, ESS)를 연계하여 부하를 운영하는 방법이 제안되고 있다.

ESS의 설치와 유지에 필요한 비용으로 인하여, ESS 설치 없이 역사부하 차단을 통하여 전력요금을 절감하는 방법들이 제안되고 있다. 침두전력이 순간적으로 발생하여 전력 비용이 상승하는 것을 막기 위해 제어 가능한 부하를 선정하고 시뮬레이션을 통하여 제어 효과를 분석하였다[2]. 또한 침두전력 제어를 위하여 도시철도 변전소의 계절, 시간대에 따른 용도별 부하의 특성을 분석하였으며[3], 도시철도 역사부하에서 차단이 가능한 부하와 불가능한 부하를 측정하여, 부하차단량을 최소로 하면서 수요자원시장과 연계하여 전력요금을 낮출 수 있는 방법을 제안하였다[4].

전력요금을 절감하는 방법으로 ESS와 연계하는 방법들도 연구되었는데, 도시철도 전력부하의 침두 발생 시점이 전력가격의 침두 시간대와 다르다는 특성을 이용하여 도시철도 변전소에 ESS를 설치하여 전기요금을 낮추는 방법이 제안되었다[5]. 전력요금

절감을 위해서는 ESS의 경제성 분석이 필요한데, ESS를 침두부하 및 전력사용량 감소에 활용할 때의 경제성을 현재가치법(net present value, NPV)을 사용하여 분석하였다[6]. 그리고 수요자원시장에 도시철도 전력부하가 참여하였을 때 ESS를 이용하여 확보 가능한 용량과 경제성을 연구하였다[7].

이렇게 부하 관리를 포함한 효율적인 전력에너지 사용을 위하여 도시철도시스템 분야에서도 신재생에너지원, ESS의 적용이나 스마트그리드 기술 및 에너지관리시스템(Energy Management System, EMS)의 적용에 대한 연구 및 실증이 이루어지고 있다 [8-10].

지금까지 살펴본 도시철도 역사부하 전력소비의 효율성을 향상하기 위한 방법을 적용하려면 전력부하의 구성을 상세하게 파악하는 것이 필요하다. 또한 전력비용을 절감하기 위해 수요자원시장과 연계하는 것이 효율적인데, 차단 가능한 용량을 산정하기 위해서는 각 용도별 전력 사용량이 어떻게 되는지 알 필요가 있다. 이를 위해서 배전반에 계측기를 설치하여 측정할 수도 있지만, 계측기를 추가 설치하면 설치나 유지보수 비용 때문에 경제성을 확보하기가 어려울 수 있다. 따라서 추가적인 계측을 최소화하면서 부하를 분석할 수 있는 방법이 있다면 바람직하다.

이와 관련된 기술로 전력부하에 대한 빅데이터 분석 방법이 있는데, 신경회로망 기법을 이용하여 풍력발전량과 전력가격에 대한 단기예측을 수행하고 기법 간의 특성을 분석하였다[11]. 또한 도시철도부하에 대해서도 분석이 이루어졌는데, 직류 도시철도부하의 일별 유사성을 이용하여 향후 15분 평균전력을 예측하는 기법을 제시하면서, 주변 변전소의 부하패턴을 고려하여 보정한 신경망 모델을 이용하여 정확도를 높였다[1].

본 논문에서는 도시철도 변전소에서 실제로 측정된 부하 데이터를 분석하여 도시철도 부하의 특성을 파악하였다. 분석 내용은 차량부하에 비해 역사부하의 크기가 어떻게 되는지, 역사부하 중

\* Corresponding Author: Smart Electrical & Signaling Division, Korea Railroad Research Institute, Korea.

E-mail : jypark@krii.re.kr

Received : January 22, 2018; Accepted : February 5, 2018

**표 1** 역사부하 중 각 용도별 전력 부하의 하루 전력사용량 (2017년 7월 데이터 일평균)

**Table 1** Electrical loads for each usage in railway station equipments during a day

부하종류	전력사용량(kWh)	비율(%)
조명	504.3	28.85
공조	338.6	19.37
통신기계실	162.2	9.28
상가	141.7	8.11
전파기지국	138.3	7.91
UPS	102.2	5.85
PSD(안전문)	82.1	4.70
에스컬레이터	76.3	4.37
역무	52.5	3.00
방향상선	50.1	2.87
광고판	41.5	2.38
보일러	21.6	1.23
엘리베이터	20.3	1.16
화재수신반	13.9	0.80
물탱크실,집수정	1.6	0.09
비상콘센트	0.7	0.04
서터	0.1	0.01
총합	1747.9	100.0

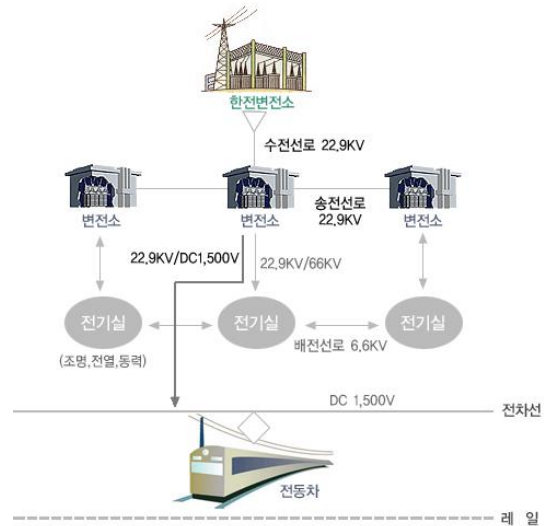
조명이나 공조 등 각 용도별 부하량이 어떻게 되는지 분석하였다. 그리고 빅데이터를 활용한 기계학습을 적용하여, 역사부하의 전체 소비량을 알고 있을 때, 각 용도별 부하 소비량이 어떻게 되는지 추정하였다.

**2. 도시철도 역사부하 분석**

도시철도의 전기설비는 수변전설비, 송배전설비, 정거장전기설비, 전차선설비, 원방제어설비로 구분할 수 있다[12]. 수변전설비를 통하여 한국전력공사의 변전소에서 도시철도 변전소까지 연결되며, 송배전설비는 지하철 변전소들 사이를 연결하는 연락송전선로와 각 역사의 전기실을 연결하는 배전선로를 말한다. 정거장 전기설비는 역사에서 사용하는 조명, 공조, 동력설비 등을 말하며 전차선설비는 전동차에 전기를 공급하는 설비로서 지하부설비와 지상부설비가 있다. 본 논문에서는 정거장전기설비와 전차선설비에서 사용하는 전력을 각각 역사부하와 차량부하로 정의한다. 원방제어설비는 위에서 언급한 모든 전기설비를 제어하는 설비로서 종합관제실에서 통제할 수 있는 설비를 말한다. 그림 1은 도시철도 변전소와 관련된 전력계통의 구조이다.

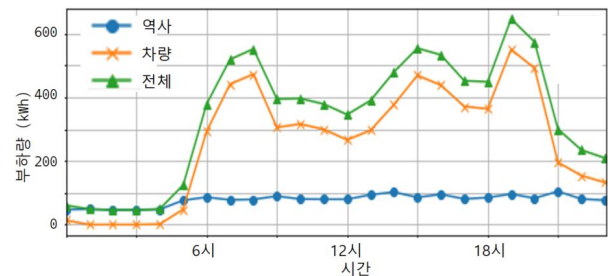
본 논문에서는 지역 도시철도공사 역사 중 변전소가 설치되어 있는 역사의 실제 부하를 분석하였다.

도시철도 전력부하의 특징 중 하나는 하루 중 첨두부하가 발생하는 시간대가 일반 전력부하와 다르다는 것인데, 첨두부하가 차량운행횟수가 많은 출퇴근 시간대에 나타나게 된다. 그림 2는 평일 도시철도 전력부하의 일부하의 한 예를 나타내고 있다.



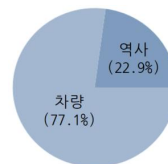
**그림 1** 도시철도 변전소 전력계통의 구성[12]

**Fig. 1** Structure of power system of urban railway station [12]



**그림 2** 하루 중 도시철도 전력부하량 (2017년 7월 18일)

**Fig. 2** Daily load of the railway station



	사용량(kWh)	비율(%)
차량	6290.8	77.1
역사	1865.2	22.9
합계	8156.0	100.0

**그림 3** 하루 중 역사부하량과 차량부하량 비율(2017년 7월 18일)

**Fig. 3** Proportion of electrical loads between railway station equipments and rolling stocks

그림 2에서 아침 출근 시간대인 오전 8시와 저녁 퇴근 시간대인 오후 7시에 첨두부하가 나타남을 볼 수 있다. 그리고 도시철도 부하량의 많은 부분을 차량부하가 차지하고 있음을 볼 수 있다. 이 둘의 비율을 그래프로 살펴보면 그림 3과 같다. 이 구성 비율은 지역에 따라서 다양한데, 예를 들어 수도권 도시철도에서 역사부하량이 차지하는 비율은 30~40%이다 [13].

역사부하 중 각 용도별 전력 사용량(2017년 7월 평균)을 표 1

에 나타내었다. 가장 용량이 큰 부하로서 조명과 공조에 사용하는 부하가 각각 28.9와 19.4 %를 차지하였다. 그 외에 통신기계실, 상가부하, 전파기지국의 순으로 큰 용량을 차지하였다.

그림 4는 용도별 부하들 중 사용량이 큰 주요 부하들의 전력 사용량이 하루 동안 어떻게 변하는지 보여주고 있다. 가장 용량이 큰 조명부하는 운영시간 동안에는 변화가 거의 없었으며, 이에 비해 공조부하는 시간대별로 변화가 큰 것을 확인할 수 있다. 상가부하는 일반 전력부하와 비슷한 패턴을 보였으며, 통신기계실과 전파기지국에서 사용하는 부하는 변동이 크지 않고 거의 일정한 값을 나타냈다. 본 논문에서는 용량이 큰 부하들 중에서 하루 중 변동량이 작지 않은 조명, 공조, 상가 부하를 대상으로 분석하였다.

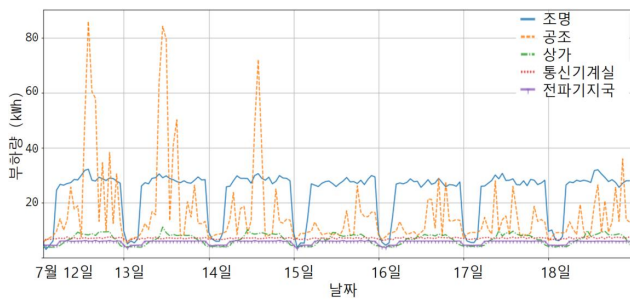


그림 4 하루 중 역사부하의 용도별 전력부하량(2017년 7월 12~18일)

Fig. 4 Loads of electrical loads for each usage

도시철도의 전력부하는 평일과 주말에 다른 패턴을 나타낸다. 이를 분석하기 위해 2017년 1월부터 7월까지의 전력사용량 데이터에 대해 평일과 주말로 구분하여 시간대별 평균값을 조사하였다. 그림 5는 조명, 공조, 상가부하의 평일과 주말 시간대별 평균을 나타내고 있다. 차량부하를 제외한 역사부하만 보더라도 평일의 부하가 주말보다 크다는 것을 알 수 있다. 그림 6은 7월 중 용도별 부하의 평일과 주말의 일일 전력사용량 평균값을 나타내고 있으며, 평일과 주말에 소비하는 전력량과 패턴을 비교할 수 있다.

지금까지 살펴본 바와 같이 역사부하 중 용량이 크고 변동이 있는 용도별 부하에는 조명, 공조, 상가 부하가 있다. 이 중 조명 부하는 지하철 운영 시간 동안에는 변화량이 크지 않았고, 상대적으로 공조부하는 그 변화량이 컸다. 상가부하는 일반적인 전력 부하와 비슷한 패턴을 나타내었다.

이러한 특성들은 부하를 운영, 관리하는데 중요한 정보이다. 예를 들어 도시철도 역사 부하를 통하여 수요자원시장에 참여하는 경우, 계약용량 등을 산정하는데 필요한 정보이다. 또한 에너지 절감 활동을 할 때에도 어떤 종류의 부하에 집중할지 등을 판단할 수 있는 근거가 된다.

그런데 이러한 정보를 얻기 위해 계측기 등을 추가 설치하는 것은 비용이나 유지관리 면에서 비효율적일 수 있다. 따라서 이미 측정하고 있는 철도 변전소 데이터를 활용하여 부하별 전력사용량을 추정하는 방법을 알아보하고자 한다.

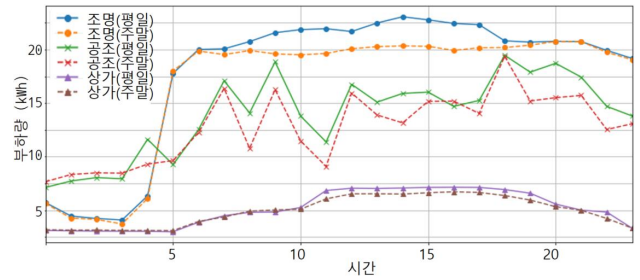


그림 5 역사부하 용도별 전력부하량의 평일과 주말 시간별 평균값의 일변화 (2017년 1월~7월)

Fig. 5 Daily loads curve of electrical loads for each usage

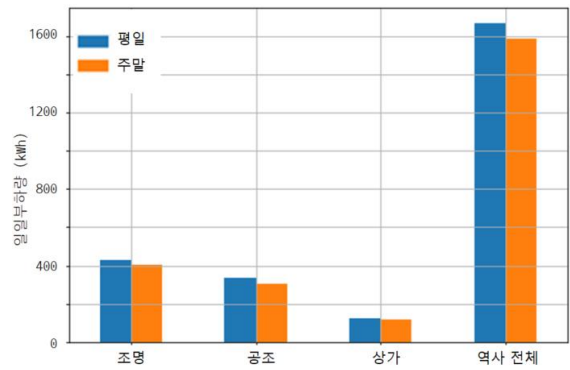


그림 6 7월 중 역사부하 평일과 주말 용도별 일일 전력사용량 평균값(2017년 1월~7월)

Fig. 6 Average daily values of electrical energy for each usage in weekdays and weekends

	평일	주말
조명	425.8 kWh	402.0 kWh
공조	335.2 kWh	307.0 kWh
상가	123.2 kWh	118.0 kWh
역사부하 전체	1663.4 kWh	1582.6 kWh

### 3. 회귀분석을 통한 용도별 부하 추정

#### 3.1 용도별 부하의 특성 분석

앞 장에서 분석한 결과에 따라서 본 논문에서는 역사부하 중 조명, 공조, 상가 부하에 대해서 분석을 하였다. 용도별 부하의 추정을 위하여 기계학습 모델을 적용하였는데, 추정하고자 하는 데이터가 연속형 수치데이터이므로 그런 데이터에 적합한 회귀분석으로 접근하였다.

목표변수(종속변수)는 각 용도별 부하량으로 하였으며, 회귀분석을 위한 독립변수로 역사부하 전체 전력사용량과 그 변동량을 적용하였다. 그 외에 공공데이터로서 기후 데이터(기온, 강수량, 미세먼지 농도(PM10, PM2.5), 일평균기온, 일최고/최저기온, 일강

수량), 일시 데이터(시간, 요일, 특수일(공휴일 등인지의 여부))를 적용하였다. 이러한 공공데이터들은 설비를 별도로 설치하지 않고 어렵지 않게 구할 수 있으면서도 전력사용량과 관계가 있을 것으로 판단하여 포함하였다. 추후 연구를 통하여 전력사용량에 영향을 미칠 수 있는 독립변수를 추가할 수 있을 것이다.

기계학습 모델 학습을 위해 우선 탐색적 데이터 분석(EDA, Exploratory Data Analysis)을 수행하였다. 이를 위하여 데이터의 여러 가지 특성들 간 상관관계를 시각적으로 확인하였다. 각 변수 쌍별로 상관관계를 산점도 그래프로 나타내면 이상치 존재 여부, 데이터 분포, 데이터 간 관계를 시각적으로 탐색할 수 있다.

그리고 두 변수 간의 상관관계를 상관행렬로 나타낼 수 있는데, 상관행렬은 피어슨곱-모멘트 상관계수를 포함하는 제곱행렬이다[14]. 상관계수를 수식으로 나타내면 (1)과 같은데, 이것은 두 변수 간의 선형 의존성을 측정할 값으로서 -1과 1 사이의 범위에 존재한다.  $r=1$ 이면 두 변수는 완전한 양의 상관관계를 갖는 것이며,  $r=0$ 이면 변수 간에 아무런 상관관계가 없는 것이고,  $r=-1$ 이면 두 변수는 완전한 음의 상관관계를 갖는 것이다. 피어슨 상관계수는 두 변수  $x$ 와  $y$  간의 공분산을  $x$ 와  $y$ 의 표준편차의 곱으로 나눔으로써 계산할 수 있다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n [(x^{(i)} - \mu_x)(y^{(i)} - \mu_y)]}{\sqrt{(x^{(i)} - \mu_x)^2} \sqrt{(y^{(i)} - \mu_y)^2}} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1)$$

여기에서

$\sigma_{xy}$  : 두 변수  $x$ 와  $y$  간의 공분산

$\sigma_x, \sigma_y$  :  $x$ 와  $y$  각각의 표준편차

그림 7은 공조부하와 다른 데이터 간의 산점도를 나타낸 그래프이고, 그림 8은 상관행렬을 숫자와 색으로 나타낸 그림이다. (여기에서는 모든 독립변수가 아닌 주요 독립변수에 대한 그림을 나타내었다.) 그림 7에서 공조전력 사용량과 전력사용량의 산점도 그래프(7행 2열)를 보면 두 데이터가 양의 상관관계를 가지고 있는 것을 알 수 있으며, 그림 8에서 그 상관관계는 0.759임을 확인할 수 있다. 같은 방식으로 시간이나 기온, 미세먼지 농도 등과의 상관관계를 확인할 수 있다.

이러한 분석을 통하여 독립변수들이 목표변수인 각 용도별 부하들과 어떠한 상관관계를 가지는지 분석하였으며, 그 상관계수를 그림 9에 정리하였다.

결과를 보면 부하종류에 상관없이 전력사용량과 큰 상관관계를 나타내었다. 하지만 조명과 상가 부하량은 하루 중 시간대와 큰 상관관계를 나타내는데 반해, 공조 부하량은 전력변동량과 큰 상관관계를 나타내었다. 이는 그림 5에서 살펴볼 수 있듯이, 공조 부하가 다른 부하와는 달리 일과 시간 중에도 변화량이 크기 때문일 것이다. 이밖에 공조부하량은 미세먼지 농도인 PM10, PM2.5의 값과 상대적으로 높은 상관관계를 보였는데, 이는 철도 운영기관에서 공조부하를 미세먼지 농도에 연동하여 운전하고 있기 때문일 것이다. 이처럼 용도별 부하들은 그 특성에 따라 독립 변수들과의 상관관계가 다른 특성을 나타냄을 확인할 수 있다.

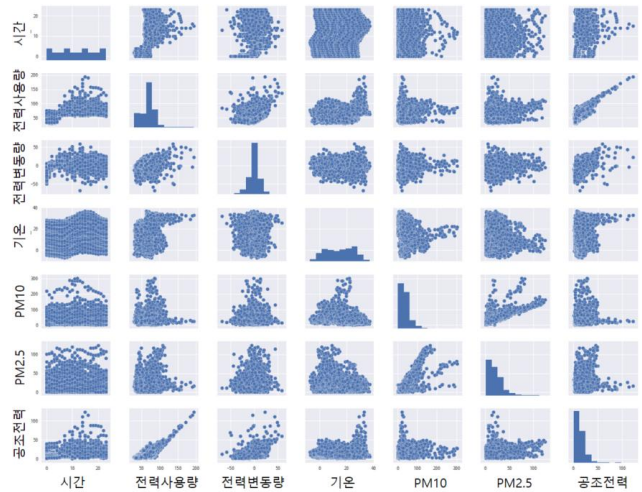


그림 7 공조부하와 다른 데이터 간의 산점도  
Fig. 7 Scatter plots between HVAC load and other independent variables

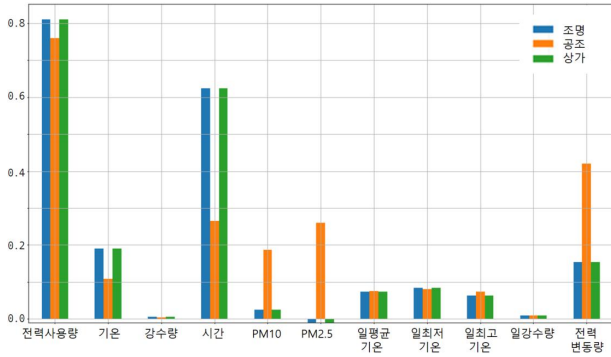


그림 8 공조부하와 다른 데이터 간의 상관행렬  
Fig. 8 Correlation coefficient matrix between HVAC load and other independent variables

### 3.2 용도별 부하량의 추산

서론에서 언급한 것처럼 용도별 부하량을 파악함으로써 침투 부하를 관리하거나 부하를 효율적으로 소비할 수 있다. 현재 변전소별로 역사부하의 총량이 측정되고 있으며, 본 논문에서 역사 부하의 총량과 다른 공공데이터 데이터를 활용하여 용도별 부하량을 추정하는 방법을 알아보겠다.

각 용도별 부하량은 연속형 변수이며 이를 추산하는 방법에는 회귀 모델이 적합하다. 선형회귀는 훈련 데이터의 샘플 관측값들에 대하여 최적-피팅 곡선을 찾는 것이라 할 수 있다. 최적-피팅 곡선은 샘플 관측값들과의 수직 거리의 제곱합을 최소화하는 순위형 최소제곱(Ordinary Least Square, OLS) 방법을 사용하였다.



	조명	공조	상가
전력사용량	0.811	0.759	0.811
기온	0.191	0.109	0.191
강수량	0.006	0.004	0.006
시간	0.624	0.264	0.624
PM10	0.025	0.187	0.025
PM2.5	-0.010	0.259	-0.010
일평균기온	0.073	0.076	0.073
일최저기온	0.085	0.080	0.085
일최고기온	0.063	0.074	0.063
일강수량	0.010	0.009	0.010
전력변동량	0.153	0.420	0.153

그림 9 독립변수들과 각 용도별 부하들 사이의 상관계수

Fig. 9 Correlation coefficients of independent variables and electrical loads for each usage

이는 (2)의 비용함수  $J(\omega)$ 를 최소화하는 가중치, 즉 모델을 찾는 문제라 할 수 있다.

$$J(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2 \quad (2)$$

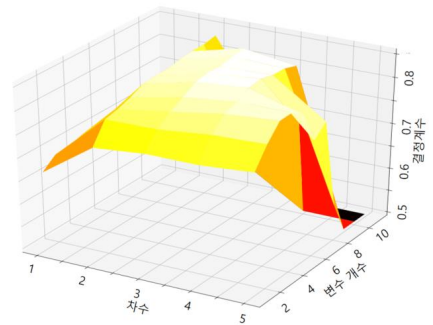
여기에서

$$\hat{y} : \text{예측값 } \hat{y} = \omega^T x$$

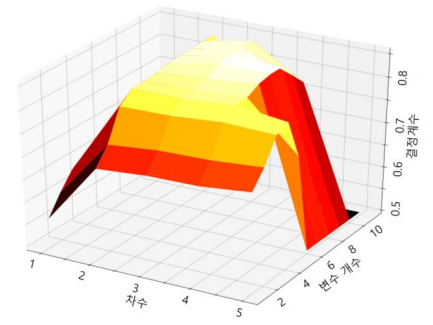
본 논문에서는 독립변수와 목표변수인 용도별 부하량 데이터 간에 다항회귀분석을 적용하기 위해 파이썬(Python) 프로그래밍 언어의 사이킷런(scikit-learn) 라이브러리를 사용하였다[14].

회귀분석을 적용함에 있어, 어떠한 독립변수를 적용하는지와 몇 차의 다항회귀분석을 적용하는지에 따라 그 예측값의 정확도가 달라지게 된다. 조명, 공조, 상가 부하 세 가지 모두 전력사용량과 큰 상관관계를 갖지만, 전력변동량은 공조부하와 큰 상관관계를 갖는다. 이렇게 추산하고자 하는 용도별 부하에 따라 적용하는 독립변수가 달라져야 좋은 결과를 얻을 수 있다. 또한 다항회귀분석을 적용할 때 상관관계가 높지 않은 변수를 적용하여 모델을 만들 경우 오히려 결과가 나빠지게 된다.

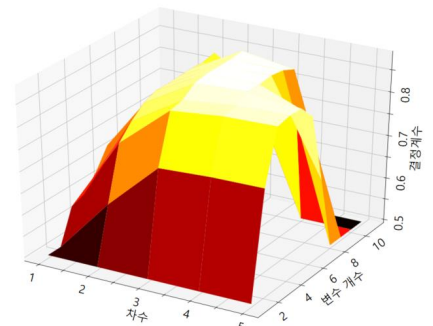
이러한 이유로 인해 조명, 공조, 상가 각각의 부하량을 추산하기 위한 다항회귀분석을 할 때, 어떤 독립변수들을 가지고 몇 차의 다항회귀분석을 해야 하는지 분석하였다. 이를 위하여 부하



(a) 조명부하



(b) 공조부하



(c) 상가부하

그림 10 조건에 따른 회귀모델의 결정계수

Fig. 10 Coefficient of determination according to each condition

데이터의 70%를 학습데이터로 하여 모델을 구성하고, 구성된 모델을 나머지 30%의 데이터로 평가하였다. 각 종류별 부하에 대하여 독립변수는 그림 9에서 구한 값들을 기준으로 상관관계가 높은 변수들부터 차례대로 정해진 개수만큼 적용하며 모델을 비교하였다.

조건에 따른 모델의 성능을 비교하기 위하여 각 모델에 대하여 결정계수  $R^2$ 를 구하여 비교하였다. 결정계수(coefficient of determination)는 추정된 선형 모델이 주어진 자료에 적합한 정도를 재는 척도이며, 식 (3)을 통하여 구할 수 있다. 결정계수는 0에서 1 사이의 값을 가지며, 목표변수와 독립변수 사이에 상관관계가 높을수록 1에 가까운 값을 가진다. 따라서 모델에 따른 결정계수가 0에 가까울수록 유용성이 낮으며, 결정계수의 값이

**표 2** 용도별 각 부하에 대한 다항회귀분석 최적 조건 및 평가 점수

**Table 2** The optimal regression model and the coefficient of determination for each load usage

부하	차수	독립변수 개수 및 독립변수	결정계수
조명	4	6개('전력사용량', '시간', '기온', '전력변동량', '일최저기온', '일평균기온')	0.8536
공조	3	10개('전력사용량', '전력변동량', '시간', 'PM2.5', 'PM10', '기온', '일최저기온', '일평균기온', '일최고기온', '일강수량')	0.8550
상가	3	9개('전력사용량', '시간', '기온', '전력변동량', '일최저기온', '일평균기온', '일최고기온', 'PM10', '일강수량')	0.8834

클수록 유용하다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \bar{y})^2} \quad (3)$$

여기에서

$\hat{y}$  : 모델에 의해 구한 예측값

$\bar{y}$  : 실제 평균값  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y^{(i)}$

그림 10은 조명, 공조, 상가 부하에 대하여 독립변수의 개수와 모델의 차수를 다르게 하여 회귀모델을 구성했을 때 결정계수를 그래프로 나타낸 것이다. 시각적 편의를 위하여 결정계수가 0.5 이하인 경우는 0.5로 치환하였으며, 결정계수가 높을수록 밝은 색으로 표시하였다. 표 2는 가장 부하별로 결정계수가 가장 높은 변수 개수와 차수, 즉 최적 모델을 구성하는 조건을 나타낸 것이다.

세 가지 종류의 부하에 대하여 모델 조건에 따른 결정계수의 경향은 다르게 나타났지만, 결정계수의 최댓값은 0.85 이상의 값을 나타내었다. 세 가지 부하 모두 모델에서 3차 정도의 다항함수로 모델링했을 때 높은 결정계수를 나타내었으며, 변수는 상관계수가 높은 변수부터 순서대로 9개 내지 10개의 변수를 사용하였을 때 높은 결정계수를 나타내었다. 참고로 조명부하의 경우, 3차로 모델링했을 때 9개의 독립변수를 적용하면 0.8534의 값으로 최댓값에 근접한 값을 나타내었다. 일반적으로 0.65 이상의 결정계수 값을 가지면 회귀식을 잘 설명한다고 하는데, 본 논문에서 살펴본 세 가지 부하의 경우 모두 0.85 이상의 값을 나타내었다.

#### 4. 결 론

지금까지 도시철도에서 사용되는 전력부하를 효율적으로 관리하기 위하여 도시철도변전소의 전력부하에 대한 특성을 알아보았

다. 일반적인 전력부하와 다르게 도시철도의 전력부하는 출퇴근 시간에 해당하는 오전 8시나 오후 7시에 첨두부하가 나타난다. 크게 역사부하와 차량부하로 나뉘는데, 대상 도시철도 변전소의 경우 차량부하를 포함한 부하 전체에서 역사부하가 전체의 4분의 1 정도를 차지하였다. 역사부하 중에서 큰 비중을 차지하는 용도별 전력부하에는 조명, 공조, 통신, 상가 부하 등이 있었다. 각 용도별 부하들은 다양한 특성을 나타내었는데, 조명 부하는 운영시간 동안에는 큰 변화가 없었으며 공조 부하는 상대적으로 시간대별 변화량이 컸다. 통신 부하는 하루 중 변화량이 거의 없었고, 상가 부하는 일반적인 전력부하와 비슷한 일변화를 나타내었다.

본 논문에서는 용도별 전력부하 중에서 용량이 크고 하루 중 시간대별로 사용량이 변하는 조명, 공조, 상가 부하에 대해서 그 값을 추정할 수 있는 방법을 알아보았다. 현재 변전소에서 소비되는 전력의 양이 집계되고 있고, 전동차 운행 스케줄을 알기 때문에 역사부하 전체 전력사용량과 구할 수 있는 공공데이터에 빅데이터 분석 기법을 적용하여 각 용도별 전력사용량을 추정하였다.

우선 용도별 전력사용량과 여러 독립변수들과의 상관계수를 구한 다음, 다항회귀분석기법을 적용하여 용도별 전력사용량을 추정할 수 있는 회귀모델을 구성하였다. 이때 모델을 구성하는 조건에 따라 모델의 유용성을 나타내는 결정계수의 값이 달라졌다. 부하의 종류에 따라 각 독립변수와 부하 사이의 상관계수가 다른 값을 보였는데, 예를 들어 미세먼지 농도는 조명, 상가 부하에 비해 공조부하와 상관계수가 상대적으로 높았다. 부하 종류별로 높은 결정계수를 갖는 회귀모델 구성 조건을 구한 결과, 9개 정도의 독립변수에 대하여 3차 다항식으로 회귀모델을 설정했을 때 결정계수가 가장 큰 값을 가졌다. 본 논문에서 살펴본 기법 외에도, 부하의 용도별로 그 사용량을 더 정확하게 추정할 수 있는 기법을 찾는 연구와 적용 사례를 확장하여 추정 모델의 유용성을 검증하는 것이 필요할 것이다.

#### 감사의 글

본 연구는 한국철도기술연구원 주요사업의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

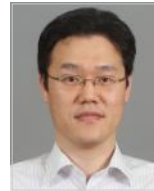
#### References

- [1] Han-Su Kim and Oh-Kyu Kwon, "Power demand forecasting in the DC urban railway substation," *Trans. of KIEE*, Vol. 63, No. 11, pp. 1608-1614, Nov. 2014.
- [2] Seungmin Jung, Hansang Lee, Jun-Hwan Kim, Gilsoo Jang, Sae-Hyuk Kwon, Hosung Jung, and Hyingchul Kim, "A study about load control techniques for peak power management for DC urban railway system", *2012 KIEE Fall Conf.*, pp. 1504-1505, 2012.
- [3] Yong-Joo Jeon, Yu-Kyung Lee, Kwang-Woo Jo, and

Sung-Uk Lee, "A study on the peak energy reduction with load pattern analysis in Electric railway system", *2006 KSR Spring Conf.*, pp. 11-15, 2006.

- [4] Jae-Haeng Heo, Hyungchul Kim, Seungkwon Shin, Jong-young Park, and Hyeongig Kim, "The Optimal load curtailment of urban railway load," *Trans. of KIEE*, Vol. 65, No. 9, pp. 1610-1617, Sep. 2016.
- [5] Jae-Haeng Heo, Seungkwon Shin, Jong-young Park, and Hyeongig Kim, "Study on the optimal operation of ESS considering urban railway load characteristic," *Trans. of KIEE*, Vol. 64, No. 10, pp. 1508-1516, Oct. 2015.
- [6] Jong-young Park, Jae-Haeng Heo, Seungkwon Shin, and Hyungchul Kim, "Economic evaluation of ESS in urban railway substation for peak load shaving based on net present value," *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 12, no. 2, pp. 981-987, Mar. 2017.
- [7] Jong-young Park, Jae-Haeng Heo, Hyeongig Kim, Hyungchul Kim, and Seungkwon Shin, "Economic evaluation of ESS applying to demand response management in urban railway system," *Trans. of KIEE*, Vol. 66, No. 1, pp. 222-228, Jan. 2017.
- [8] Seungkwon Shin, Hosung Jung, Hyungchul Kim, and Jinho Kim, "Study on HVDC application in AC power grid for Korean railway," *ISGC&E 2013*, July 2013.
- [9] Hosung Jung, Hyungchul Kim, Seungkwon Shin, Kiyong Yoon, Jae-moon Kim, and Yang-su Kim, "Installation of power monitoring system for load pattern analysis on DC urban transit system," *ISGC&E 2013*, July 2013.
- [10] Hansang Lee, Seungmin Jung, Hosung Jung, Hyungchul Kim, and Gilsoo Jang, "Power management for electric railway system to reduce the railway operating cost," *2012 KIEE fall conf.*, pp. 411-413, 2012.
- [11] Michael Negnevitsky, Paras Mandal, and Anurag K. Srivastava, "Machine learning applications for load, price and wind power prediction in power systems," *ISAP Conf. 2009*, pp. 1-6, Nov. 2009.
- [12] Website of Gwangju Metropolitan Rapid Transit Corporation: <https://subway.gwangju.go.kr/>
- [13] Yeon-Po Jung, Jin-Young Kim, Dong-Ho Song, Ji-Hyun Song, Bong-Wan Kang, and Sung-Hee Park, "Study on effect verification way of energy saving system in the urban railway station", *2016 KSR Fall Conf.*, pp. 363-368, 2016.
- [14] Sebastian Raschka, *Python Machine Learning*, Packt Publishing Ltd., 2015.

## 저 자 소 개



### 박 종 영 (Jong-young Park)

1976년 8월생. 1999년 서울대학교 전기공학부 졸업. 2007년 동 대학원 전기컴퓨터공학부 졸업(공학박사). 2007~2009년 한국전기연구원. 2009년~2013년 LS산전. 2013년~현재 한국철도기술연구원 스마트역사연구팀 선임연구원.

Tel: 031-460-5731

Fax: 031-460-5749

E-mail : jypark@krri.re.kr