

스마트그리드 빅데이터 기반 지역별 배전선로 부하손실 분석

조재훈* · 이해성** · 임한민** · 이병성** · 문채주***

Regional Analysis of Load Loss in Power Distribution Lines Based on Smartgrid Big Data

Jae-Hun Cho* · Hae-Sung Lee** · Han-Min Lim** · Byung-Sung Lee** · Chae-Joo Moon***

요약

전력 계통에서 발생하는 부하손실은 전기품질 수준을 평가하는 지표로 활용되지만, 국내외 전력 유틸리티들의 수익 창출을 방해하는 가장 큰 요인이 된다. 따라서 전력 계통에서 발생하는 부하손실에 대한 정확한 분석은 매우 중요하다. 그러나 빠르게 증가하는 분산전원 연계로 인해 배전계통의 변동성이 증가하여 정확한 손실량을 계산해내는 것이 점점 어려워지고 있다. 본 논문에서는 분산전원 연계로 인해 배전선로에서 발생하는 부하손실의 더욱 정확한 산정을 위하여 스마트그리드 빅데이터 인프라를 구축하였다. 또한, 스마트그리드 빅데이터의 특성 중 하나인 '불확실성'을 제거하기 위한 데이터 전처리방법을 적용하여, 부하손실 분석의 정확도를 높였다. 본 논문에서 수행한 부하손실 분석 결과는 배전설비 투자계획 또는 안정적인 전력공급 신뢰성과 전력 품질을 유지하기 위한 배전계통 운영계획에 기초자료로 활용될 수 있다.

ABSTRACT

In addition to the assessment measure of electric quality levels, load loss are also a factor in hindering the financial profits of electrical sales companies. Therefore, accurate analysis of load losses generated from distributed power networks is very important. The accurate calculation of load losses in the distribution line has been carried out for a long time in many research institutes as well as power utilities around the world. But it is increasingly difficult to calculate the exact amount of loss due to the increase in the congestion of distribution power network due to the linkage of distributed energy resources(DER). In this paper, we develop smart grid big data infrastructure in order to accurately analyze the load loss of the distribution power network due to the connection of DERs. Through the preprocess of data selected from the smart grid big data, we develop a load loss analysis model that eliminated 'veracity' which is one of the characteristics of smart grid big data. Our analysis results can be used for facility investment plans or network operation plans to maintain stable supply reliability and power quality.

키워드

Smart Grid, Big Data, Distributed Energy Resources, Power Quality, Load Losses
스마트 그리드, 빅데이터, 분산 에너지원, 전력 품질, 부하손실

* 국립목포대학교 대학원(kepco99@kepco.co.kr)

** 한국전력공사 전력연구원(seastar@kepco.co.kr, hanmin@kepco.co.kr, bysung@kepco.co.kr)

*** 교신저자 : 국립목포대학교 스마트그리드연구소

• Received : Sep. 15, 2022, Revised : Oct. 29, 2022, Accepted : Dec. 17, 2022

• Corresponding Author : Chae-Joo Moon
Smart Grid Institute, Mokpo National University,

Email : cjmoon@mokpo.ac.kr

• 접수일 : 2022. 09. 15

• 수정완료일 : 2022. 10. 29

• 게재확정일 : 2022. 12. 17

I. 서론

전력 수요의 지속적인 증가와 날로 심화하는 기후 변화로 인해 전 세계적으로 소규모 분산자원과 에너지 저장 시스템을 활용한 대체 에너지 자원 수요가 급격히 증가하고 있다. 그러나 분산 자원의 고유 특성인 간헐성 및 변동성으로 인해 전력계통의 복잡성이 심화하고 있으며, 이로 인한 망 운영의 어려움으로 배전망 공급신뢰도와 전기품질이 저하될 수 있다[1-3].

우리나라 정부는 전력계통 신뢰도 및 전기품질 유지기준은 산업통상자원부 고시 제2019-176호 제47조에 의거 규정전압 유지율, 글로벌 송배전 손실 관리, 호당 정전시간 관리 등을 시행하고 있으며, 한국전력공사는 내부경영평가 지표 중 전기 품질을 최우선시하고 있다. 전기 품질의 수준을 나타내는 요소로 호당 정전시간, 정전지장전력, 규정전압유지율, 그리고 배전 손실률이 있다. 그러나, 이러한 전기 품질을 나타내는 요소에 대한 분석과 평가는 분산자원 확대 연계에 따른 배전망 내 혼잡도 증가로 더욱 어려워질 것으로 보인다[4-5].

특히, 배전망에서 발생하는 부하손실은 에너지 사용의 비효율을 야기하며, 안정적인 전력공급을 어렵게 만든다. 부하손실은 고객에게 전력을 공급하는 과정에서 발생하게 되는데, 전력망 운영성능은 부하손실 수준에 따라 많은 영향을 받는다. 즉, 부하손실은 전력 유틸리티의 운영성능에 대한 평가척도일 뿐만 아니라, 부하손실의 발생은 전기 판매사업자들의 재정적 수익 발생을 저해하는 요인이 된다. 때문에 분산전원이 연계된 배전망에서 발생하는 손실에 대한 정확한 분석은 매우 중요하다[6-8].

배전선로 부하 손실량의 정확한 산출에 관한 연구는 전 세계적으로 전력회사 뿐만 아니라 많은 연구기관에서 오랫동안 연구해온 분야이지만 분산전원 연계에 따른 배전망 내 혼잡도 증가로 인해 정확한 손실량을 산출하는 것은 갈수록 어려워지고 있다. 전력 분야 ICT(Information and Communications Technology) 기술의 발전으로 스마트그리드에서는 전력망 운영자와 고객 간의 양방향 통신이 가능해져, 스마트미터와 같은 지능화된 단말장치를 활용하여 많은 양의 전력 데이터를 실시간으로 손쉽게 획득할 수 있게 되었고, 하둡(Hadoop)과 같은 빅데이터 처리기술을 활용하여,

많은 양의 데이터를 단시간에 효과적으로 처리할 수 있게 되었다[9-10].

본 논문에서는 분산전원 연계로 인한 배전망 손실 수준을 정확히 파악하기 위하여 빅데이터 기술을 적용하여 스마트그리드에서 발생한 데이터를 수집 및 가공을 통해 전국 규모의 배전망 데이터 분석 인프라를 구축하고 배전망 손실 분석을 수행하였다. 분석 결과는 우리나라의 지역별 부하손실 수준을 파악하여, 안정적인 공급신뢰도 및 전기품질 유지를 위한 설비 투자계획 또는 배전망 운영계획 등에 활용될 수 있다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 부하손실에 관한 국내외 연구 동향과 이론에 대하여 기술하고, 다음으로 빅데이터 기술 소개와 스마트그리드 빅데이터의 특징에 대하여 설명한다. 3장에서는 빅데이터 기술을 적용한 전국 규모의 스마트그리드 데이터 분석 인프라 구축에 대하여 기술한다. 4장에서는 구축된 데이터 분석 인프라를 바탕으로 지역별 배전망 손실 분석을 수행하고, 분석 결과에 관해 기술하며, 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 부하손실 분석

2.1 배전망 부하손실

배전망에서 발생하는 부하손실은 특성에 따라 크게 기술적 손실과 비기술적 손실로 나눌 수 있다. 기술적 손실은 전력 설비 운영에 있어 발생하는 고정 부하와 전자기기를 통한 전류에 의해 발생하는 가변 부하로 분류될 수 있다. 비기술적 손실은 계량기 고장 등으로 인한 계측 오류나 잘못된 손실계산, 그리고 도전(electric power theft) 등으로 인한 손실을 의미한다.

일반적으로 전체 배전망에서 발생한 총손실량은 배분 전력량과 판매 전력량 차이를 통해 간단히 구할 수 있다. 식(1)은 전체 배전망에서 발생한 총손실률에 대한 산출식이다.

$$\text{배전손실률(\%)} = \frac{(\text{배분전력량} - \text{판매전력량})}{\text{구입전력량}} \times 100\% \quad (1)$$

그러나 배전망은 선로별로 전압레벨, 선로의 길이, 부하패턴, 그리고 도체의 크기 등이 선로 여건에 따라

다르므로 부하 손실량은 선로별로 차이를 보이게 된다. 따라서, 배전망의 공급신뢰도 수준을 더욱 정확하게 파악하기 위해서는 선로별 손실량 계산이 필요하다. 예를 들어, 부하손실만을 고려하여 선로별 전력공급 신뢰도 수준을 평가한다면, 상대적으로 손실률이 낮은 선로가 손실률이 높은 선로보다 공급신뢰도가 높다고 할 수 있을 것이다. 특히, 일정 시간(T) 동안 선로 i 에서 발생하는 손실량을 산정하기 위해서는 식(2)과 같이 해당 선로에 흐르는 전류(I), 해당 선로의 임피던스(Z)를 고려하게 된다.

$$\text{손실량}_i = \int_0^T Z I^2 dt = Z \cdot I^2 \cdot T \quad (2)$$

식(2)에서 임피던스(Z)와 시간(T)은 정해져 있지만, 부하 전류 I 는 실시간으로 변하기 때문에, 식(2)으로 손실량을 구하는 것은 매우 어렵다. 때문에, 많은 국내외 연구들에서는 식(2)의 부하 전류 I 를 해당 기간의 최대부하전류로 대체하여 손실량을 계산하고, 실제 부하 전류 대신 최대부하전류를 적용했을 때의 차이를 보정하기 위하여 손실계수(Loss Factor, LLF)를 고려한다. 즉, 손실계수를 적용한 선로 i 의 손실량 $Loss_i$ 는 식(3)으로 계산될 수 있다. 이때, 식(3)의 $Loss_{im}$ 은 선로 i 에서 일정 시간 T 동안 발생한 최대부하전류를 적용하여 계산된 손실량이고 I_{max}^2 은 최대부하전류의 제곱이다.

$$Loss_i = LLF \cdot Loss_{im} = LLF \cdot Z \cdot I_{max}^2 \cdot T \quad (3)$$

선로별 부하손실 수준은 크게 계측과 분석적 계산의 두 가지 방법을 통해 파악할 수 있다. 계측을 통한 부하손실 산정 관련 연구로, K. Reddy[9] 등은 스마트미터링 인프라 구축을 통해 전기품질을 실시간으로 감시하여 분산전원으로 인한 부하손실을 최소화하고자 했다. P. Celvakumaran[11] 등은 스마트미터링 인프라를 통해 PV(Photovoltaic) 발전량과 분산전원에 의한 전력망 변화를 실시간으로 모니터링하여, 부하손실을 최소화하고 전기품질 유지 방안을 제시하였다. Qipeng Chen[12] 등은 배전망 상태추정(DSSE, Distribution System State Estimation)의 정확도를 높이기 위하여 스마트미터로부터 획득된 데이터를 기

반으로 부하손실을 추정하였다.

스마트미터링을 통한 부하손실 산정은 센서와 계량기의 정확성뿐만 아니라 데이터 계측 시점과 판독 시점의 일치화도 매우 중요하며, 계측되지 않은 부하에 대한 추정도 요구된다. 분석을 통한 부하손실 산정은 개폐기 설치 위치, 설비 정보 등 배전망 특성 데이터와 부하 데이터를 기반으로 분석을 통해 부하손실을 계산한다. 배전망 특성 데이터는 분산전원, 전력설비, 계통 토폴로지 등 다양한 구성 요소들을 포함하고 있고 조류 계산의 복잡성 때문에 분석적 부하손실 산정을 위해서 일반적으로 PSCAD, EMTP, Simulink 등 상용화된 계통해석 소프트웨어를 활용한다. 정확한 손실 부하의 분석적 계산을 위해서는 전체 전력망에 대한 특성 정보로 분산 전원, 전력설비 운영, 계통 토폴로지 등 많은 양의 정확한 데이터 확보가 요구된다. 국내외 대부분의 전력 유틸리티들은 전체 계통에 대한 정확한 특성 정보의 취득과 데이터 처리의 어려움을 해결하기 위하여, 전체 전력망에서 일부 특성 정보를 샘플링하여 손실 분석을 수행하고 있다[13-15].

2.2 스마트그리드 빅데이터

스마트그리드에서는 각종 센서와 단말장치를 통해 수요 및 공급자 측의 수많은 지점에서 데이터가 생성되기 때문에 전력망 데이터의 효과적인 분석을 위해서는 많은 양의 데이터를 수집·저장하고, 처리하기 위해서 빅데이터 기술의 도입이 반드시 요구된다. 일반적으로 빅데이터는 3V(Volume, Variety, Velocity)의 특징을 갖지만, 그림 1과 같이 스마트그리드 빅데이터는 4V의 특징을 갖는다[14].

빅데이터 기술은 빅데이터 분석을 위한 분석기술과 데이터를 수집, 조작, 관리, 분석하기 위한 처리기술로 구분할 수 있다[15]. 분석기술의 대표적인 기법으로는 기계학습, 데이터 군집(Data clustering), 시계열 분석(Time series analysis) 그리고 데이터 시각화(Visualization) 등이 있다. 처리기술의 대표적인 기법으로는 빅데이터 플랫폼인 하둡(Hadoop)이 있다.

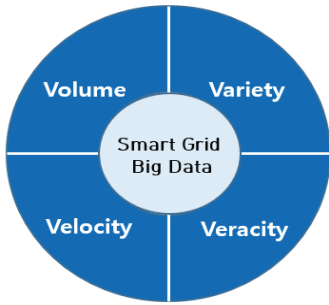


그림 1. 스마트그리드 빅데이터의 특성, 4V
Fig. 1 Smart grid big data characteristics, 4V

그림 2와 같이 하둠은 데이터의 수집, 저장, 처리에 서부터 데이터 분석, 데이터 시각화 그리고 기계학습을 수행하기 위한 소프트웨어 모듈로 구성되어 있다. 특히, 하둠의 핵심 모듈은 빅데이터를 저장하는 분산 파일 시스템(HDFS, Hadoop Distribution File System)과 빅데이터를 분산 병렬 처리하는 맵리듀스(MapReduce)가 있으며, 하둠을 통해 저가의 컴퓨팅 장비를 활용하여 방대한 양의 데이터를 저장 및 처리할 수 있다[16].

III. 스마트그리드 빅데이터 분석 인프라

분산전원이 연계된 배전망의 선로 여건에 따른 부하손실 수준을 효과적으로 분석하기 위하여, 스마트그리드 빅데이터 인프라를 구축한다. 구축된 분석 인프라는 크게 데이터 전처리와 분석 및 예측 영역으로 나눌 수 있다.

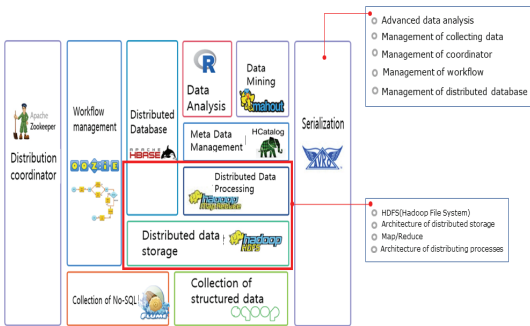


그림 2. 하둠 에코시스템
Fig. 2 Hadoop eco-system

3.1 데이터 전처리 영역

한국전력공사에서 운영 중인 MDMS(미터링 데이터 관리 시스템, Metering Data Management System), SDIS(영배정보시스템, Sales&marketing and Distribution Information System), SOMAS(변전소 운전실적 관리 시스템, Substation Operation Results Management System) 그리고 DAS(배전 자동화 시스템, Distribution Automation System)로부터 수집 대상 데이터별 계측 시점을 고려하여 데이터를 획득하고 데이터 이상(Abnormal)값 검출, 데이터 정제를 거쳐 최종 분석용 데이터마트를 구축하게 된다.

이상 데이터(abnormal data)는 원천 데이터의 오류나 수집 과정의 오류로 발생하게 된다. 표 1은 스마트그리드 빅데이터 인프라의 이상 데이터 발생 원인과 정제 방법을 보인다. 데이터마트는 특정 업무 영역과 관련된 데이터들을 바로 분석할 수 있는 형태로 만들어 놓은 일종의 업무 단위의 데이터베이스이다. 본문에서 구축한 데이터마트는 전기품질 영역의 데이터들로 구성되었다. 데이터마트의 데이터들은 정기적인 데이터 품질관리를 통해 스마트그리드 빅데이터의 특성 중 하나인 데이터 불확실성을 줄이고, 분석과 예측 결과의 정확성을 높인다.

표 1. 스마트그리드 데이터 오류 원인 및 정제 방법
Table 1. Smart grid data error causes and cleansing methods

Cause	Description	Refining Method
Chssion	· Missing values without input of essential data	· Replace with the value of the average value, the mean value and the frequent value · Distribution-based processing that replace with values that occur frequently through random number generation
Noise	· The value that was not actually input but was incorrectly judged to be entered	· While the data distribution is moved at regular intervals, it is replaced by the average value if it is higher or lower than the surrounding area · Replace with an intermediate value of a certain range(normalization of data)

Abnormality	<ul style="list-style-type: none"> · In the case of the data of the facility already in operation, the field operation information and the design data are inconsistent · Very small or very large value that is much out of the data range as possible or a very large value 	<ul style="list-style-type: none"> · If lower than lower limit, the lower limit is replaced · If higher than the upper limit, the upper limit is replaced
-------------	---	---

3.2 데이터 분석 및 예측 영역

빅데이터 분석 인프라를 통한 분석은 먼저, 분석하고자 하는 목표에 따라 분석 변수를 정의한다. 분석 변수(Feature)는 분석모델이나 예측 모델에서 사용되는 입력변수로, 선택된 변수는 분석 결과나 예측 성능에 영향을 주기 때문에 정확한 변수의 선택과 구성은 매우 중요하다. 표 2는 지역별 부하손실 분석을 수행하기 위하여 정의된 분석 변수를 보인다.

표 2. 지역별 배전선로 부하손실 분석 변수 정의
Table 2. The definition of feature for analysing load loss of distribution lines

Variable Name	Description	Purpose of the use
KTME	Year, Month, Date and Time	Time with the maximum load
IPWT	Code of Headquarters	Regional headquarters identification
IPWS	Code of power station	Power station identification
ISS	Code of substation	Substation identification
ISMA	Code of the distribution line	Distribution Line identification
CAPA	Capacity of the distribution line	The characteristics of the distribution line
M_LOAD	Monthly load	Load pattern
M_MAX_LOAD	Monthly max load	Load pattern
M_LF	Monthly load factor	Load pattern
M_LLF	Monthly loss factor	Load pattern
M_ALPHA	Load characteristic coefficient	Load pattern
M_USE_RATE	Monthly use rate	Load pattern

표 2에서 변수 M_MAX_LOAD(월 최대부하), M_LF(월 부하율), 그리고 M_LLF(월 손실계수)는 변수 M_LOAD(월 부하)와 CAPA(회선 기준 용량)에서 파생된 변수로 M_MAX_LOAD는 해당 월의 일 단위 부하 중 가장 큰 부하 값으로 산정되고, 나머지 파생 변수는 식(4)~(10)을 통해 각각 계산된 변수이다.

$$LF_{month} = \frac{Load_{avg}}{Load_{peak}} \quad (4)$$

식(4)의 LF_{month} 는 월부하율, $Load_{avg}$ 는 월평균 부하, $Load_{peak}$ 는 월 최대부하를 나타낸다. 식(5)의 월 손실계수 LLF_{month} 는 식(3)의 시간당 부하전류를 고려한 손실량 $Loss_i$ 와 일정 기간의 최대 부하전류를 고려한 손실량 $Loss_{im}$ 에 의해 식(6)과 같이 표현될 수 있으며, 결과적으로 식(5)로 유도된다.

$$LLF_{month} = \frac{(Load_{avg})^2}{(Load_{peak})^2} \quad (5)$$

$$LLF = \frac{1}{I_{max}^2 \cdot T} \cdot \int_0^T I^2 dt \quad (6)$$

한편, 식(4)의 부하율 LF_{month} 는 식(5)의 손실계수 LLF_{month} 와 아래와 같은 상관관계를 가지고 있다.

$$0 \leq LF_{month}^2 \leq LLF_{month} \leq LF_{month} \leq 1 \quad (7)$$

일반적으로 식(7)의 부하율과 손실계수 간의 관계를 바탕으로 유도된 식(8)을 통해 손실계수를 계산하여 손실량을 산정하고 있다.

$$LLF = a \cdot LF + (1-a)LF^2, (0 \leq a \leq 1) \quad (8)$$

식(8)에서 a 는 선로의 부하특성계수로 국내외 전력사들 마다 서로 다른 값을 정의하고 있으며, a 에 의해 손실계수가 결정되고, 결과적으로 손실량 산정에 영향을 미치기 때문에 계통의 운영 상황이나 선로의 속성을 고려하여 적절한 값을 정의해야 할 필요가 있다. 본 논문에서 선로 부하특성계수인 a 의 우리나라 지역별 분포를 알아보기 위하여 식(8)에서 유도된 식(9)을

통해 부하특성계수 a 를 계산하였다.

$$a = \frac{LLF_{month} - (LF_{month})^2}{LF_{month} - (LF_{month})^2} \quad (9)$$

식(9)의 a 는 부하특성계수, LLF_{month} 는 월 손실계수, LF_{month} 는 월 부하율을 나타내고, 월 이용률은 식(10)으로 표시된다. 여기서 $MaxLoad_{month}$ 는 월 최대부하, $DLCapa$ 는 선로 상시 용량을 나타낸다.

$$UseRate_{month} = \frac{MaxLoad_{month}}{DLCapa} \quad (10)$$

분석 변수 선택이 완료되면, 분석 변수의 특성과 분석 목적에 따라 모델링을 수행한다. 본 논문에서는 정확한 배전선로 부하손실 분석을 수행하기 위하여 표 2에서 정의된 분석 변수의 특성을 고려하여, 연속형 변수 간 상관성(Correlation) 분석모델을 구현하였다. 연속형 변수는 변수가 가질 수 있는 값의 수가 한정된 이산변수와 달리, 변수 값이 연속량으로 나타나기 때문에 변수가 가질 수 있는 가능한 값의 개수를 한정할 수 없다. 본 연구에서 구축한 스마트그리드 빅데이터 분석 인프라의 검증단계에서는 분석 결과 또는 예측 결과에 대한 정확도를 평가하여, 임의의 정확도 수준에 도달할 때까지 분석 변수 구성 또는 모델링을 반복 수행한다. 또한, 이미 개발된 분석모델과 예측 모델의 주기적인 유지관리를 통해, 모델이 탑재된 서비스의 성능을 장기적으로 유지할 수 있도록 한다.

IV. 지역별 배전선로 부하손실 분석

안정적인 공급신뢰도 및 전기품질 유지를 위해서는 분산전원을 고려한 정확한 배전선로 부하손실 수준 파악이 필요하며, 스마트그리드 빅데이터를 기반으로 우리나라 지역별 부하손실 분석을 수행한다.

4.1 연속형 변수 상관성 분석모델 구현

지역별 배전선로 부하손실 분석을 위하여 표 2와 같이 분석 변수를 사용하였으며, 분석 목적과 정의된 분석 변수의 특성을 고려하여 연속형 변수 상관성 분

석모델을 구현하였다. 분석모델 구현환경은 표 3과 같다. 본 연구에서는 분석 정확도를 높이기 위해 1차 정제된 데이터가 구축된 데이터마트에서 2021년도 1월부터 2021년도 12월까지 발생한 선로의 부하 데이터 중 표 2에서 정의된 변수들을 추출하여, 분석 변수들에 대한 2차 데이터 정제를 수행한다.

표 3. 구현환경
Table 3. Implementation environment

Implementation area	Implementation environment
Operating system	Ubuntu 18.04
Database	MariaDB 10.3
SDK (Software Development Kit)	Jupyter Notebook
Programming language	Python 3.7.4

분석용 입력 데이터셋의 생성을 위한 2차 데이터 정제과정은 그림 3과 같이 총 3단계로 구성되며, 결측치, 이상 부하율, 그리고 이상 이용률에 대한 데이터 전처리를 수행하여 최종 분석용 데이터세트를 구성한다.

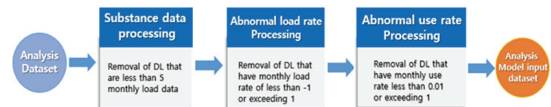


그림 3. 분석용 입력 데이터세트의 생성과정
Fig. 3 Creation process of input data set for analysis

최종 분석용 입력 데이터세트는 전국 12,103개 배전선로의 141,751건의 데이터를 포함하고 있으며, 표 4는 2차 데이터 정제과정의 단계별 데이터 개수를 보인다.

표 4. 2차 데이터 정제과정과 단계별 데이터 개수
Table 4. Secondary data preprocessing and number of data by step by step

Division	Before treatment	Remove missing values	Remove abnormal load factor	Remove abnormal use rate
No. of Data	146,336	143,333 (▼3,003)	142,817 (▼516)	141,751 (▼1,066)
No. of Lines	12,744	12,669 (▼75)	12,619 (▼50)	12,103 (▼516)

분산전원 연계에 따른 부하손실에 영향정도를 파악하기 위하여 전국적으로 분산전원을 많이 포함하고 있는 광주광역시/전남과 제주특별 자치도 하나의 권역으로 분류하고, 서울, 남서울, 경기 그리고 인천을 포함하는 수도권, 대구, 부산·울산, 대전·세종·충남을 포함하는 광역시, 그리고 나머지 지역인 강원, 경남, 경북, 전북, 충북의 지방으로 분류하여 지역별 배전선로의 부하손실에 대한 분석을 수행하였다.

4.2 지역별 배전선로 부하손실 분석 결과

지역별로 2021년도 한 해 동안 배전선로에서 발생하는 부하손실 수준을 파악하기 위하여 부하율(Load factor, LF), 손실계수(Loss factor, LLF)에 대한 상관성 분석을 수행한다. 전국 12,103개 배전선로의 평균 선로 이용률, 부하율, 손실계수 그리고 식(9)의 부하 특성계수인 α 값의 확률분포를 그림 4에서 보여준다.

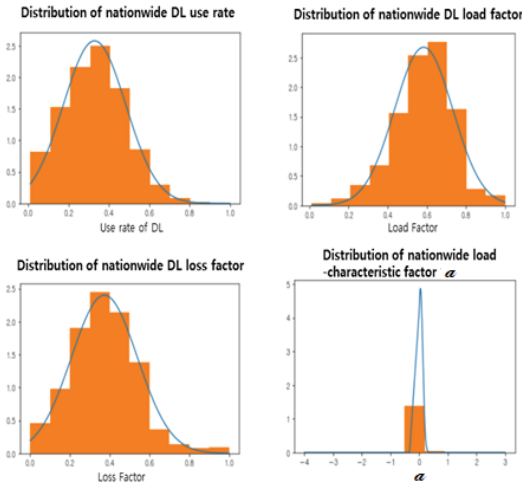


그림 4. 배전선로 이용률 및 부하손실 분포
Fig. 4 The current status of utilization and load loss of power distribution lines

2021년도 전국 배전선로 평균 이용률은 약 32%로 전국적으로 선로 용량에 비교적 여유를 가지고 운영을 하는 것으로 파악할 수 있다. 그러나 표준편차가 약 0.16으로 부하율의 표준편차 약 0.14와 비교하면 약간 높은 수준으로 선로 여건에 따라 선로 간 부하 불평등의 발생 가능성이 있는 것으로 해석될 수 있다. 2021년도 전국 배전선로의 평균 부하율은 약 58%로

비교적 안정적인 부하 변동성을 보이는 것으로 파악된다. 식(9)의 부하특성계수 α 의 전국 평균은 0.048이고, 표준편차는 0.08로 비교적 작은 수치를 보였다. 2021년도 전국 부하율(Load factor)과 손실계수(Loss factor) 간의 상관관계를 시각화하여 그림 5에 나타낸다. 여기서 부하율과 손실계수는 선형관계에 있고, 상관계수는 0.98로 부하율과 손실계수 간에는 강한 상관관계가 있는 것으로 나타났다.

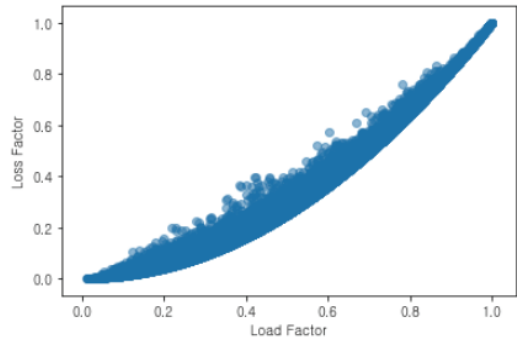


그림 5. 전국 부하율과 손실계수 간 상관관계도
Fig. 5 Correlation between national load factor and loss factor

선로 이용률, 부하율, 손실계수, 그리고 부하특성계수인 α 사이의 상관계수를 히트맵(Heat map)으로 시각화하여 그림 6에 나타냈다.



그림 6. 부하율, 손실계수 α , 선로 이용률 간 상관계수 히트맵
Fig. 6 Correlation heat map between load factor, loss factor, loss coefficient(α) and feeder's use rate

두 변수 사이의 상관계수가 0.3~0.7 사이의 값이면, 뚜렷한 양적 선형관계를 보이는 것으로 해석될 수 있다. 그림 6에서 부하율과 손실계수의 상관계수는 0.98로 매우 강한 상관관계에 있는 것으로 나타났고, 부하율-이용률과 손실계수-이용률은 각각 0.4와 0.37로 비교적 뚜렷한 양의 선형관계를 보이는 것으로 보인다.

반면에, a-부하율과 a-이용률은 각각 -0.05와 -0.02로 약한 음의 선형관계를 보인다. 일반적으로 음의 상관관계는 두 개의 관측값에서 하나의 값이 증가하거나 감소하는 경우, 다른 하나의 값은 반대의 경향을 보인다. a-이용률과 a-부하율은 모두 음의 상관관계에 있지만, 0과 가까운 약한 음의 계수 값을 갖기 때문에 유의미한 관계가 있는 것으로 보이진 않는다. 마찬가지로 a-손실계수의 상관계수는 0.02로 약한 양의 계수 값을 갖기 때문에 뚜렷한 상관관계에 있지 않지만, 정확한 선로 부하 손실량 추정을 위한 목적으로 a를 선로 손실량의 보정 값으로 활용하기 위해서는 선로 여건에 따른 적절한 a의 정의가 필요할 것이다. 본 연구에서는 월별, 지역별 부하손실 수준 파악을 통해 선로 여건에 따른 부하손실의 차이를 파악해보고자 했다.

그림 7은 월별 부하율, 손실계수 그리고 a의 경향을 시각화하여 보인다. 여기에서 부하율과 손실계수는 1월부터 12월까지 비슷한 경향을 보이며, 비교적 안정적인 추세를 보인다. 또한, 부하율과 손실계수는 4월부터 7월까지 감소하다 8월부터 증가하는 추세를 보이고, 1월에는 부하율, 손실계수가 가장 큰 것으로 나타나는데, 여름철 평균 전력 사용량이 늘어나면서 7월까지 다소 증가하는 경향을 보이는 것으로 판단될 수 있다.

그러나 부하특성계수인 a는 1월부터 12월까지 증감에 대한 뚜렷한 경향을 보이지 않는다. 그림 8은 부하율과 손실계수에 대한 사분위수(IQR, Interquartile Range) 분포를 시각화하여 나타낸 것이다. 사분위수는 부하율과 손실계수 각각을 25% 단위로 Q1(1사분위수), Q2(2사분위수), Q3(3사분위수)로 나누어, Q1은 25% 이하의 관측값, Q2는 50% 이하의 관측값(중위수), Q3은 75% 이하의 관측값이 포함된 값으로 한다. 그림 8에서 25% 미만 $[Q1-(Q3-Q1) * 1.5 > x]$ 값들과 75% 초과 $[Q3+(Q3-Q1) * 1.5 < x]$ 값들은 이상

치(outlier)로 간주할 수 있다. 그림 8에서 부하율과 손실계수 모두 8월에 가장 작은 값과 적은 분포를 보인다. 이는 8월에 여름철 전력량이 많아 최대전력을 갱신하였기 때문으로 파악된다. 또한, 8월에 가장 많은 이상 값이 포함된 것을 알 수 있다. 이러한 이상 값들은 적절한 부하특성계수 a의 적용을 통해 손실계수를 보정하여 줄일 수 있다.

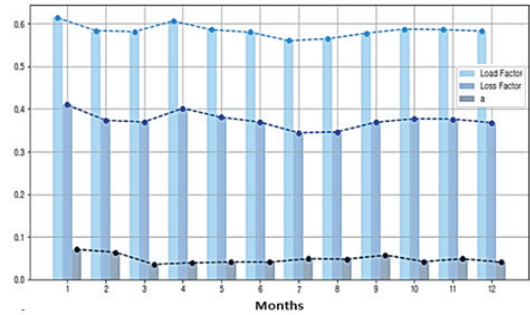


그림 7. 부하율, 손실계수, 부하특성계수 a의 월별 경향
Fig. 7 Monthly trend visualization of load factor, loss factor and loss coefficient(a)

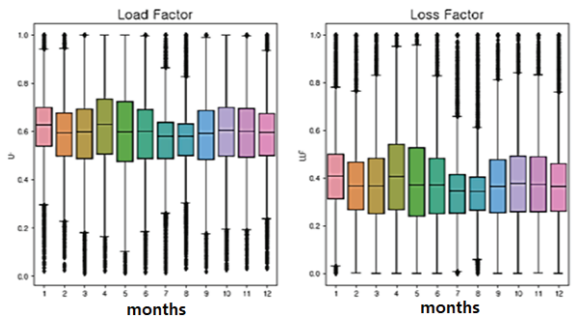


그림 8. 부하율 및 손실계수 사분위수 분포
Fig. 8 Visualization of Interquartile distribution of load factor(u) and loss factor(w)

부하율과 손실계수의 최소·최대 값과 각 사분위수의 월평균 값은 표 5에 나타낸다. 각 사분위수 대푯값은 부하특성계수 a의 적용을 통해 보정될 수 있다. 따라서 정확한 부하손실 수준의 판단뿐만 아니라 부하율과 손실계수의 이상치를 줄이기 위해서라도 적절한 부하특성계수 a의 적용을 통한 부하 손실량 보정이 필요하다.

표 5. 월 부하율 및 월 손실계수 사분위수
Table 5. The Interquartile range of monthly load factor and loss factor

Division	Minimum	Q1 (25%)	Q2 (50%)	Q3 (75%)	Maximum
Load factor	0.0110	0.4960	0.5972	0.6865	1.0
Loss factor	0.0002	0.2610	0.3685	0.4776	1.0

지역별 월 부하율과 월 손실계수는 표 6에 표시하였다. 표 6에서 Capital Area는 서울과 경기를 포함하고, Metropolitan는 인천, 대전, 세종, 부산, 울산등 주요 광역시나 특별시를 포함한다. 그밖에 전북, 경북, 경남, 강원등은 Country Side에 속한다. 신재생에너지 연계가 많을 것으로 예상되는 광주, 전남지역과 제주 지역은 Gwangju/Jeonam & Jeju로 구분하였다. 지역별로 월 부하율과 월 손실계수의 차이는 미미하지만, 수도권은 월 부하율과 월 손실계수가 지방보다 다소 높은 것으로 나타났다. 이는, 수도권에 비해 지방의 부하 변동성이 비교적 높다는 것으로 해석될 수 있다.

표 6. 지역별 월 부하율 및 월 손실계수
Table 6. Regional monthly load factor and loss factor

Division	Capital Area	Metropolitan	Gwangju/Jeonam & Jeju	Country Side
Monthly load factor	0.590	0.589	0.584	0.566
Monthly loss factor	0.377	0.379	0.378	0.355

부하특성계수 a도 지역에 따른 값의 차이를 보였으며, 수도권의 경우, 이상치 값의 범위가 0~3.0으로 가장 넓게 나타났다. 표 7은 지역별 월별 부하특성계수 a의 최소·최대 값과 각 사분위수의 대푯값을 보인다. 표 7에서, 지역별 각 사분위수에 속하는 부하특성계수 a 값은 지역에 따른 편차가 있는 것으로 나타났다. 부하특성계수는 1과 0 사이의 값을 가지게 되는데 부하특성계수의 최솟값이 음수인 이유는 부하율과 손실계수의 이상치 때문으로 판단된다.

표 7. 지역별 부하특성계수 a의 최소·최대값 및 사분위수
Table 7. The minimum and maximum value of 'a' and number of quadrants of 'a' by region

Division	Minimum	Q1 (25%)	Q2 (50%)	Q3 (75%)	Maximum
Capital Area	-0.500	0.009	0.024	0.059	3.000
Metropolitan	-4.000	0.011	0.027	0.0714	1.714
Gwangju/Jeonam&Jeju	-0.333	0.009	0.019	0.042	2.000
Country Side	0.0	0.011	0.023	0.057	1.333

V. 결론

부하손실은 전기품질 수준에 대한 평가적으로 활용될 수 있을 뿐만 아니라, 부하손실의 발생은 전기 판매 사업자들의 재정적 수익 발생을 저해하는 요인이 된다. 때문에 분산전원이 연계된 배전망에서 발생하는 손실에 대한 정확한 분석은 매우 중요하다.

배전선로 부하 손실량의 정확한 산출에 관한 연구는 전 세계적으로 전력회사뿐만 아니라 많은 연구기관에서 오랫동안 수행되어왔지만, 분산전원 연계에 따른 배전망 내 혼잡도 증가로 인하여 정확한 손실량을 산출하는 것은 갈수록 어려워지고 있다. 본 연구에서는 분산전원 연계로 인한 배전망 손실 수준을 정확히 파악하기 위해서 빅데이터 기술을 적용하여 스마트그리드에서 발생한 데이터를 수집 및 가공하여 전국의 배전설비 정보를 고려한 스마트그리드 빅데이터 인프라를 구축하였다. 또한, 구축된 스마트그리드 빅데이터에서 선택된 데이터에 대한 전처리를 통해 스마트그리드 빅데이터의 특성 중 하나인 불확실성을 줄인 부하손실 분석용 데이터셋을 생성하여, 정확한 배전망 손실 분석 결과를 얻고자 하였다.

본 연구에서 수행한 분석을 통해 2021년도 기준 전국적으로 손실에 대한 지역적 편차가 높지 않으며, 이는 아직까지 신재생 에너지 연계로 인해 전력망 손실에 끼치는 영향 미비한 것으로 해석할 수 있었다. 앞으로 본 연구를 통해 구축한 스마트그리드 인프라를 기반으로 기존 손실관련 연구들과 차별화된 데이터 기반으로 우리나라의 지역별 부하손실 수준을 파악하여, 안정적인 공급신뢰도 및 전기품질 유지를 위한 설

비 투자계획 또는 망 운영계획 등에 활용될 수 있을 것이다. 향후에는 본 연구에서 구축한 스마트그리드 빅데이터 인프라를 활용하여 배전망 운영 및 투자 비용 최적화를 목표로 분산전원 연계에 따른 부하 손실량 예측 모델 개발에 관한 연구를 수행할 수 있다.

References

- [1] S. Gheorghe, N. Golovanov, G. Lazaroiu, and R. Porumb, "Smart grid, integration of renewable sources and improvement of power quality," *ICSTCC 2017 21st International Conference on Control Systems and Computer Science(CSCS)*, Sinaia Romania, 2017, pp. 641-645.
- [2] E. Kwak and C. Moon, "Analysis of power system stability by deployment of renewable energy resources," *J. of the Korea Institute Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, 2021, pp. 633-641.
- [3] S. Kim, J. Oh, O. Kim, H. Lim, and C. Moon, "A study on decision plan of hosting capacity for distribution feeder," *J. of the Korea Institute Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, 2021, pp. 653-660.
- [4] A. Jain and S. Bhullar, "Online management and assessment of power quality issues through smart metering in smart grid architecture," *The 4th International Conference on Clean Energy and Electrical Systems(CESS 2022)*, Tokyo, Japan, 2022, pp. 613-631.
- [5] D. Kwon, C. Moon, M. Jeong, and D. Yoo, "Analysis and design of FRT detection system using PMU," *J. of the Korea Institute Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, 2021, pp. 643-651.
- [6] X. Ma, Z. Zhang, H. Bai, J. Ren, S. Cheng, and X. Kang, "A mid/long-term optimization model of power system consideration cross-regional power trade and renewable energy absorption interval," *Energies*, vol. 15, no. 10, 2022, pp. 3594.
- [7] J. Cho, S. Lee, and C. Moon, "A study on determination of optimal reclosing guideline on distribution lines," *J. of the Korea Institute Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 4, 2022, pp. 643-651.
- [8] S. Choi, J. Kim, and Y. Park, "The method of calculating the distribution loss factor using the load current pattern," *The Transaction of The Korean Institute of Electrical Engineers*, vol. 59, no. 1, 2010, pp. 40-45.
- [9] K. Reddy, M. Kumar, T. Mallick, H. Sharon, and S. Lokeswaran, "A review of integration, control, communication and metering(ICCM) of renewable energy based smart grid," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 38, 2014, pp. 180-192.
- [10] H. Lee and B. Lee, "Development of Machine Learning Data Management System for Improving Electric Distribution Asset Condition Prediction Model," *The Transaction of debetrathe Korean Institute of Electrical Engineers*, vol. 70, no. 9, 2022, pp. 173-176.
- [11] P. Celvakumaran, V. Ramachandaramurthy, and J. Ekanayake, "Assessment of net energy metering on distribution network losses," *2019 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent System(I2CACIS)*, Selangor, Malaysia, 2019, pp. 241-246.
- [12] Q. Chen, D. Kaleshi, Z. Fan, and S. Amour, "Impact of smart metering data aggregation on distribution system state estimation," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 4, 2016, pp. 1426-1437.
- [13] C. Ahn and H. Peng, "Decentralized voltage control to minimize distribution power loss of microgrids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 3, 2013, pp. 1297-1304.
- [14] L. Ramish, S. Chowdhury, A. Natarajan, and C. Gaunt, "Minimization of power loss in distribution networks by different techniques," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 3, no. 4, 2009, pp. 661-667.
- [15] B. Sultana, M. Mustafa, U. Sultana, and A. Bhatti, "Improvement and power loss reduction in distribution system via network reconfiguraion," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 66, 2016, pp. 297-310.

[16] Z. Dong, "Research of Big Data Information Mining and Analysis: Technology Based on Hadoop Technology," *International Conference on Big Data, Information and Computer Network(BDICN)*, Sanya, China, 2022, pp. 173-176.

저자 소개

조재훈(Jae-Hun Cho)



1990년 영남대 공학사, 2006년 핀란드 알토대 경영학석사, 1998년 한국전력공사에 입사하여 2021년 ~ 현재 배전운영처 배전운영실장, 2021년 ~ 현재 국립목포대학교 대학원 전기공학과

영암지사 배전운영부장, 전력수급처 EERS운영부장, 광산지사 전력공급부장 등을 역임
※ 관심분야 : 태양광발전시스템, 전력계통시스템

이해성(Hae-Sung Lee)



2008년 경기대학교 전자계산학과 졸업(이학사), 2010년 동 대학원 컴퓨터과학과 졸업(이학석사), 2015년 동대학원 컴퓨터과학과 졸업(이학박사)

2016년 ~ 현재 한국전력공사 전력연구원 스마트배전연구소 선임연구원
※ 관심분야 : 빅데이터, 데이터사이언스, 전기품질

임한민(Han-Min Lim)



2005년 서울과학기술대학교(공학사), 2006년 ~ 현재 한국전력공사 전력연구원 선임연구원, 2021년 ~ 현재 충남대학교 대학원 전기공학과

※ 관심분야 : 배전지능화, 배전운영시스템, 전기품질

이병성(Byung-Sung Lee)



1993년 충남대학교 전기공학과 졸업(공학사), 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사), 2006년 동대학원 전기공학과 졸업(공학박사)

1998년 ~ 현재 한국전력공사 전력연구원 스마트배전연구소 수석연구원

※ 관심분야 : 배전지능화, 배전운영시스템, AI 자산관리, 전기품질

문채주(Chae-Joo Moon)



1981년, 1983년 및 1994년 전남대학교 공학사, 공학석사, 공학박사
1997년 ~ 현재 목포대학교 공과대학 전기 및 제어공학과 교수
2017년 ~ 현재 에너지밸리산학융합원장

한국전력기술(주) 책임연구원, 광주일보 테마칼럼니스트, 전력전자학회 부회장, 이투뉴스 및 한국전기신문 칼럼니스트, 기초전력연구원 에너지밸리분원장 역임

※ 관심분야 : 풍력발전시스템, 전력변환시스템, 전력시스템

