

Risk Management of Urban Level Power Network

by Risk based Optimal Power Flow

리스크 기반 최적 조류 계산을 통한 도시형 전력네트워크의 리스크 관리

Yong-Rae Lee · Mun-Kyeom Kim

이용래* · 김문겸†

Abstract

Due to problems such as fossil fuel depletion and climate change, research on microgrids is being actively conducted. Among them, the urban power network, in which multiple microgrids are connected, is regarded as the future power grid. However, these urban power network systems ensure that the output of renewable power is uncertain according to weather factors, and that the characteristics of intermittent are present as a risk in power network stability. This study analyzed the stability according to climate change scenarios and contingencies through an urban level power network test system in which several local level networks are connected. The power data between local level networks through the consensus algorithm was expressed as a risk index using risk based optimal power flow (RBOPF) and demonstrated superiority compared to the existing security constrained optimal power flow (SCOPF).

Key Words

Risk-based Optimal Power Flow, Multi Microgrid, Urban Level Power Network, Consensus Algorithm

1. 서 론

마이크로그리드는 분산 발전을 전력 시스템에 통합하는 수단으로 점점 더 주목받고 있다[1]. 마이크로그리드는 일반적으로 부하, 에너지 저장 시스템(ESS), 신재생발전원 및 기존 발전기로 구성된다. 섬과 같은 독립적인 구조의 마이크로그리드 실증단지는 설립되어있지만, 향후 신재생발전 및 ESS의 기술 발전을 통해 다중의 마이크로그리드로 구성된 도시형 전력네트워크의 출현이 예상되며 많은 연구가 진행되고 있다[2]-[4]. 본 연구는 이와 같은 다중 마이크로그리드 구조를 도시형 전력네트워크 (Urban level 전력네트워크)로 정의했으며, Urban level 전력네트워크는 선행연구[5]에서 제시한 Local level 전력네트워크들이 모여 더 큰 단위에서 통합 운영하는 전력네트워크를 말한다. Local level 전력네트워크는 주 계통에 연계되어 신재생에너지를 포함한 분산전원들을 주 에너지원으로 네트워크를 운영한다. Urban 단위에서는 이러한 Local 별 잉여 전력, 불확실성 그리고 시장비용을 고려하여 통합적으로 운영할 수 있는 기반을 만드는 것을 목표로 한다.

전력망 분석의 기본 도구는 OPF(Optimal Power Flow)이다 [6]. OPF는 전력 시스템의 기술적 한계 내에서 안전한 작동을 보장하면서 운영 비용을 최소화하는 것을 목표로 한다. 현재 운영 체계에서 시스템은 비상 상황뿐만 아니라 정상 운영에 대한 운영 한계 내에서 유지될 때 안전한 것으로 간주된다. 이 원칙은 추가적인 제약을 통해 SCOPF(Security Constrained Optimal Power Flow)에 반영된다[7]. MG의 예측 불확실성은 시스템에 영향을 미치는 교란이다. 예측 불확실성은 신재생에너지의 예측할 수 없는 변동에서 발생하며, 신재생발전의 병입률이 증가함에 따라 최적화 문제를 해결하는 동안 계통의 리스크를 분석하는 것이 필요하다. 그에 따라 RBOPF(Risk based Optimal Power Flow)는 신재생 불확실성으로 인해 더욱 중요해진 보안 문제에 대한 솔루션으로 활용된다.

본 연구에서는 서울시의 실제 계통 데이터를 활용하여 다수의 Local level 전력네트워크를 구성하였고, 이들로 이루어진 하나의 Urban level 네트워크를 만들었으며, 상정사고 및 신재생 불확실성을 통한 계통의 리스크를 분석하였다.

† Corresponding Author : School of Energy System Engineering, Chung-Ang University, Korea.

E-mail: mkim@cau.ac.kr
https://orcid.org/0000-0002-0901-7816

* School of Energy System Engineering, Chung-Ang University, Korea.

E-mail: lyr7791@cau.ac.kr
https://orcid.org/0000-0002-3879-3021

Received: Dec. 13, 2021 Revised: Mar. 23, 2022 Accepted: Mar. 24, 2022

Copyright © The Korean Institute of Electrical Engineers

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

2. 도시형 전력네트워크 모델링

신재생발전원의 비중을 높이고, 화력 발전을 줄이는 세계적인 추세는 마이크로그리드에 대한 필요성을 강조한다. 하지만, 단일 마이크로그리드는 기후변화로 인한 신재생발전원의 불확실성에 의하여 안정도에 대한 우려가 클 수밖에 없다. 따라서, 마이크로그리드간 전력을 교환하는 다중 마이크로그리드는 친환경적이며 안정적인 모델로서 연구가 진행되고 있다. 본 연구는 아직 실증되지 않은 다중 마이크로그리드 모델링을 실제 계통(서울시)을 통해 진행함으로써 미래형 도시의 리스크를 분석하고 관리하고자 한다. Urban Level 전력네트워크는 다수의 Local Level 전력네트워크로 구성되었으며, 이는 다수의 단일 마이크로그리드가 연결되어있는 다중 마이크로그리드 구조에 대응한다고 볼 수 있다.

전력시스템을 운영하는데 있어서 신재생발전원의 정확한 예측이 가능하다면 최적의 해답을 찾을 수 있을 것이다. 하지만, 기상요소의 예측은 아직까지 불가능하므로 이에 따른 리스크는 존재할 수 밖에 없다. 그 외에도 자연재해 및 상정사고를 통해 실제 계통의 운영은 실시간으로 달라지게 된다. Local level 네트워크에서 ESS는 실시간 변동에 대한 조류 제어를 수행하게 된다. 각 분산 전원은 인접한 설비와의 정보 교환을 통해 합의 알고리즘(Consensus Algorithm)에 따라 경제적으로 최적의 등증분 비율로 발전을 유도하게 된다[8]. Local level 전력네트워크는 분산 전원, 부하 및 ESS로 구성된 소규모의 전력망이며, 기존의 중앙집중형 전력망과 다르게 수요처 인근에서 전력을 자체적으로 생산하여 소비하는 형태의 분산형 전력망이다. 발전설비의 보유로 잉여발전을 위해 주 계통에 판매가 가능하며 계통의 입장에서 Local levels 네트워크가 제어가능한 부하 또는 발전설비로 취급될 수 있다.

2.1 Urban level 전력네트워크 시스템 구축

Urban level 전력네트워크는 다수의 Local level이 연계되어 있는 특징을 가진다. 따라서 Local level의 모의계통으로 사용한 강서구 모형의 상위 구역을 나타내기 위해서 서울시를 Urban level의 모의계통으로 구성하였다. 그림 1은 기존 서울시 계통에서 구 단위의 구분이 직관적인 9개의 구역을 가져온 것이며, 이는 [강서, 동작-영등포, 관악, 서초-강남, 강동-송파, 광진, 종로-성북, 도봉-강북, 마포]로 이루어져 있다. 각 지역구는 하나의 Local level 전력네트워크의 역할을 하게 된다.

그림 2는 각 지역구의 계통 구성을 차용하여 아홉 개의 Local level로 구성된 하나의 Urban level 전력네트워크를 나타낸다. 각각의 Local level들은 발전기와 신재생발전이 포함되어 있음으로써 부하를 자체적으로 충당할 수 있는 단일 마이크로그리드의 성격을 가지고 있다. 또한, 9개의 Local level 간 전력을 교류할 수 있는 메인 버스가 존재한다. 각 Local level은 실제계통의 데이터를 기반으로 구성되었지만, Local level

과 실제 지역구의 버스 및 송전선로의 구성이 완벽하게 일치하지는 않다. 또한, Urban level 네트워크가 서울시 내의 모든 지역구를 포함하고 있지 않다. 이러한 한계점은 실제 계통을 여러 개의 단일 마이크로그리드로 모형화하기 위해 계통을 구획하는 과정에서 나타나게 되었다.

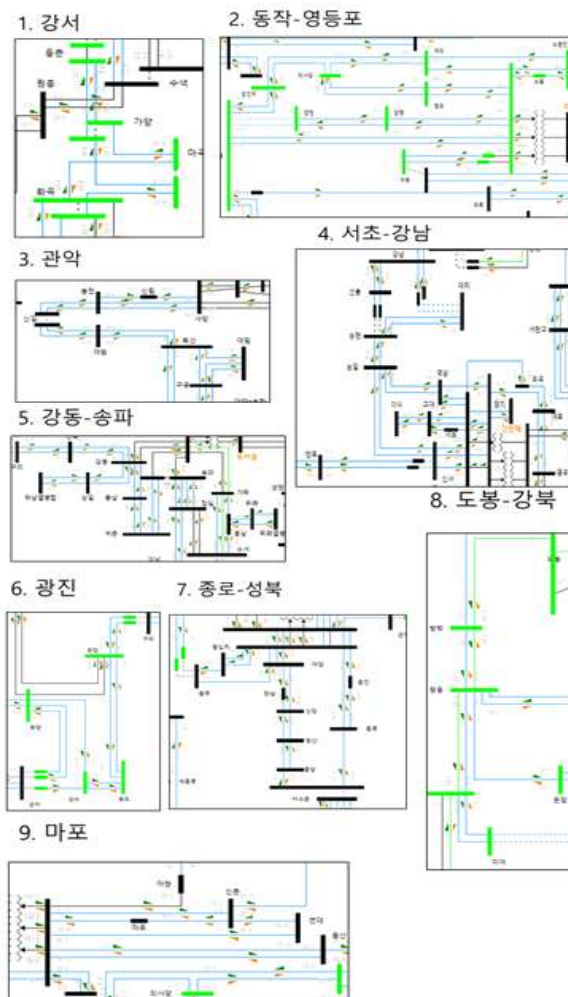


그림 1 기존 서울시 계통에서 분리한 9개 구역
Fig. 1 9 districts separated from the existing Seoul system

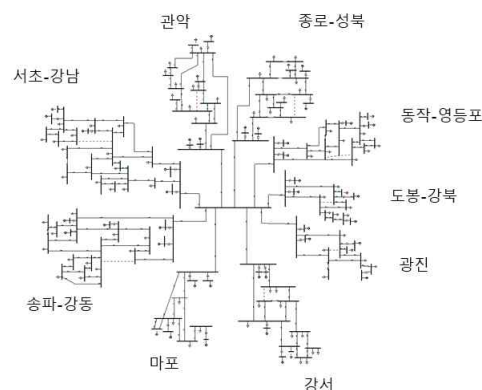


그림 2 9개의 Local level로 구성된 Urban level 전력네트워크
Fig. 2 Urban level power network composed of 9 local levels
Keywords

표 1은 각 Local level의 부하, 디젤발전기설비, 신재생발전 설비를 나타낸다. 강서구는 기존 구성과 같이 2 31.7MW의 부하가 존재하며, 서초-강남의 부하가 362.29MW로 가장 높으며, 도봉-강북의 부하는 111.23MW로 가장 낮게 구성되어 있다.

표 1 Local level 전력 네트워크 별 구성 데이터

Table 1 Configuration data of each local level power network

	지역	부하(MW)	DG(MW)	PV(MW)	WT(MW)
1	강서	231.70	200	30.89	15.45
2	동작-영등포	160.95	130	21.46	10.73
3	관악	197.24	180	26.30	13.15
4	서초-강남	362.29	360	48.30	24.15
5	강동-송파	284.37	250	37.91	18.96
6	광진	158.76	140	21.17	10.58
7	종로-성북	235.70	180	31.42	15.71
8	도봉-강북	111.23	100	14.83	7.41
9	마포	124.47	110	16.59	8.30
	전체	1866.72	1650	248.87	124.44

2.2 불확실성 요소의 시나리오 생성

기후변화로 인한 리스크 분석을 위해 불확실성에 따른 시나리오를 생성해야 한다. 시나리오 생성은 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 1000개의 시나리오를 생성한 뒤, K-means 클러스터링을 통하여 10개의 대표 시나리오를 산출하게 된다. 몬테카를로 시뮬레이션에 적용하기 앞서, 풍력, 태양광, 부하의 데이터를 각각 와이블 분포, 베타 분포, 정규 분포를 사용하여 난수를 생성하였다.

$$\phi_L^n = (L^n, \psi_L^n), \quad \sum_1^n \psi_L^n = 1 \quad (1)$$

$$\phi_{WT}^n = (WT^n, \psi_{WT}^n), \quad \sum_1^n \psi_{WT}^n = 1 \quad (2)$$

$$\phi_{PV}^n = (PV^n, \psi_{PV}^n), \quad \sum_1^n \psi_{PV}^n = 1 \quad (3)$$

$$S^n = (\phi_L^n, \phi_{WT}^n, \phi_{PV}^n), \quad \sum_1^n \psi_L^n \times \psi_{WT}^n \times \psi_{PV}^n = 1 \quad (4)$$

L^n , WT^n , PV^n 는 n번째 시나리오의 부하량, 풍력 발전량, 태양광 발전량을 의미하며, ψ_L , ψ_{WT} , ψ_{PV} 는 각각의 확률을 의미한다. S^n 은 모든 불확실성 요소들을 고려하는 n번째 시나리오를 의미한다.

이후 원활한 시뮬레이션을 위해 K-means 클러스터링을 이용하여 시나리오를 줄이는 과정을 진행한다.

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2, \quad S_{k-means} = \{S_1, S_2, \dots, S_k\} \quad (5)$$

이 과정을 통하여 시나리오들을 그룹화하고 그룹의 대표값을 뽑아내게 된다.

2.3 Multi Agent System

Urban level 전력네트워크를 운영을 하기 위해서는 각 Local level 네트워크간 잉여전력 및 데이터를 교환할 수 있어야 한다. Multi-Agent System (MAS)는 각 Local level 및 Urban level의 에이전트를 활용해 통신할 수 있게 한다. MAS를 통해 Local level의 에이전트들은 다른 에이전트와 상호 작용함으로써 서로 변경될 수 있다. 그로 인해 에이전트들은 그룹을 구성하여 서로 협력을 할 수 있다. 본 연구에서는 MAS를 통해 Urban level 에이전트가 각 Local 별 전력망의 출력, 수요, 전력등의 데이터를 교환하고 안정적인 전력망을 위한 최적의 운영계획을 지시하게 된다. Urban level과 같은 다중 구조의 계통에서, 에이전트들의 정보를 다른 에이전트와 공유함으로써 시스템 전체적으로 같은 값으로 수렴시키기 위해 합의 알고리즘이 사용된다. 이를 통해 분산제어가 가능하게 되며, 에이전트에 대한 합의 정보 업데이트 식은 다음과 같다[9].

$$p_i[t+1] = p_i[t] + \sum_{j \in N_i}^n w_{ij} (p_j[t] - p_i[t]) \quad (6)$$

여기서,

i, j : 에이전트 번호

p_i : 에이전트 간 공유하는 정보

w_{ij} : 가중치

t : 반복 횟수

N_i : 에이전트 i에 연결된 에이전트의 집합

2.4 Urban level 제어 절차

Local level의 실시간 제어 전략은 예정된 계통연계 지점에서 일정한 전류를 유지하면서 공급될 수 있는 분산 전원 공급 장치의 최적 작동을 수행하는 것이다. ESS의 급전 특성을 활용하여 계통연계 지점 전류제어를 수행하며, ESS에 인가되는 출력은 전력계통의 급격한 변화로 인한 외란이 발생하는 경우, 합의 알고리즘을 통해 운용될 수 있으며 경제적으로 최적의 출력값을 발전기에 분배하는 역할을 한다.

전류제어 목표값과 Local level에 흐르는 전류 측정값을 비교하여 전류 제어에 필요한 지령값을 생성하고, 이를 기본값에 더함으로써 ESS의 최종 지령값을 생성하게 된다. ESS의 기본값은 스케줄링으로 인한 SOC 관리가 제대로 수행되지 않을 경우 SOC의 복구를 위한 설정값으로 볼 수 있다. 급전이 가능한 분산전원의 최적 출력은 각 발전기의 발전비용의 증가

분과 수급이 일치하는 지점으로 한다[10].

$$\frac{dC_i}{dP_i} = \frac{dC_2}{dP_2} = \frac{dC_3}{dP_3} = \dots = \frac{dC_n}{dP_n} = \lambda \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^n P_k = P_d \quad (8)$$

여기서,

$$\frac{dC_n}{dP_n} : \text{발전 비용 증가분}$$

λ : 등증분비

P_k : 분산전원 k 의 출력

P_d : 소비 전력

이는 합의 알고리즘을 통해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\lambda^i[t+1] = \lambda^i[t] + \sum_{j \in N_i} w_{ij}(\lambda^j[t] - \lambda^i[t]) \quad (9)$$

$$\lambda_i[1] = x_i P_0^i + y_i \quad (10)$$

여기서,

λ^i : 증분비 갱신 값

x_i, y_i : 증분 계수

P_0^i : 초기 출력

Urban level 전력네트워크의 경우 안정적인 운영을 위하여 Local level 전력네트워크에서 잉여, 부족 출력을 공유하게 된다. 이를 위해서는 Local level 내 분산전원들의 잉여출력, 현재 출력 데이터가 필요하며 다음과 같은 식을 통해 각 Local level 내 데이터를 구할 수 있다. 이렇게 Local level 에이전트는 계통 내 데이터를 Urban level에게 주기적으로 업데이트한다.

$$P_{Locali,margin}[t+1] = P_{Locali,margin}[t] + \sum_{j \in N_i} w_{ij}(P_{Localj,margin}[t] - P_{Locali,margin}[t]) \quad (11)$$

$$P_{Locali,output}[t+1] = P_{Locali,output}[t] + \sum_{j \in N_i} w_{ij}(P_{Localj,output}[t] - P_{Locali,output}[t]) \quad (12)$$

$$P_{Locali,lack}[t+1] = P_{Locali,lack}[t] + \sum_{j \in N_i} w_{ij}(P_{Localj,lack}[t] - P_{Locali,lack}[t]) \quad (13)$$

식 (11)-(13)은 각각 i 번째 Local level 전력네트워크의 잉여 전력, 출력, 부족 출력에 대한 데이터를 나타낸다. 합의 알고리즘을 통하여 각 출력데이터는 초기값의 평균으로 수렴하며,

각 Local level 전력네트워크들은 감당해야하는 출력량을 계산하고 이를 조류제어 명령으로 사용하게 된다.

3. RBOPF

RBOPF는 SCOPF를 기반으로 하며 신재생 에너지 및 ESS가 전력네트워크에 미치는 영향에 대한 위험 분석을 위해 개선된 모델이다. RBOPF는 확률적 값을 가지는 정보도 처리가 가능하며 신재생발전원의 불확실성에 대한 분석을 통해 ESS의 최적 운영 스케줄링 수립 리스크 분석이 가능하다. 또한, Urban level 전력네트워크의 안정도를 유지하는데 필요한 예비력의 총량을 결정해준다.

$$\min_x f(x) \quad (14)$$

$$f(x) = f_p(p+, p-, p-) + f_r(r+, r-, r-) + f_\delta(p) + f_f(\delta+, \delta-) + f_s(s_0, p_{sc}, p_{sd}) + f_{uc}(v, w) \quad (15)$$

이는 전체 전력시스템 운영비용을 최소화하는 목적함수를 가지며, 발전비용, 예비력 비용, 발전출력변환 비용, 부하추중 예비력 비용, ESS 비용, 기동 및 정지 비용으로 구성된다. 목적함수의 형태는 다음과 같다[11].

$$f_p(p+, p-, p-) = \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} \phi_\alpha^{tjk} \times \sum_{i \in I} [C_p^i(p^{ijk}) + C_p^i + P_+^{ijk} + C_p^{qi} - p_i^{ijk}] \quad (16)$$

식 (16)은 발전기의 운영 비용과 관련된 비용을 나타내며 출력은 발전기별로 계산된다.

상정사고 예비력 비용은 한 시간 내에 순 부하 불확실성의 균형을 맞추는 것과 관련이 있다.

$$f_r(r+, r-, r-) = \gamma \sum_{i \in I} [C_{R+}^i(r_+^i) + C_{R-}^i(r_-^i)] \quad (17)$$

식 (17)은 발전기 고장 또는 송전선로 고장과 같은 예기치 못한 사고를 결정하는데 사용된다.

발전출력변환 비용은 순 부하의 시간별 변동성을 충족할 때 발생한다.

$$f_\delta(p) = \gamma \sum_{j \in J} \phi^j \sum_{i \in I} C_\delta^i(\Delta p^{ij}) \quad (18)$$

식 (18)은 신재생발전의 페널티 비용을 나타내며, 이는 높은 변동성에 따라 심각한 출력 변화를 유발할 수 있기 때문이다.

부하추중 예비력 비용은 기존 발전기의 스트레스로 인한 수명 저하와 관련이 있다. 일반적으로 신재생발전원의 높은 변동성에 기인한다.

$$f_I(\delta+, \delta-) = \gamma \sum_{i \in I} [C_{\delta_+^i}^i(\delta_+^i) + C_{\delta_-^i}^i(\delta_-^i)] \quad (19)$$

식 (19)는 전력계통 부하의 급격한 변화에 필요한 비용을 나타낸다.

$$f_s(s_0, p_{sc}, p_{sd}) = C_{s0}s_0 - (C_{s0}s_0 + C_{sc}p_{sc} + C_{sd}p_{sd}) \quad (20)$$

식 (20)은 ESS에 저장된 초기 에너지와 마지막 기간의 잔여 에너지에 대한 정산과 관련된 비용을 나타낸다.

기존 발전기를 기동정지하는 비용이 포함되며, 이는 다음과 같다.

$$f_{uc}(v, w) = (C_v^i v + C_w^i w^i) \quad (21)$$

위의 목적 함수는 기본 OPF 모델 제약 조건, 비상 제약 조건, 시간 변동성 제어 제약 조건, 발전기 운전 일정 제약 조건 등 모든 제약 조건을 충족해야 한다.

$$g^{jk}(\theta^{jk}, V^{jk}, p^{jk}, q^{jk}) = 0 \quad (22)$$

$$h^{jk}(\theta^{jk}, V^{jk}, p^{jk}, q^{jk}) \leq 0 \quad (23)$$

식 (22)는 비선형 AC 전력 균형 방정식, 선형 DC 전력 균형 방정식 및 수요와 공급에 대한 등식으로 나타내어진다. 또한, 식 (23)은 비선형 송전망 제약, 전압 제약 및 기타 부등식 제약함수를 나타낸다.

$$0 \leq p_+^{jk} \leq r_+^i \leq R_{\max}^i \quad (24)$$

$$0 \leq p_-^{jk} \leq r_-^i \leq R_{\max}^i \quad (25)$$

$$p^{ijk} - p_c^i = p_+^{ijk} - p_-^{ijk} \quad (26)$$

식 (24)-(26)은 예비력, 제공전 및 계약 변수와 관련된 제약 조건을 나타낸다.

RBOPF와 SCOPF의 가장 큰 차이점은 계통의 안정도를 일정하게 유지하기 위해 필요한 예비력을 결정해준다는 것이다. 이는 RBOPF가 불확실성을 띠는 신재생발전원 분석을 고려함으로써 가능해진다. 계통 운영자는 신재생발전원의 변동성을 예측하고 전력 공급 계획을 수립할 때 필요한 예비력량 계산하기 때문이다. 신재생발전원 및 상정사고가 안정도에 미치는 문제는 이 필요한 예비 전력의 양으로 정량화할 수 있다.

4. 리스크 평가

4.1 리스크 평가 지수 개발

NERC는 연간 신뢰도 평가보고서에서 SRI(Severity Risk Index)라고 하는 대표 지수를 사용하여 전력계통의 신뢰도성

능을 객관적으로 평가하고 있는데 즉, 송전망과 발전기 고장에 따른 부하 차단량을 기반으로 전력계통의 스트레스를 계산함으로써 신뢰도 유지 실적을 정량화한다[12]. 그러나 기후요소의 불확실성으로 인해 기후에 영향을 많이 받는 신재생발전 출력의 변동 또한 커지게 되며 자연환경의 변화로 인해 공급 측에서도 다양한 파급효과가 발생할 수 있다. 결론적으로 기온예측의 불확실성으로 인해 에너지수요 예측의 불확실성도 증가할 것으로 전망되고 있다. 신재생에너지발전 비중이 높아질수록 기후변화로 인한 전력공급에 생기는 위험이 크므로 그 예상 위험을 파악하고 각각에 대한 적응 방안을 마련해야 한다. 따라서 과년도 보고서에서 제시한 전력계통의 리스크를 분석하는 L-SRI를 확장하여 Urban 단위의 U-SRI를 제안한다.

$$L-SRI = [0.6 \times (MW_L) + 0.3 \times (N_T) + 0.08 \times (N_G) + 0.02 \times (N_R)] \times 1,000 \quad (27)$$

$$MW_L : \text{부하차단량} = \frac{\text{부하차단량}[MW]}{\text{총 부하량}[MW]}$$

$$N_T : \text{송전선로 차단용량비율} = \frac{\text{송전선로 탈락용량}[MVA]}{\text{총 송전선로 용량}[MVA]}$$

$$N_R : \text{신재생 발전기 발전오차} = \frac{\text{신재생발전기 예측발전량} - \text{신재생발전기 실발전량}[MW]}{\text{신재생발전기 예측발전량}[MW]}$$

여기서 이를 확장하면,

$$U-SRI = \sum_n^N w_n L_n \quad (28)$$

w_n : Local ≤ vel 네트워크 별 가중치

L_n : n번째 Local ≤ vel 네트워크의 L-SRI 값

기존 NERC의 SRI와 L-SRI의 차이점은 L-SRI는 신재생발전 오차를 고려했다는 것이다. 따라서 송전선로 상정사고 및 신재생 발전 오차가 존재하는 Local level 네트워크의 시나리오에 기존의 SRI와 L-SRI를 각각 적용하여, 신재생발전오차의 가중치에 대한 적합성을 과년도 보고서에서 판단하였으며 기존 SRI에 비해 제시된 L-SRI가 신재생발전원이 포함된 전력네트워크의 리스크를 평가하기에는 더욱 적합함을 확인할 수 있다.

표 2 각 지역별 가중치

Table 2 Weight for each local level

순번	지역	부하(MW)	가중치
1	강서	231.70	0.1241
2	동작-영등포	160.95	0.0862
3	관악	197.24	0.1057
4	서초-강남	362.29	0.1941
5	강동-송파	284.37	0.1523
6	광진	158.76	0.0850
7	종로-성북	235.70	0.1263
8	도봉-강북	111.23	0.0596
9	마포	124.47	0.0667

5. 사례연구

기후변화에 따른 Urban level 전력시스템의 리스크 분석을 위하여 불확실성으로 인한 시나리오를 생성하였다. 시나리오 생성 시 각 Local별 적용되는 기후요소에 따른 불확실성을 고려해 주어야 하지만 본 보고서는 서울이라는 한 지역(Urban) 내에서 Local을 나눈 것이기 때문에 모든 지역에서 동일한 기후요소가 적용된다고 가정하였다.

과정은 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 1000개의 시나리오를 생성한 뒤, 원활한 시뮬레이션을 위해 선행연구와 같이, K-means 클러스터링 기법을 통해 10개의 대표 시나리오를 산출하였다. Urban level 전력네트워크 또한 불확실성 요소로 풍력, 태양광, 부하량을 사용했으며, 각각 와이블 분포, 베타 분포, 정규 분포를 활용하여 난수를 생성하였다. 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 시나리오를 생성하고 원활한 시뮬레이션을 위하여 K-means 클러스터링 기법을 이용하여 시나리오를 대푯값 10개로 선정하였다. 이때 부하의 경우 각 Local 별로 몬테카를로 시뮬레이션을 하여 설정하였으나, 신재생 발전량의 각 Local들은 동일한 지역내에 위치하고 있어 기후의 영향이 동일하므로 대표지역(강서)을 뽑아 몬테카를로 시뮬레이션을 실행하였다. 이를 통해 나온 결과값을 토대로 다른 지역들의 신재생발전량을 설정하였으며 9개의 Local에 대한 시나리오를 선정한 다음 Urban level 전력네트워크의 리스크 평가를 하였다.

표 3 선정된 10개의 시나리오(Urban level)

Table 3 10 selected scenarios (Urban level)

Cluster means:	Wind	PV	Load
scenario 1	116.85MW	234.89MW	1850.66MW
scenario 2	141.47MW	292.52MW	1857.37MW
scenario 3	135.93MW	177.88MW	1898.99MW
scenario 4	123.92MW	91.44MW	1858.74MW
scenario 5	104.91MW	280.56MW	1872.9MW
scenario 6	139.29MW	312.87MW	1863.77MW
scenario 7	121.63MW	213.28MW	1857.46MW
scenario 8	94.59MW	161.33MW	1882.53MW
scenario 9	88.58MW	122.76MW	1870.01MW
scenario 10	103.35MW	384.83MW	1878.26MW

본 연구의 Urban level 전력네트워크는 9개의 Local level들이 메인버스를 통해 연결되어 전력 및 정보를 교환하고 있다.

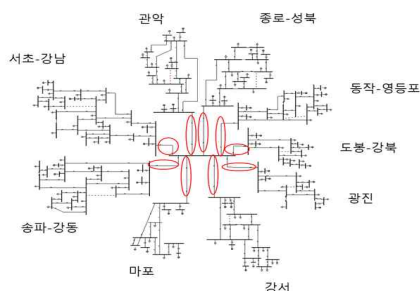


그림 3 Local level 별 메인버스 연계선로 상정사고

Fig. 3 Contingency on main bus connection lines by local level

그림 3은 9개의 Local level과 메인버스간의 연계선로를 나타내고 있으며, 이 선로들이 차단될 경우 각 Local level들은 고립된 상태로 운전하게 된다. 각 Local level들은 내부의 발전기 및 신재생발전원을 통해 자체적인 전력수급이 가능하도록 설계되었지만, 기후변화로 인한 신재생발전량 예측 오차가 심각한 시나리오에 대해서는 취약성이 나타날 것으로 예상된다. 따라서, 각 Local level의 연계선로를 하나씩 상정사고를 내어 Urban level 전력네트워크에 미치는 영향을 평가하였다.

표 4 연계선로 상정사고에 따른 시나리오별 U-SRI

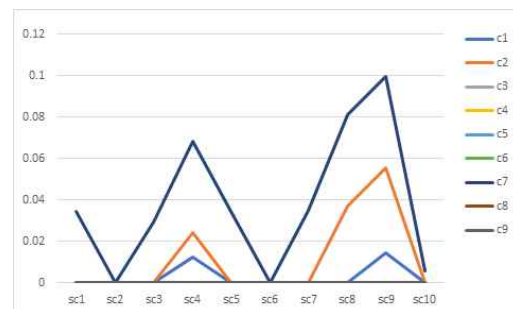
Table 4 U-SRI by scenario according to the contingency on the connected line

	sc1	sc2	sc3	sc4	sc5	sc6	sc7	sc8	sc9	sc10
c1	47.05	44.66	49.74	51.56	46.67	42.04	50.51	55.93	51.65	38.99
c2	50.03	47.49	52.89	54.83	49.62	47.09	50.79	54.26	55.36	46.39
c3	49.32	46.82	52.14	54.05	48.92	46.42	50.07	53.49	54.58	45.73
c4	48.88	46.4	51.68	53.57	48.48	46.01	49.62	53.01	54.09	45.32
c5	45.12	42.83	47.7	49.45	44.75	42.47	45.81	48.94	49.93	41.84
c6	46.72	44.35	49.39	51.2	46.34	43.97	47.43	50.67	51.7	43.32
c7	51.11	48.52	54.04	56.01	50.7	48.11	51.89	55.43	56.56	47.39
c8	44.12	41.88	46.64	48.35	43.76	41.53	44.79	47.85	48.82	40.91
c9	48.54	46.08	51.32	53.19	48.15	45.69	49.28	52.64	53.71	45.01

표 4는 9개의 Local level 별 연계선로 차단 상정사고를 케이스 c1~c9으로 나누어 각 상정사고 케이스 별 시나리오 sc1~sc10에 대하여 U-SRI를 나타낸 것이다.

상정사고를 고려하지 않은 케이스와 같이 시나리오 4와 9에서 높은 U-SRI 값이 나타났으며 발전설비비율이 빈약한 종로-성북 Local의 상정사고 c7에서 가장 높은 U-SRI 값이 나타났다. 이는 다른 Local로부터 전력을 주로 공급받는 계통에서 상정사고 및 신재생 에너지 출력 감소가 심해지는 경우 Urban level 전력네트워크의 전체적인 리스크가 상승함을 보인다.

계통의 리스크를 줄이기 위해 RBOPF를 수행함으로써 부하 차단비용과 송전선로과부하율을 비교하고 그에 따른 U-SRI 저감효과를 분석하였다. 기존 SCOPF의 부하차단비용(MW_L)을 보이며 종로-성북 Local의 연계선로 상정사고 시 신재생 발전오차가 가장 심한 시나리오 7에 대하여 10%에 가까운 부하차단이 발생한다. 하지만, RBOPF의 리스크 저감을 통해 5% 미만까지 감소하는 결과를 보인다.



(a)

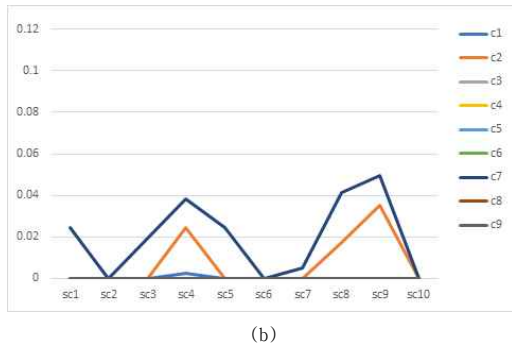


그림 4 시나리오 및 상정사고에 따른 부하차단비율 (a) SCOPF, (b) RBOPF
Fig. 4 Load shedding ratio according to scenario and contingency (a) SCOPF, (b) RBOPF

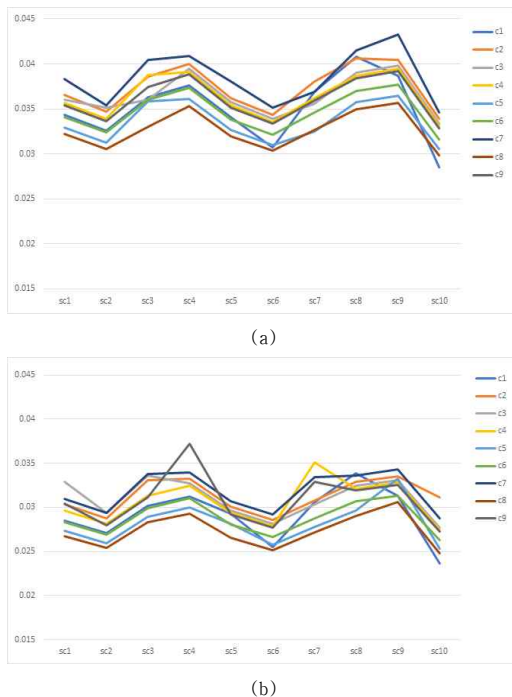


그림 5 시나리오 및 상정사고에 따른 송전선로과부하율 (a) SCOPF, (b) RBOPF
Fig. 5 Transmission line overload rate according to scenarios and contingency (a) SCOPF, (b) RBOPF

그림 5는 모든 상정사고에서 약간의 송전선로 과부하가 확인된다. SCOPF는 평균 3.5%의 과부하가 존재하지만 3% 미만으로 저감되는 효과를 보인다.

표 5는 상정사고 발생 시 신재생발전량 시나리오에 따른 U-SRI 값을 SCOPF와 RBOPF로 구분하여 나타내고 있다. 종로·성북 Local 상정사고 및 시나리오 9에서 56.56으로 가장 높은 U-SRI가 나타났지만, RBOPF를 통해 부하차단과 송전선로 과부하가 크게 개선됨에 따라 46.84로 10 가량의 SRI가 감소되는 효과를 보인다. 다른 상정사고와 시나리오에서도 7~9 가량의 SRI가 감소되는 결과가 나타난다. 이는 모든 케이스에 높은 리스크를 유발하는 요소들이 포함되어 있으므로, RBOPF를 통해 리스크 요소가 큰 부하차단과 송전선로 과부하를 감소시켰음을 알 수 있다. 따라서, 평균 U-SRI가 25.35% 감소

되었음을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 기존연구에서 구성한 Local level 전력네트워크들이 군집하여 정보 및 전력을 공유하는 Urban level 전력네트워크를 구성하였으며, Urban level의 통합 운영을 통한 MAS 기반 합의 알고리즘을 제시하였다. 이를 통해 Local level 사이의 통신을 통해 Urban level 전역적인 제어 방안을 보였다. Local level의 리스크 평가 지수를 활용하여 Urban level의 리스크를 나타내는 지수를 개발하였으며, 신재생/오차 시나리오 및 상정사고에 따른 리스크를 나타내었다. Urban level 리스크의 저감을 위해 RBOPF를 사용하였으며, 부하차단률과 송전선로 과부하율의 감소를 통한 리스크 감소 효과를 모든 케이스에서 확인할 수 있었다.

표 5 RBOPF 적용에 따른 U-SRI 저감 효과 비교

Table 5 Comparison of U-SRI Reduction by application of RBOPF

		sc1	sc2	sc3	sc4	sc5	sc6	sc7	sc8	sc9	sc10	평균
c1	SC	47.05	44.66	49.74	51.56	46.67	42.04	50.51	55.93	51.65	38.95	47.88
	RB	39.05	37.17	41.28	42.79	38.74	34.89	41.92	44.42	42.87	32.46	39.55
c2	SC	50.03	47.49	52.89	54.83	49.62	47.09	50.79	54.26	55.36	46.39	50.87
	RB	41.52	39.52	43.9	45.51	41.18	39.08	42.16	45.54	45.95	38.5	42.28
c3	SC	49.32	46.82	52.14	54.05	48.92	46.42	50.07	53.49	54.58	45.73	50.15
	RB	40.94	38.86	43.28	44.86	40.6	38.53	41.56	44.4	45.3	37.76	41.60
c4	SC	48.88	46.4	51.68	53.57	48.48	46.01	49.62	53.01	54.09	45.32	49.70
	RB	40.67	38.41	42.89	44.46	40.24	38.19	41.18	44	44.89	37.62	41.25
c5	SC	45.12	42.83	47.7	49.45	44.75	42.47	45.81	48.94	49.93	41.84	45.88
	RB	37.45	35.55	39.59	41.04	37.14	35.25	38.02	40.62	41.44	34.53	38.06
c6	SC	46.72	44.35	49.39	51.2	46.34	43.97	47.43	50.67	51.7	43.32	47.50
	RB	38.78	36.81	40.99	42.5	38.46	36.5	39.37	42.06	42.91	35.96	39.43
c7	SC	51.11	48.52	54.04	56.01	50.7	48.11	51.89	55.43	56.56	47.39	51.97
	RB	42.42	40.87	44.85	46.39	42.08	39.83	43.07	46.01	46.84	39.33	43.16
c8	SC	44.12	41.88	46.64	48.35	43.76	41.53	44.79	47.85	48.82	40.91	44.86
	RB	36.72	34.76	38.71	41.13	36.32	34.47	37.18	39.72	40.52	33.96	37.34
c9	SC	48.54	46.08	51.32	53.19	48.15	45.69	49.28	52.64	53.71	45.01	49.36
	RB	40.29	38.45	42.6	44.15	39.86	37.92	40.9	43.79	44.58	37.46	41.01

Acknowledgements

본 연구는 2020년도 한국연구재단(2020R1A2C1004743)의 지원과 2019년도 한국전력공사(R19XO01-37)의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

References

- [1] Ryu H.S, and Kim M.K. "Two-Stage Optimal Microgrid Operation with a Risk-Based Hybrid Demand Response

Program Considering Uncertainty,” *Energies* 13.22, Nov 2020.

- [2] Farzin, Hossein, Mahmud Fotuhi-Firuzabad, and Moein Moeini-Aghaie. “Role of outage management strategy in reliability performance of multi-microgrid distribution systems,” *IEEE Transactions on Power Systems* 33.3, 2359-2369, 2017.
- [3] Vasiljevska, J., JA Peças Lopes, and M. A. Matos. “Evaluating the impacts of the multi-microgrid concept using multicriteria decision aid,” *Electric Power Systems Research* 91, 44-51, 2012.
- [4] Jiang, Runzhou, Xiaoyan Qiu, and Dan Li. “Multi-agent system based dynamic game model of smart distribution network containing multi-microgrid,” *Power System Technology* 38.12, 3321-3327, 2014.
- [5] Ryu H.S, Lee Y.R and Kim M.K, “Predicting Renewable Energy Generation Using LSTM for Risk Assessment of Local Level Power Networks,” *The Transaction of the Korean Institute of Electrical Engineers*, 69.6, 783-791, 2020.
- [6] Yu, Han, and W. D. Rosehart. “An optimal power flow algorithm to achieve robust operation considering load and renewable generation uncertainties,” *IEEE Transactions on Power Systems* 27.4, pp. 1808-1817, 2012.
- [7] Monticelli, A., M. V. F. Pereira, and S. Granville. “Security-constrained optimal power flow with post-contingency corrective rescheduling,” *IEEE Transactions on Power Systems* 2.1, pp. 175-180, 1987.
- [8] Xu, Yinliang, and Zhicheng Li. “Distributed optimal resource management based on the consensus algorithm in a microgrid,” *IEEE transactions on industrial electronics* 62.4, 2584-2592, 2014.
- [9] Liu, Wei, et al. “Decentralized multi-agent system-based cooperative frequency control for autonomous microgrids with communication constraints,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 5.2, 446-456, 2014.
- [10] Wood, Allen J., Bruce F. Wollenberg, and Gerald B. Sheblé. *Power generation, operation, and control*. John Wiley & Sons, 2013.
- [11] Zimmerman, Ray D., and Carlos E. Murillo-Sánchez. “Matpower Optimal Scheduling Tool MOST 1.0 User’s Manual,” *Power Systems Engineering Research Center PSerc*, 2016.
- [12] NERC, State of Reliability; An Assessment of 2019 Bulk Power System Performance, 2020.

저자소개

이용래 (Yong-Rae Lee)



2019년 중앙대학교 에너지시스템공학부 졸업
2021년 동 대학원 에너지시스템공학과 졸업(석사)

김문겸 (Mun-Kyeom Kim)



2004년 고려대학교 전기전자전파공학부 졸업.
2006년 서울대학교 대학원 전기컴퓨터공학부 졸업(석사).
2010년 동대학원 전기컴퓨터공학부 졸업(공학박).
2011년~현재 중앙대학교 에너지시스템공학부 교수.