

# The Impact of the Energy Storage System Operation Strategy on Power Grid Reliability

ESS 최적운영 전략이 계통의 신뢰도에 미치는 영향에 관한 연구

Beopsoo Kim · Dayoung Lee · Nikita Rusetskii · Konstantin Shusterzon · Denis Sidorov · Insu Kim<sup>†</sup>

김법수\* · 이다영\* · 니키타 루셋스키\*\* · 콘스탄틴 슈스터존\*\*\* · 데니스 시도로프\*\*\* · 김인수<sup>†</sup>

## Abstract

Based on the empirical data published by the Korea Electric Power Exchange and the Korea Meteorological Administration, we present a methodology that predicts the system marginal prices. For this purpose, this study uses the long-short term memory (LSTM) technique, which is commonly used in time-series prediction problems. As a result, we present a strategy for operating energy storage systems (ESSs) from the perspective of a prosumer rather than a system operator or conventional utilities. This study also examines the effects of the proposed prosumer actions on the system. The proposed operating strategy is established based on dynamic programming. In particular, this study takes the proposed operation strategy of ESSs the point of view of system reliability.

## Key Words

Energy storage system, long-short term memory, dynamic programming reliability

## Abbreviations

LSTM - long-short term memory

ESS - energy storage system

DP - dynamic programming

MDP - Markov decision process

## 1. 서론

현대 전력시스템 운용기법에서 발전기 및 다양한 설비들의 스케줄링과 운용기법은 계통의 안정도와 신뢰도를 향상시키는 데 큰 기여를 하였다. 특히 이는 중앙집중적 발전 기반의 송전 및 배전을 구축한 전력망에서 매우 효율적으로 작용하여 왔으나, 사회가 복잡해지고 다양화 됨에 따라서 사회의 요구를 충분히 반영하지 못하고 있는 아쉬움을 보이고 있다. 이를 해결하기 위한 주요 수단으로서 전력망에 분산전원과 에너지 저장시스템 (Energy storage system, ESS)를 도입하고 있다. 그러나 분산전원은 국제협약, 기업의 ESG 도입, RE-100과 같은 이슈들로 인하여 일반적으로 신재생에너지원을 기반으로 하게

되는데, 이로 인하여 생기는 불확실성을 ESS를 통하여 극복하기 위한 연구들이 진행되었다. 이를 위하여 Rocha.et.al의 경우 일반적인 교류기반의 배전계통에서 분산전원과 ESS가 계통과 어떻게 상호작용하는지에 대한 특성에 대하여 연구하여 이를 오픈소스 시뮬레이션 툴인 OpenDSS를 통하여 일반화된 모형으로 소개하였고 [1], Teng.et.al의 경우 중국의 사례연구를 소개하며 ESS가 계통에 도움을 줄 수 있음을 시사하였다 [2]. 그러나 이러한 연구들의 경우 ESS의 동적 특성을 제대로 반영하지 못하고 있다는 한계점을 가졌고, 이를 극복하기 위하여 Delille.et.al의 경우 Eurostag을 기반으로 독립된 계통에서 ESS의 영향을 분석하기 위한 동적 모델을 제시하였으며 [3], Sidorov.et.al은 동적 모델을 제시하였을 뿐만 아니라 이를 기반으로 volterra 적분방정식을 기반으로 하는 계통의 제어방법을 제시하였다 [4]. 또한, Cacciato에 의하여 배터리 전압의 측정 및 계산 데이터를 비교하여 ESS의 충/방전 상태를 확인 및 추정할 수 있는 모형 또한 제시되었다 [5]. 그러나 이러한 선행연구의 경우 계통의 상호작용과 동특성에 초점을 맞춘 연구로서 프로슈머의 입장에서 행동을 기반으로 ESS를 사용하

<sup>†</sup> Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Inha University, Korea  
E-mail: insu@inha.ac.kr

<https://orcid.org/0000-0001-8986-5016>

\*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Inha University, Korea

<https://orcid.org/0000-0002-2529-4098>

<https://orcid.org/0000-0003-1532-6356>

\*\*School of Information Technology and Data Science, Irkutsk National Research Technical University, Russia

<https://orcid.org/0000-0002-8635-5296>

\*\*\*Energy Systems Institute of Siberian Branch of Russian Academy of Sciences, Russia

<https://orcid.org/0000-0002-2345-4297>

<https://orcid.org/0000-0002-3131-1325>

Received : Oct. 23, 2021 Revised : Nov. 10, 2021 Accepted : Nov. 26, 2021

© 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.

였을 때 계통에 미치는 영향을 고려한 연구가 이루어지지 않았다는 한계점을 보였다. 이러한 사전 연구들이 기반이 되어 ESS의 최적 운영방안에 대한 연구 또한 진행되어 왔는데, Fendri와 Chaabene는 timed hybrid petri net을 기반으로 하는 태양광 발전원과 ESS를 연계한 시스템의 최적 운영에 대한 연구를 수행하였으며 [6], Ryu의 경우 multi-objective PSO를 기반으로 ESS의 마이크로그리드에서의 최적운영 방법을 제시하였다 [7]. 아울러, 타 연구에서는 deep-Q learning을 기반으로 불확정성을 반영한 ESS의 최적운영 전략을 제시하였는데 [8], 상기의 연구들은 계통의 특성 및 분산전원의 불확정성을 반영한 측면에서는 연구가 진행되었으나, 유틸리티 관점의 운용 측면에서는 아쉬움을 남겼다.

따라서, 본 논문에서는 전력거래소와 기상청에서 발간한 제주지역의 실증데이터를 바탕으로 계통한계가격을 예측하고 이를 기반으로 프로슈머가 행동하였을 때 계통에 미치는 영향에 대하여 전력시스템 신뢰도의 관점에서 고찰하여본다. 전력계통의 특성상 신뢰도는 매우 중요한 요소로서 작용한다. 따라서 본 논문에서는 무작위로 발전 특성을 갖는 PV가 ESS와 함께 계통에 연결되었을 때, 프로슈머가 본인의 경제성만을 주안점으로 두고 동적프로그래밍에 기반한 운용전략을 사용하여 ESS를 운용하였을 때 배전계통에 미치는 영향을 RBTS bus 2 system에서 고찰해본다. 이를 통하여 프로슈머가 전력시장에서 자신의 이익을 극대화하기 위하여 행동할 때 전력망에 미치는 영향을 신뢰도의 관점에서 고찰해본다. 이를 통하여 프로슈머의 이익의 극대화와 언급한 분산전원의 특성과 연구결과에 비추어 보았을 때, 계통의 신뢰도 문제 또한 해결 가능할 수 있을 것으로 기대한다.

## 2. 문제 설정

본 문제에서 제시되는 ESS의 운용전략은 매시간마다 ESS의 충/방전을 결정하여 ESS의 운용에서 프로슈머의 이익을 극대화 하는 것이다. 이 때, 계통한계가격은 시간대에 따라 다른데, 이는 전력을 판매하는 시점에 따라 프로슈머의 이익이 달라질 수 있음을 의미한다. 따라서, 프로슈머는 계통한계가격이 높은 시점에서 전력을 판매하여야 고수익을 거둘 수 있는데, 이를 위해 프로슈머는 전력을 ESS에 저장하여 계통한계가격이 상승하는 시점까지 기다려야 하나, ESS의 용량은 고정되어있으며, 용량 이상의 전력은 저장할 수 없는 한계를 가지게 된다. 따라서, 계통한계가격의 상한가를 기다리기 위하여 ESS가 방전되지 않으면 대기시간 동안 저장하지 못한 전력은 매몰비용이 되므로 계통한계가격이 최고가를 기록할 때를 기다리는 전략은 프로슈머의 입장에서 좋지 못한 전략이다. 따라서, 이익의 극대화를 위해서는 적절한 ESS의 운용전략 수립이 필수적이라 할 것이다.

문제의 정식화를 위하여 다음과 같이 변수를 정의하자.

$N^{period}$ 를 운용전략의 수립을 위한 기간으로 정의하고,  $E^{gene}$ 를 시간  $t$  ( $t = 1, \dots, N^{period}$ )에서 생성된 전력량이라고 정의하자. 이때,  $X_t$ 는 시간  $t$ 에서의 ESS 충/방전을 정의하며, 다음과 같은 이진 변수로서 표현된다.

$$X_t = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases} \quad (1)$$

이때, 0은 ESS가 시간  $t$ 에서 생성된 전력량인  $E^{gene}$ 만큼 충전함을 의미하며, 1은 ESS에 저장된 에너지 모두를 방전함을 의미한다. 다음으로,  $E_t^{store}$ 를 ESS가 작동하는 시간  $t$ 에서 ESS에 저장된 전력량이라고 하면, 시간  $t$ 에서의 ESS에 저장된 전력의 양은 다음과 같이 정의된다.

$$E_t^{store} = \begin{cases} E_{t-1}^{store} + E_{t-1}^{gene}, & X_{t-1} = 0 \\ 0, & X_{t-1} = 1 \end{cases} \quad (2)$$

이때,  $E_t^{store}$ 는 ESS의 최대 저장용량인  $C^{limit}$ 을 넘을 수 없는 제약조건을 갖는다.

다음으로, 시간스텝  $t$ 에서의 SMP를  $P_t^{price}$ 로 정의하면,  $t$ 에서의 총 이득인  $P_t^{bene}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$P_t^{bene} = P_{t-1}^{bene} + X_t P_t^{price} (E_t^{store} + E_t^{gene}) \quad (3)$$

위에서 정의한 조건들과 변수들을 바탕으로 ESS의 이득 최대화 문제(ESS Benefit Maximize Problem; EBMP)를 정의할 수 있으며 이는 다음과 같이 정식화 된다.

$$\text{Maximize : } P_{N^{period}}^{bene} \quad (4)$$

$$\text{Subjected to : } \forall t, E_t^{store} \leq C^{limit}$$

따라서, EBMP는 ESS 운영을 위한 순차적 의사결정 문제로 정의 가능하며, 시간 스텝  $t+1$ 에서의 ESS 저장량  $E_{t+1}^{store}$ 는 오로지 현재 시간스텝  $t$ 에서의 값인  $E_t^{store}$ ,  $E_t^{gene}$ ,  $X_t$ 에만 의존하기 때문에 식 (2)에 기반하여 1에서  $t-1$ 까지의 값들은 필요치 않다. 이와 같은 논리로서, 식 (3)에 기반하여,  $t+1$ 에서의 수익인  $P_{t+1}^{bene}$  또한 현재의 시간스텝  $t$ 에만 의존한다. 따라서, EBMP는 마르코프 결정 과정 (Markov decision process; MDP)로서 정의 가능하다. 이 때, 본 연구의 경우 예측을 통하여 MDP에서 얻게되는 보상을 이미 알고 있기 때문에 이는 Known MDP가 되고, 이는 다시 동적프로그래밍(Dynamic programming; DP)의 문제로 변화한다.

### 3. ESS 운용 스케줄링

MDP는 다섯 개의 튜플 파라미터인  $(S, A, P, R, \gamma)$ 로서 구성되는데  $S$ 는 상태의 유한집합을,  $A$ 는 의사결정의 유한집합을,  $P$ 는 선택한 의사결정에 따라 전이되는 전이확률을 의미한다.  $R$ 은 의사결정으로 인하여 즉각적으로 주어지게 되는 보상(또는 보상의 기댓값)을 의미하며  $\gamma$ 는 할인인자로서 0과 1 사이의 값으로 정의되는데, 현재 얻게되는 보상이 미래에 얻게 될 보상과 비교하여 얼마나 더 중요한지를 나타낸다.

이때, MDP의 목적은 의사결정자에게 가장 큰 보상을 제공하는 정책을 찾는 것인데, 이때 의사결정의 방법(정책)인  $\pi$ 는 해당 상태에서 가능한 의사결정을 선택하여 매핑하는 함수로서  $\pi: S \rightarrow A$ 로서 표현된다. EBMP를 풀기 위하여, 상기의 튜플 파라미터들은 다음과 같이 대응된다.

1) 상태 유한집합 : 시간 스텝  $t$ 에서의 상태에서 상태 유한집합의 원소  $s_t$ 는 ESS에 저장된 전기의 양으로서 정의되고, 이는 다시  $s_t = E_t^{store} \in S$ 로서 표현된다.

2) 의사결정 유한집합 : 시간 스텝  $t$ 에서의 상태에서 의사결정 유한집합의 원소  $a_t$ 는 시간  $t$ 에서의 ESS 충/방전  $X_t$ 로서 정의되고, 이는 다시  $a_t = X_t \in A$ 로서 표현된다.

3) 전이 : EBMP 문제에서 의사결정의 정책  $\pi$ 는 매 시간 스텝  $t$ 에서의 상태에서 최적의 운용으로 정의되는 결정론적 정책을 의미하며, 전이확률  $P$ 는  $S \times A \rightarrow S$ 로 표현되는 결정론적 전환의 확률로서 계산된다. 예를 들어, 본 논문의 문제인 ESS의 충/방전 문제에서는 시간  $t$ 에서의 최적 보상은 ESS의 충전량인  $E_t^{gene}$ 가 최적의 보상이 되고 최적의 의사결정은  $a_t = X_t = 1$ 이 되며, 시간 스텝  $t$ 에서의 전이확률  $p_t$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$p_t = \begin{cases} 1, & a_t \text{ is the optimal action} \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

이는 의사결정의 최적 행동(정책)  $\pi^*$ 의 전이확률은 항상 1이 됨을 의미한다.

4) 보상 : 시간 스텝  $t$ 에서의 최적 행동으로 얻게 되는 보상  $r_t$ 는  $r_t = X_t P_t^{price}(E_t^{store} + E_t^{gene}) \in R$ 로서 정의 가능하다.

5) 할인인자 : EBMP 문제의 목적은 미래 보상의 합을 최대화 하는 것이므로  $\gamma = 1$ 이 된다.

위의 내용을 종합하여 보면, EBMP 문제를 풀기 위하여 판매이득의 누적값을 극대화하는 정책이 필요하며, 보상이 포함된 최적 정책  $\pi^*$ 는 Bellman optimality equation으로 계산 가능하며, 방정식은 다음과 같이 계산된다.

$$Q^*(s_t, a_t) = r_t + \max_{a' \in A} Q^*(s', a') \quad (6)$$

이 때,  $s'$ 과  $a'$ 은 다음 시간 스텝인  $t+1$ 에서의 상태와 의사결정을 의미하며, 시간 스텝  $t$ 부터  $N^{period}$ 까지의 보상의 최댓값은 식 (6)을 재귀적으로 풀어 구할 수 있다. 즉, EBMP 문제는  $Q^*(s_1, a_1)$ 을 계산함으로써 풀어낼 수 있음을 의미한다.

주어진 문제는 top-down 방식의 DP를 통하여 풀어낼 수 있는데, 이러한 기법을 memoization이라 한다. Memoization은 문제를 재귀적으로 해결하고, 동일한 입력이 다시 발생할 때 저장된 결과를 재사용하는 기법이다. 그림 1은 ESS의 최적 운용 알고리즘(ESS operation algorithm; EOS)의 알고리즘을 제시하고 있다.

제시된 알고리즘은 memoization과 스케줄링 함수를 이용한 두단계로서 다음과 같이 구성되며, Memoization 함수는 재귀적 방법을 통하여 Bellman optimality equation을 풀어 매시간 스텝  $t$ 에서 제약조건  $E_t^{store} \leq C^{limit}$ 을 만족하는 최대의 이익을 구해낸다. 이때, 동일한 계산을 반복해야 할 경우를 대비하여, 계산한 결과를 메모리에 저장해두었다가 꺼내어 쓰게 되는데, 이를 통하여 중복계산을 방지할 수 있게 된다. 스케줄링 함수는 memoization 함수를 호출하여 이를 기반으로 시간 스텝 1부터  $N^{period}$ 까지의 총 이득의 최대화를 위한 충전/방전을 매 스텝마다 결정한다. 즉, Memoization에서 저장해 둔 최적의 결과를 시간스텝별로 다시 조합하여 최종적인 스케줄을 만들어주는 역할을 수행한다.

#### Algorithm 1 The ESS operation scheduling (EOS) algorithm

```

1: function MEMOIZATION( $t, e^{curr}, x^{curr}$ ):
2:   if ( $e^{curr} \neq C^{limit}$ ) then
3:     return  $-\infty$ ;
4:   end if
5:   if ( $t > N^{period}$ ) then
6:     return 0;
7:   end if
8:   if ( $D_{t,e^{curr},x^{curr}}^{bene}$  is none) then
9:     if ( $x^{curr}$ ) then
10:       $e^{next} \leftarrow 0$ ;
11:     else
12:       $e^{next} \leftarrow e^{curr} + E_t^{gene}$ ;
13:     end if
14:      $D_{t,e^{curr},x^{curr}}^{bene} \leftarrow x^{curr} P_t^{price}(e^{curr} + E_t^{gene}) + \max_{x^{next} \in \{0,1\}} \text{MEMOIZATION}(t+1, e^{next}, x^{next})$ ;
15:      $D_{t,e^{curr},x^{curr}}^{arg} \leftarrow \text{The argument } x^{next} \text{ of } \max_{x^{next} \in \{0,1\}} \text{MEMOIZATION}(t+1, e^{next}, x^{next})$ ;
16:   end if
17:   return  $D_{t,e^{curr},x^{curr}}^{bene}$ ;
18: end function
19: function SCHEDULING:
20:    $X_1 \leftarrow \text{The argument } x^{curr} \text{ of } \max_{x^{curr} \in \{0,1\}} \text{MEMOIZATION}(1, 0, x^{curr})$ ;
21:    $E_1^{store} \leftarrow 0$ ;
22:   for  $t = 1$  to  $N^{period} - 1$  do
23:      $X_{t+1} \leftarrow D_{t,E_t^{store},X_t}^{arg}$ ;
24:     if ( $X_{t+1}$ ) then
25:        $E_{t+1}^{store} \leftarrow 0$ ;
26:     else
27:        $E_{t+1}^{store} \leftarrow E_t^{store} + E_t^{gene}$ ;
28:     end if
29:   end for
30:   return The optimal schedule;
31: end function

```

그림 1. ESS 운영 알고리즘

Fig. 1. The ESS Operation scheduling Algorithm

## 4. SMP 예측방법

### 4.1 Long-short term memory (LSTM)

계통한계가격의 예측을 위하여, 본 연구에서는 Long-short term memory (LSTM) 기법을 적용하였다. LSTM은 Hochreite와 Schmidhuber에 의하여 RNN이 정보사이의 거리가 멀어지는 경우 모델의 학습능력이 낮아지는 문제를 해결하기 위하여 제시되었다. 즉, LSTM은 RNN의 hidden state를 기본으로 몇 가지 셀 상태가 추가되는 구조로 구성되어있다. 이러한 cell state를 통하여 모델은 state가 오래 경과 하더라도 경사하강도의 전파가 RNN에 비하여 유연하게 잘 이루어지게 된다.

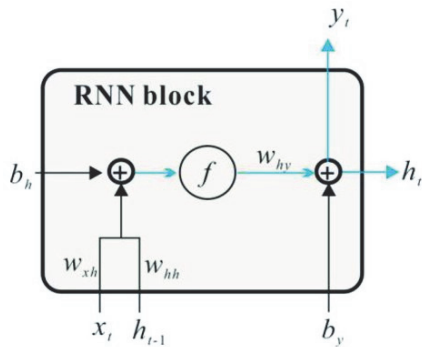


그림 2. RNN의 기본 구조 [9]

Fig. 2. The basic structure of RNN [9]

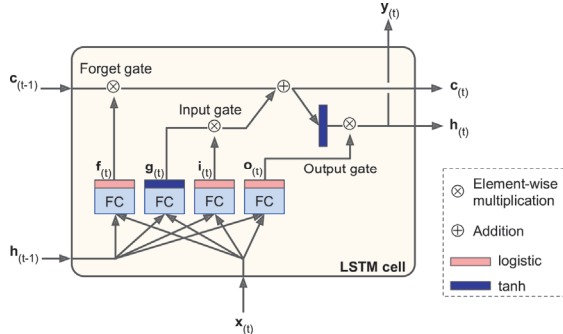


그림 3. LSTM의 기본 구조 [10]

Fig. 3. The basic structure of LSTM [10]

그림 2와 같은 구조를 그림 3과 같이 개선함으로써 예측의 과정에서 모델은 직전의 데이터뿐만 아니라 이전 데이터 전체를 조감하며 예측이 가능해진다.

LSTM에서 중요한 두 개의 셀은 forget gate와 input gate인데, 이를 설명하면 다음과 같다.

1) forget gate : 과거의 정보 중 필요하지 않은 정보는 지우기 위한 단계로서,  $h_{(t-1)}$ 과  $x_{(t)}$ 를 받아 시그모이드 함수를 기반으로 계산한 값을 출력하고, 시그모이드 함수의 함숫값이 0인 경우 해당 정보를 지우고, 1인 경우 해당 정보를 계산을 위한 단계로 내보내며 이는 다음과 같이 정의된다.

$$f_{(t)} = \sigma(W_f \cdot [h_{(t-1)}, x_t] + b_f) \quad (7)$$

2) input gate : 현재의 정보를 다음 단계로 전달하기 위하여 존재하는 게이트로서,  $h_{(t-1)}$ 과  $x_{(t)}$ 를 받아 시그모이드 함수와 역탄젠트 함수를 취하여 요소별 곱을 수행한 값을 내보내게 된다.

### 4.2 예측변수 선정

예측변수의 선정은 상관분석을 기반으로 피어슨 상관계수를 이용하였다. 피어슨의 상관계수는 변수간의 상관계수를 계량화 한 수치로서 코시-슈바르츠 부등식에 의하여 정의된다. 1과 -1 사이의 값을 가지며, 1은 완벽한 양의 선형관계를, -1은 완벽한 음의 선형관계를 가진다 [11]. 이를 수행한 결과를 표 1에 제시하였다.

표 1. 피어슨의 상관계수 결과

Table 1. The result of Pearson correlation coefficient for LSTM prediction

변수	상관계수
온도	-0.793
습도	0.68
섭씨 이슬점 온도	-0.340
일사량	-0.817
일조시간	-0.939

표 1의 결과를 기반으로 온도, 습도, 섭씨 이슬점 온도, 일사량, 일조시간을 입력변수로 하여 계통한계가격을 예측하였다.

## 5. 전력시스템 신뢰도 사례연구

### 5.1 전력시스템 신뢰도 [12]

본 논문에서 살펴보고자 하는 문제는 전력시스템의 신뢰도 문제로서, 유틸리티는 시장에서의 경쟁력 유지를 위하여 적절한 품질과 신뢰성을 갖춘 전력을 제공해야 한다는 압박을 소비자들로부터 받는다. 이를 위하여, 가장 이상적인 경우는 배전시스템에서 정전이 없이 지속적으로 전력을 공급하는 경우이나, 정전은 발생할 수밖에 없다. 이 때, 정전은 전력계통의 운영 중 내부적/외부적 요인 또는 예방정비를 위해 전력공급이 일시적/장기적으로 중단된 상태를 의미한다. 전력 유틸리티는 이러한 정전이 계통에 미치는 영향을 전력의 품질과 신뢰도를 통하여 확인하기 위한 몇 가지 지표들을 사용하는데, 그 지표는 다음과 같다.

#### 1) System Average Interruption Duration Index (SAIDI)

System average interruption duration index (SAIDI)는 일반적인 전력회사의 신뢰도 지표로서, 전력서비스를 공급받는 각 고객이 1년간 평균적으로 정전을 겪는 시간을 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$SAIDI = \frac{\sum (R_y N_y)}{N_t} \quad (8)$$

이 때,  $N_y$ 는 계통의 내/외부적인 요인에 의해 발생한 정전 또는 단전을 경험한 사용자의 수를,  $N_t$ 는 전체 사용자 수,  $R_y$ 는 정전이 지속된 시간을 의미한다.

## 2) System Average Interruption Frequency Index (SAIFI)

일정 지역 내의 사용자의 정전 빈도를 나타내는 지수로서 연간 전체 사용자에게 발생된 정전의 평균 횟수를 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$SAIFI = \frac{\sum N_y}{N_t} \quad (9)$$

## 3) Customer Average Interruption Duration Index (CAIDI)

평균 고장 복구에 소요되는 시간으로서 영구정전이 발생했을 때 사용자가 전기를 다시 공급받는데 소요되는 평균 복구 시간을 의미하며, 다음과 같이 정의된다.

$$CAIDI = \frac{\sum (R_y N_y)}{\sum N_y} = \frac{SAIDI}{SAIFI} \quad (10)$$

## 5.2 사례연구

Roy Billinton test system (RBTS)은 1989년 The University of Saskatchewan의 Power system research group에 의하여 신뢰도 지수에 대한 교육과 연구 목적으로 제안된 테스트 시스템 계통이다 [13]. 변압기, 스위치, 모선, 가공 및 지중선로로 구성되어 있다. 본 논문에서 사용된 테스트 시스템은 Modified RBTS 2 bus system이며 시스템의 구성은 그림 4와 같으며, 계통에 대한 기본적인 정보의 경우 표 2, 표 3으로서 제시하였다. 아울러 설비별 고장률 데이터의 경우 [13]에서 확인할 수 있다. 본 논문에서는 Feeder 2와 Feeder 4의 22번과 44번 노드에 100kVA의 출력을 갖는 태양광발전 기반의 분산전원과 1MWh의 용량을 갖는 ESS를 그림 5와 같이 연계한 이후, 고장을 모의하였다. 본 논문에서 제시하는 풀이법에 기반하여 ESS의 충방전을 스케줄링 해본 뒤 변화하는 Reliability 지수들을 확인하였으며, 그 결과를 표 4로서 제시하였다. 아울러 각 부하 지점이 아닌 전체 영역에서의 신뢰도 지수를 표 5로서 제시하였다. 사례연구로부터 주어진 데이터를 분석해보면, 전체적으로 계통의 신뢰도지수는 전체적으로 개선되는 추세를 보였다. 이를 기반으로 판단해보았을 때, 프로슈머의 행동은 본인의 이득을 증대시킬 뿐만 아니라, 계통의 신뢰도 또한 증대될 수 있음을 보였으나 CAIDI가 특정 값으로 수렴해가는 것에 대한 검증이 실시되지 못한 것은 아쉬움으로 남는다.

표 2. RBTS 배전선 데이터

Table 2. The distribution line length data of RBTS

배전선 길이 (km)	부하 지점
0.6	2, 6, 10, 14, 17, 21, 25, 28, 30, 34
0.75	1, 4, 7, 9, 12, 16, 19, 22, 24, 27, 29, 32, 35
0.8	3, 5, 8, 11, 13, 15, 18, 20, 23, 26, 31, 33, 36

표 3. RBTS 부하 데이터

Table 3. The load data table of RBTS

부하 지점	평균 / 최대 부하량 (MW)	부하 유형	사용자 수
1, 2, 3, 10, 11	0.5350 / 0.8668	주거	210
12, 17, 18, 19	0.4500 / 0.7291	주거	200
8	1.0000 / 1.6279	소형 산업	1
9	1.0000 / 1.8721	소형 산업	1
4, 5, 13, 14, 20, 21	0.5560 / 0.9167	정부/공공	1
6, 7, 15, 16, 22	0.4540 / 0.7500	상업	10

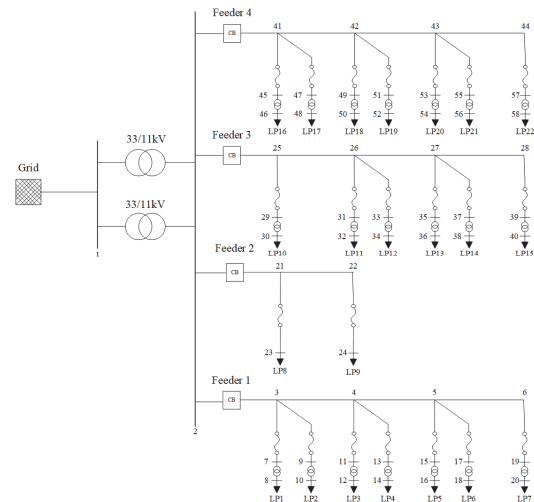


그림 4. Modified RBTS 2 bus system

Fig. 4. Modified RBTS 2 bus system

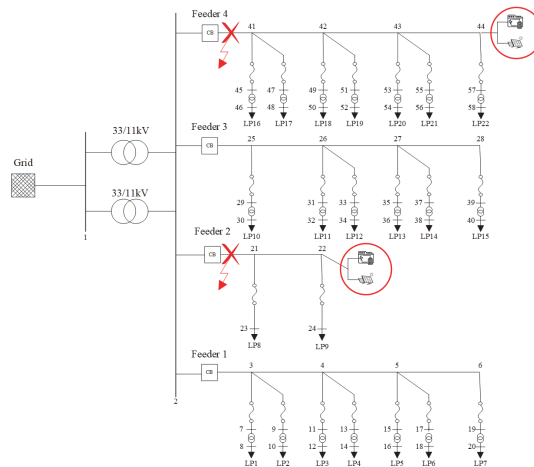


그림 5. 사례연구를 위해 분산전원과 ESS가 연계된 계통

Fig. 5. The modified system attached distributed generators and ESS for case study



표 4. 각 부하지점별 신뢰도 지수

Table 4. The reliability values on each load points

	분산전원/ESS 미연계시			분산전원/ESS 연계시		
	SAIFI	SAIDI	CAIDI	SAIFI	SAIDI	CAIDI
LP8	0.1400	0.5446	3.8900	0.0840	0.2520	3.0000
LP9	0.1400	0.5040	3.6000	0.1120	0.3360	3.0000
LP16	0.2530	3.6432	14.4000	0.1518	0.4554	3.0000
LP17	0.2430	3.5915	14.7800	0.1944	0.5832	3.0000
LP18	0.2430	3.5794	14.7300	0.1823	0.5468	2.9994
LP19	0.2560	3.6454	14.2400	0.2048	0.6144	3.0000
LP20	0.2560	3.6454	14.2400	0.1536	0.4608	3.0000
LP21	0.2530	3.5901	14.1900	0.1898	0.5693	2.9994
LP22	0.2560	3.6045	14.0800	0.1536	0.4608	3.0000

표 5. Feeder 영역 전체의 신뢰도 지수

Table 5. The reliability values of each feeder area

	분산전원/ESS 미연계시			분산전원/ESS 연계시		
	SAIFI	SAIDI	CAIDI	SAIFI	SAIDI	CAIDI
피터2	0.3000	4.4200	14.73	0.1113	0.3339	3.0000
피터4	0.3000	3.4700	11.5600	0.1734	0.5202	3.0000

## 6. 결과 및 논의

본 논문에서는 계통과의 상호작용을 고려하지 않고, 프로슈머가 자신의 이익만을 위하여 ESS의 충/방전 운용을 할 경우 계통의 신뢰도의 변화를 확인하기 위한 시뮬레이션을 모의해 보았으며, 그 결과 프로슈머가 이익을 극대화하기 위한 행동을 하는 것은 결과적으로 계통의 안정도를 향상시킬 수 있음을 시사한다. 그러나, ESS의 용량과 분산전원의 용량, 운영방식을 다양하게 모의해보며 계통의 신뢰도 변화를 고찰하지 못한 점은 본 연구의 한계로서 남는다. 따라서, 후속연구로서는 다양한 조건과 환경에서 ESS와 분산전원을 운용해가며 계통의 신뢰도가 변화하는 경향을 확인하고, 이를 기반으로 배전계통에서의 ESS와 PV의 최적의 용량에 대한 선정이 이루어져야 할 것이다. 아울러, 그에 따른 다양한 운용전략의 수립 이후, 수립된 운용전략이 계통 신뢰도의 변화에 미치는 영향에 대한 비교 및 분석에 대한 연구 또한 진행되어야 할 것이다.

### Acknowledgements

This work was supported by the Korean Ministry of Oceans and Fisheries (Project No. 1525011610, KIMST-20210629)

### References

- [1] C. Rocha, J. Peppanen, P. Radatz, M. Rylander, and R. Dugan, "Storage Element," EPRI, 2020.
- [2] X. Teng, Z. Gao, Y. Zhang, H. Huang, L. Li, and T. Liang,

"Key technologies and the implementation of wind, PV and storage co-generation monitoring system," Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, vol. 2, no. 2, pp. 104-113, 2014, doi: 10.1007/s40565-014-0055-1.

- [3] G. Delille, B. Francois, and G. Malarange, "Dynamic Frequency Control Support by Energy Storage to Reduce the Impact of Wind and Solar Generation on Isolated Power System's Inertia," IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 3, no. 4, pp. 931-939, 2012, doi: 10.1109/TSTE.2012.2205025.
- [4] D. Sidorov et al., "A Dynamic Analysis of Energy Storage With Renewable and Diesel Generation Using Volterra Equations," IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 16, no. 5, pp. 3451-3459, 2020, doi: 10.1109/TII.2019.2932453.
- [5] M. Cacciato, G. Nobile, G. Scarcella, and G. Scelba, "Real-Time Model-Based Estimation of SOC and SOH for Energy Storage Systems," IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 32, no. 1, pp. 794-803, 2017, doi: 10.1109/TPEL.2016.2535321.
- [6] D. Fendri and M. Chaabene, "Hybrid Petri Net scheduling model of household appliances for optimal renewable energy dispatching," Sustainable Cities and Society, vol. 45, pp. 151-158, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.11.032>.
- [7] A. Ryu, H. Ishii, and Y. Hayashi, "Multi-Objective Optimal Operation Planning for Battery Energy Storage in a Grid-Connected Micro-Grid," International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications, vol. 9, no. 3, pp. 163-170, 2020, doi: 10.18178/ijeetc.9.3.163-170.
- [8] V. H. Bui, A. Hussain, and H. M. Kim, "Double Deep Q-Learning-Based Distributed Operation of Battery Energy Storage System Considering Uncertainties," IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 11, no. 1, pp. 457-469, 2020, doi: 10.1109/TSG.2019.2924025.
- [9] D. Zhang, Q. Peng, J. Lin, D. Wang, X. Liu, and J. Zhuang, "Simulating Reservoir Operation Using a Recurrent Neural Network Algorithm," Water, vol. 11, no. 4, p. 865, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2073-4441/11/4/865>.
- [10] A. Géron, Neural Networks and Deep Learning. O'Reilly, 2018.
- [11] J. Kim et al., "Statistics - Analysis by using Excel," Jayu Academy, Gyeonggi-do, 2008.
- [12] A. Chowdhury and D. Koval, Power distribution system reliability: practical methods and applications. John Wiley & Sons, 2011.
- [13] R. Billinton et al., "A reliability test system for educational purposes-basic data," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 4, no. 3, pp. 1238-1244, 1989, doi: 10.1109/59.32623.

## 저자소개



**김법수(Beopsoo Kim)**

Beopsoo Kim is the graduate student in the Department of Electrical and Computer Engineering, Inha University, Incheon, Korea. Kim received B.S degree in electrical engineering from Inha University, in 2020. His research interest includes 1) developing an algorithm that optimal control of power grids in the cyber-physical system; 2) using optimization algorithms and theory to inform the design of more effective electrical power distribution



**이다영(Dayoung Lee)**

Dayoung Lee received the B.S. and M.S. degrees in computer engineering from Inha University, Korea, in 2016 and 2018, respectively. She is currently pursuing the Ph.D. degree from the Department of Computer Engineering at Inha University. Her current research interests include embedded software and multimedia systems



**니키타 루셋스키(Nikita Rusetskii)**

Nikita Rusetskii is a postgraduate student in the School of Information Technology and Data Science at Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia. Nikita received an M.S. degree in Information Science and Computer Engineering from Irkutsk National Research Technical University in 2020. His research interests include machine learning methods for managing cyber-physical systems of distributed microgrids, time series prediction, and computer vision



**콘스탄틴 슈스터존(Konstantin Shusterzon)**

Konstantin Shusterzon is a first-year Ph.D. student at the Melentiev Energy Systems Institute. His researches interests include using machine learnings and mathematical modeling in electrical energetics for non-intrusive monitoring, accident forecasting and load monitoring in digital twins elaboration, and optimal control of power grids in cyber-physical systems. He is working in the Melentiev Energy System Institute under the supervision of Dr. Denis Sidorov. Before joining MESI Konstantin received his MS degree at Irkutsk National Research Technical University in computer engineering in 2020 and his BS degree at Irkutsk State University in applied mathematics in 2018.



**데니스 시도로프(Denis Sidorov)**

Denis Sidorov was born on October 30, 1974, in Irkutsk, Russia. He received the DSc (Habilitation) degree in applied mathematics, in 2014, and a Professor of Russian Academy of Sciences, in 2018. He is a PI with the Energy Systems, Institute of Russian Academy of Sciences. He defended his Ph.D. thesis "Modeling of nonlinear dynamic systems with Volterra series: theory and applications," in 1999. He was with the Department of Electronic and Electrical Engineering, Trinity College Dublin (Ireland), with CNRS (Compiègne, France) as a Research Fellow, and with ASTI Holding (Singapore) as Vision Engineer involved in different DSP and NDT projects from 2001-2007. His research interests include integral and differential equations, machine learning, wind energy, and inverse problems. He has authored more than 140 scientific papers and 3 monographs.



**김인수(Insu Kim)**

Insu Kim received the Ph.D. degree from Georgia Institute of Technology, Atlanta, GA, USA, in 2014. He is currently an Associate Professor of electrical Engineering with Inha University, South Korea. His major research interests include 1) analyzing the impact of stochastically distributed renewable energy resources, such as photovoltaic systems, wind farms, and microturbines on distribution networks; 2) examining the steady-state transient behavior of distribution networks under active and reactive power injection by distributed generation systems; and 3) improving power-flow, short-circuit, and harmonic analysis algorithms.