



재생에너지 분산자원 연계 배전계통 전압 추정을 위한 최적 PMU 설치 위치 선정

백승엽¹⁾ · 정승민²⁾ · 유연태^{3)*}

Optimal Placement of Micro-PMUs for Voltage Estimation in Distribution Systems Interconnected with Distributed Energy Resources

Seungyeop Baek¹⁾ · Seungmin Jung²⁾ · Yeuntae Yoo^{3)*}

Received 21 August 2025 Revised 9 September 2025 Accepted 11 September 2025 Published online 23 September 2025

ABSTRACT The use of Micro PMUs, which provide high-resolution and time-synchronized measurements at the distribution level, can greatly improve state estimation accuracy and enable rapid detection of network anomalies. However, their high capital cost makes system-wide deployment impractical. This study proposes an optimized placement strategy that accounts for the limited number of Micro PMUs while enhancing the accuracy of time-synchronized voltage phasor estimation across distribution networks. The method combines Weighted Least Squares-based state estimation with a heuristic optimization algorithm to identify PMU locations that minimize total vector error. Using detailed phasor data, the approach refines voltage estimates and determines the most effective configuration of installations. Simulations on the IEEE 15-bus test feeder with renewable distributed resources demonstrate that the proposed strategy achieves high estimation accuracy with minimal devices. By adopting phasor accuracy as the primary placement criterion, the framework supports precise voltage correction under a unified time reference and offers scalability to diverse network topologies and operating conditions, providing a foundation for efficient measurement equipment allocation and improved distribution system performance.

Key words Micro PMU(마이크로 PMU), Optimal placement(위치 선정 최적화), State estimation(상태추정), Heuristic algorithm(휴리스틱 최적화)

Nomenclature

V : voltage magnitude, pu

θ : voltage phase angle, degree

P : active power, MW

Q : reactive power, Mvar

z : measurement vector

h(x) : calculated measurement vector from state variables

x : state variable vector

v : velocity in PSO

w : inertia weight in PSO

c_1, c_2 : Learning coefficients in PSO

1) Master's Student, Department of Electric Engineering, Myongji University

2) Professor, School of Electrical and Computer Engineering, University of Seoul

3) Assistant Professor, Department of Electric Engineering, Myongji University

*Corresponding author: ytyoo@mju.ac.kr

Tel: +82-31-330-6366

r_1, r_2 : random numbers uniformly distributed in 0~1

$J(x)$: wls cost function

W : weighting matrix

TVE: total vector error (%)

Subscript

μ PMU : micro phasor measurement unit

SCADA : supervisory control and data acquisition

OPP : optimal PMU placement

PSO : particle swarm optimization

VRE : variable renewable energy

OpenDSS : open distribution system simulator

1. 서론

지난 5년간 풍력발전기 및 태양광과 같은 변동성 재생에너지(Variable Renewable Energy, VRE) 자원의 설치 용량은 전 세계적으로 광범위하게 증가되었으며, 기술 비용의 급격한 감소에 의해 보급이 촉진되고 있다.^[1] 이러한 대규모 보급은 배전계통의 구조적 변화를 가속화하고 있다. 기존의 수동형 계통은 분산 에너지 자원의 자율적 참여를 수용하는 능동형 배전망으로 빠르게 전환되고 있다.^[2,3] 그러나 VRE의 출력은 접속 지점의 기상 조건에 따라 크게 변동하기 때문에, 이를 정확히 예측하기 어렵고 실시간 전압 페이저를 식별하는 데 상당한 불확실성이 발생한다. 이러한 문제는 특히 VRE가 높은 비중으로 보급된 배전계통에서 두드러지며, 현대 전력계통의 신뢰성 있는 모니터링과 운전 지원을 위해 동적 상태 추정에 대한 필요성이 점차 커지고 있다.^[4]

이러한 상태 추정은 주로 SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition) 시스템을 통해 수집된 측정 데이터를 활용하여 수행되며, 에너지 관리 시스템 내에서 버스, 전압, 페이저 등의 상태 변수를 추정하는 데 사용된다.^[5,6] 그러나 VRE 출력의 실시간 변동성과 기존 SCADA 시스템의 상대적으로 긴 데이터 보고 주기로 인해 실제 계통 상태와 수집된 데이터 간에 불일치가 발생할 수 있다.^[7] 이러한 관측 오차는 시간 지연을 초래할 뿐만 아니라, VRE 출력의

급격한 변화나 국지적인 전압 변동과 같은 빠르게 변화하는 계통 현상을 효과적으로 포착하지 못하게 한다. 결과적으로, SCADA 기반의 상태 추정은 기존의 배전계통에서는 효과적일 수 있으나, VRE 비중이 점점 높아지고 고해상도 및 실시간 운영 인지가 요구되는 현대 배전망에서는 그 한계가 뚜렷하게 나타난다.

이러한 한계를 극복하기 위해서는 시각 동기화가 가능한 고해상도 계측 방식이 요구되며 이에 따라 PMU(Phasor Measurement Unit)가 유망한 대안으로 주목받고 있다. PMU는 GPS 기반 시각 동기화 계측 장치로, 전압 및 전류의 페이저를 실시간으로 고해상도로 측정할 수 있으며, 보통 초당 수십에서 수백 프레임의 데이터 제공이 가능하다. 이러한 측정값은 기존 SCADA 시스템으로는 포착하기 어려운 급격한 전력 변동 및 이상 현상을 정확히 추적할 수 있도록 한다. 특히 재생에너지의 변동성과 양방향 전력 흐름이 증가하는 상황에서 PMU 측정은 동적 상태 추정의 정확도를 크게 향상시키는 핵심 요소로 자리 잡았다. 이에 따라 μ PMU의 필요성과 효과는 선행 연구에서도 지속적으로 강조되어 왔다.^[8]

앞서 언급되었듯, SCADA 데이터는 연계된 CT 및 PT의 계측값으로 구성되기 때문에 계측 지점 간 정확한 시간 정렬이 이루어지지 않아 동일 시점의 계통 상태를 일관성 있게 구성하기 어렵다. 이로 인해 VRE의 급격한 변동이나 국지적인 전압 이상과 같은 빠른 동적 현상을 포착하는 데 한계가 발생하기 때문에 SCADA 기반 계측은 초 단위 보고 주기와 시각 불일치 문제로 인해 고장 탐지 및 상태추정에서 정확도가 저하될 수 있다.^[9] 특히 배전계통에서는 작은 위상각 변화까지 탐지할 수 있는 정밀도가 요구되므로, 이를 충족하기 위한 장치로 μ PMU가 널리 활용되고 있다. μ PMU는 GPS 기반 정밀 시간 스탬핑을 바탕으로 급격히 변화하는 페이저와 미세한 위상각 편차를 실시간으로 포착할 수 있으며, 초당 최대 30,720 샘플의 고속 샘플링, $\pm 0.01^\circ$ 의 각도 정확도, 0.0002%의 전압 해상도를 제공한다. 이러한 특성을 바탕으로 μ PMU는 배전계통에서 동적 상태 추정, 이상 상태 탐지, 전력 품질 모니터링 및 재생에너지 자원 제어를 위한 핵심 인프라 역할을 수행한다.^[10,11]

그러나 μ PMU는 높은 정밀도와 통합된 동기화 기능으로 인해, 기존의 CT와 PT, 머징 유닛을 활용한 측정 시스템에

비해 훨씬 더 많은 자본 및 설치 비용이 소요된다. GPS 기반 시각 동기화 및 고속 통신과 같은 특수 인프라가 필요하다는 점도 모든 버스에 μ PMU를 설치하는 데 있어 큰 재정적 제약이 된다. 따라서 제한된 수의 μ PMU를 활용해 관측성을 극대화할 수 있는 비용 효율적인 측정 전략을 개발하는 것이 필수적이다.^[12]

이러한 배경하에서, 제한된 수의 μ PMU를 활용하여 정확한 상태 추정을 가능하게 하거나 시스템 관측성을 극대화하기 위한 최적 설치 위치를 규명하는 것이 중요한 연구 과제로 부각되고 있다. 이 문제는 일반적으로 최적 PMU 설치(Optimal PMU Placement, OPP) 문제로 정의되며, 이에 관한 다양한 연구가 수행되어 왔다. OPP 문제의 목표는 μ PMU를 가장 효율적으로 설치할 수 있는 위치를 결정하여, 상태 추정 정확도, 시스템 관측성 및 운전 신뢰성을 극대화하면서 제한된 자원을 효율적으로 활용하는 것이다. 최근에는 이 문제를 해결하기 위해 최적화 기법, 휴리스틱 알고리즘, 기계학습 기반 방법 등 다양한 접근 방식이 활발히 적용되고 있다.

상태 추정의 정확도를 향상시키고 관측성을 보장하기 위한 OPP 문제 접근 방식은 크게 수치 해석 기반 기법과 휴리스틱 알고리즘 기반 기법의 두 가지로 나눌 수 있다.^[13] Khanam, N. *et al.*은 가장 보편적인 수치적 접근법 중 하나로, Jacobian 행렬을 활용한 반복법을 통해 가중 최소자승법(WLS)에 기반한 상태 추정 문제를 풀어 네트워크 관측성을 확보하는 방식을 제안하였다.^[14] 또한 무전류 주입 버스를 고려함으로써 PV가 연계된 방사형 배전망에서 필요한 μ PMU 수를 최소화하는 최적 설치 방안을 모색하였다. Rahman, N.H.A는 시스템의 완전 관측성을 확보하면서 필요한 PMU 수를 최소화하는 것을 목표로 OPP 문제를 다루었으며, 이를 위해 기존 Binary PSO 알고리즘을 개선한 방법이 제안되었다.^[15] Anguswamy, M.P.는 불평형 3상 시스템, 부하 탭 변압기(On Load Tap Changer), 스위칭 동작과 같은 배전시스템의 고유 특성을 반영하여 최적화 문제를 정식화하였으며, 이후 정수 선형 계획법(Integer Linear Programming), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm), 입자 군집 최적화(PSO)를 통해 최적의 μ PMU 설치 위치를 탐색하였다.^[16]

기존 연구의 대부분은 OPP 문제를 통해 필요한 μ PMU

수를 최소화하고, 주로 완전 관측성을 확보하는 데 초점을 맞추어 왔다. 그러나 실제 현장에서는 μ PMU의 비용, 통신 인프라 구축 등 다양한 현실적 제약으로 인해 배치 수량의 최소화가 요구되는 경우가 많다. 따라서 상태 추정을 정확히 수행할 수 있도록 하는 효율적인 μ PMU 배치 전략이 요구된다. 이러한 필요를 충족하기 위해 본 논문에서는 제한된 수의 μ PMU를 활용하여 배전시스템의 시각 동기 기반 관측성을 추가적으로 확보하고 상태추정의 정확도를 향상시킬 수 있는 방안을 제안하고자 한다. 이는 기존 계측 장비인 CT 및 PT와 연계된 SCADA 시스템이 제공하는 계측 데이터가 비시각동기 방식으로 수집되어 시간 정렬과 정확도 측면에서 한계가 있음을 전제로 하며, 제한된 수의 μ PMU를 계통 내에 전략적으로 배치하여 계통 전반의 시각동기 페이지를 추정하고 이를 기반으로 SCADA 데이터를 보완하는 것을 목표로 한다.

따라서 본 연구에서는 3상 대칭 IEEE 15 Bus 배전시스템을 구성하고 해당 계통을 대상으로 제한된 μ PMU 자원 제약 하에 상태 추정 성능을 극대화할 수 있는 μ PMU의 최적 배치 전략을 제안한다. 페이지 위상 기준 계통을 위해 계통 인입구에 μ PMU 1기가 배치된 상황에서 나머지 μ PMU의 설치지점을 탐색한다. 페이지 추정 문제는 WLS 기반 비용 함수를 정식화하여 상태 추정 문제로 정의한다. 상태 추정 알고리즘은 PSO를 통해 가중최소자승 비용함수를 직접 최소화하는 방식으로 구성하며 임의 시나리오에 대해 상태 추정을 수행한 후 TVE(Total Vector Error)를 통해 성능을 비교 및 식별한다.

이에 따라 본 연구의 주요 기여는 다음과 같다:

- 제한된 수의 μ PMU를 활용한 배전시스템 페이지의 정밀 추정을 위해 OpenDSS-Python 연계 환경에서 WLS-PSO 기반 상태 추정 기법을 제안하였다.
- 상태 추정 결과를 통해 TVE를 계산하고 지표를 최소화할 수 있는 배치 위치를 식별하여 상태 추정의 성능을 극대화할 수 있는 배치 전략을 제안한다.
- 시각 동기화 데이터인 μ PMU 측정값을 활용한 전압 페이지 추정은 배전망 관리에 사용되는 SCADA 시스템의 이상 상태 탐지 및 오차 보정 기능을 향상하는 것에 기여할 수 있다.

2장에서는 시각 동기 페이지 추정을 위한 상태 추정 문제를 가중 최소 자승 비용함수를 통해 정식화하고 입자 군집 최적화를 통해 비용함수를 최소화하는 기법을 제시한다. 또한 상태 추정 성능을 극대화 할 수 있는 μ PMU 배치 전략에 대하여 제안한다. 3장에서는 제안된 OPP 알고리즘의 결과를 분석하고, TVE 지표를 활용해 상태 추정 정확도 및 관측성 측면에서 시뮬레이션 결과를 평가한다. 제4장에서는 본 연구를 결론짓고 향후 연구 방향을 논의한다.

2. Micro PMU 기반 상태 추정

2.1 최적 Micro PMU 위치 선정 방안

본 논문에서는 제한된 비용 조건 하에서 시스템 관측성을 극대화하기 위해 IEEE 15 Bus 배전계통에서 μ PMU의 최적 설치 위치를 결정하는 OPP 전략을 제안한다. 본 연구에서 관측성은 전압 페이지를 정확하게 추정할 수 있는 능력으로 정의되며, 이에 따라 μ PMU 배치 최적화 문제는 상태 추정 정확도 향상에 초점을 맞추어 정식화된다.

μ PMU 측정 기반 상태 추정에서는 전압 및 전류 페이지 데이터를 모두 포함하는 고정밀, 시각 동기화 측정값이 수집된다. 또한 최적화 과정에서는 다양한 신뢰도를 가진 측정 데이터도 함께 처리해야 한다. 이는 SCADA 시스템으로부터 획득한 부하 소비 및 재생에너지 발전 데이터가 μ PMU 데이터에 비해 정확도가 낮고 시간적 일치성도 또한 부족하기 때문이다.^[7]

이러한 조건에서 WLS(가중 최소 자승) 기법은 중요한 이점을 제공한다. 각 측정값의 신뢰도를 적절하게 부여된 가중치를 통해 반영할 수 있어, 데이터 품질의 차이를 정량적으로 고려한 상태 추정이 가능하다. 특히, μ PMU와 같은 고신뢰도 장치에는 높은 가중치를, SCADA에서 수집한 측정값에는 낮은 가중치를 부여할 수 있다.^[17,18] 이에 따라 본 논문에서는 측정 가중치를 적용한 WLS 기법을 이용해 PMU 기반 상태 추정 문제를 정식화하였으며, 이를 통해 신뢰도가 상이한 계측원을 통합할 수 있도록 하였다.

본 연구에서는 OpenDSS를 전력 조류 해석 엔진으로 활용하여 상태 추정 시뮬레이션의 기반이 되는 전압 페이지를 계산하였다. 복잡한 배전계통의 비선형 전력 조류 방정

식을 수치적 기법으로 직접 해석하는 대신, OpenDSS가 제공하는 전력 조류 결과를 활용하는 방식을 채택하였다. 검증된 해석 도구인 OpenDSS는 신속한 계산 기능을 제공하여 시뮬레이션의 신뢰성과 전반적인 속도 및 효율성을 동시에 높일 수 있다.

2.2 최적 Micro PMU 설치 문제 수식화

OPP에서 관측성 지표는 주로 계통 전반의 전압 크기와 위상각에 의해 결정된다. 이에 따라 상태 추정의 목적은 모든 버스의 전압 페이지를 정확하게 추정하는 것이다. 이를 달성하기 위해, 본 연구에서는 OpenDSS와 PSO를 통합하여 SCADA로부터 획득한 부하 전력 및 재생에너지 발전량을 점진적으로 조정하였다. 이러한 과정을 기반으로, WLS 비용 함수는 식 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$\mathcal{J}(x) = W(z - h(x))^2 \tag{1}$$

z 는 본 연구에서 OpenDSS로 생성한 기준 시나리오로부터 측정 채널에 해당하는 항목만 추출하여 구성된 고정 참조 벡터이다. 기준 시나리오는 전 계통 상태를 포함하지만, z 에는 μ PMU가 설치된 것으로 가정된 모선의 전압 페이지, VRE의 출력과 각 모선의 부하 유효전력 및 무효전력만을 포함한다. 운영상의 가정에 따라 VRE 출력과 부하 값은 SCADA 기원 데이터로 간주한다. 이에 대응하여 $h(x)$ 는 현재 추정 상태 x 를 OpenDSS에 적용해 조류 해석을 수행한 뒤, 동일한 측정 채널인 μ PMU 모선의 전압 크기와 위상, VRE 출력 및 부하 수요만을 추출하여 구성된 예측 벡터이다. 따라서 z 는 고정된 비교 기준이며 $h(x)$ 는 최적화 반복에서 상태가 갱신될 때마다 동적으로 갱신되는 예측값이다. 두 벡터는 동일한 채널 집합에서 정의되므로 잔차 $r = (z - h(x))^2$ 는 채널별로 일관되게 계산된다.

$$(z - h(x)) = [V_{pmu1} \dots \theta_{pmu3}, P_{Bus2} \dots Q_{Bus15}, P_{VRE}] \tag{2}$$

가중치는 계측 데이터 출처의 신뢰도에 근거하여 부여된다. 본 연구는 시뮬레이션 환경에서 수행되어 장치별 분산의 정밀 계량이 불가능하므로 상대적 신뢰도로서 반영하였

다. A. von Meier에 따르면 시각동기 고해상도 페이지를 제공하는 μ PMU는 SCADA 기반 측정보다 일반적으로 신뢰도가 높게 간주될 수 있다.^[9] 또한 VRE 출력은 환경 변수에 따른 단주기 변동성으로 인해 상대적으로 신뢰도가 낮다고 판단하여 낮은 상대 가중치를 부여한다. 이러한 점에 기인하여 본 연구에서는 μ PMU에 1000, 부하 수요에 1, VRE 발전량 계측에 0.1의 가중치를 부여하였다. 가중치 행렬은 식 (3)과 같이 정방 대각 행렬의 형태로 구성된다.

$$W = \begin{bmatrix} w_{pmu1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & w_{VRE} \end{bmatrix}, \quad W \in R^{29} \quad (3)$$

2.3 PSO를 활용한 상태추정 문제의 최적화

본 연구의 최적화 관점에서 $h(x)$ 는 OpenDSS를 통해 얻어지므로 외부 조류 해석 엔진을 호출하는 블랙박스 항으로 작용한다. 내부 수식과 연산이 캡슐화 되어있어 상태벡터 x 에 대한 $h(x)$ 의 자코비안 행렬을 직접 도출할 수 없어 Newton-Raphson법과 같은 수치 해석법을 적용할 수 없다. 따라서 자코비안이나 기울기 정보에 의존하는 WLS-경사 기반 최적화 기법의 직접적인 적용이 불가하다. 이러한 제약을 해소하기 위해 본 연구에서는 미분 정보 기반 수치 해석법을 대신하여 휴리스틱 최적화 기법인 PSO를 채택하였다.

PSO는 생물 군집의 집단적 행동에서 영감을 얻은 전역 최적화 알고리즘으로, 각 입자(particle)가 하나의 후보 해를 나타내는 입자 군집을 초기화된 경계 내에서 무작위로 생성하고, 탐색 공간을 반복적으로 탐색한다. 각 입자는 자기 자신의 최적 위치인 p_{best} 와 전체 입자 군의 최적 위치인 g_{best} 를 기준으로 속도와 위치를 갱신해 나가며, 이 과정을 통해 점차 전역 최적 해에 수렴하게 된다.^[19,20]

본 연구에서의 PSO-WLS 절차는 식 (1)의 가중 최소 자승 비용함수를 최소화하는 방향으로 입자 집단을 진화시킨다. 먼저 탐색 경계 내에서 다수의 입자 x 를 μ PMU 계측값을 제외한 SCADA로부터 수신받은 데이터, 즉 기준 데이터의 20% 범위 내에서 무작위로 초기화한다. 각 반복에서 모든 입자에 대해 OpenDSS 조류 해석을 수행하여 $h(x)$ 를 얻고 $J(x)$ 를 평가하여 입자별 최적 위치 p_{best} 와 군집 최적

위치 g_{best} 를 갱신한다.

갱신 과정에서 각 입자의 위치와 속도는 각각 식 (4)와 식 (5)에 따라 갱신된다. 이때 식에서 $v_i^{(t+1)}$ 은 현재 입자의 속도를, $v_i^{(t)}$ 는 다음 반복에서 갱신될 속도를 나타낸다. 또한 r_1 과 r_2 는 0과 1 사이의 무작위 값으로, 탐색 과정에 임의성을 부여하기 위해 도입된다. w, c_1, c_2 는 각각 관성 계수 및 학습 계수로서, 사전에 정의된 가중치이다.

$$v_i^{(t+1)} = w \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 (p_i^{(best)} - x_i^{(t)}) + c_2 \cdot r_2 (g_i^{(best)} - x_i^{(t)}) \quad (4)$$

이에 따라, 각 입자의 위치는 식 (5)와 같이 갱신되며, 이때 $x_i^{(t)}$ 는 현재 위치를, $x_i^{(t+1)}$ 는 다음 반복에서 갱신된 위치를 나타낸다.

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)} \quad (5)$$

PSO의 하이퍼파라미터는 관성 계수 $w = 0.7$, 학습 계수 $c_1, c_2 = 1.4$ 로 설정하였다. 입자 수는 20개, 최대 반복 횟수 40회로 설정하였다. 탐색 범위는 SCADA로부터 측정된 부하 및 VRE 출력 값의 $\pm 20\%$ 범위 내로 정의되며, 이는 추후 SCADA 데이터에 대한 신뢰도를 반영하는 값으로 적용할 수 있다.

제안된 알고리즘은 각 반복에서 식 (1)로 정의된 비용 함수 $J(x)$ 를 기준으로 각 입자의 적합도를 평가하고, 전체 입자 중 최소 비용을 갖는 위치로 전역 최적 위치를 갱신한다. 수렴 후 도출된 입자의 최종 최적 위치는 OpenDSS에 적용되어 전압 페이지 $h(x)$ 를 계산하며, 이는 기준 측정값 z 와의 오차를 최소화한 상태 추정 결과를 나타낸다.

WLS 기반 비용함수는 μ PMU 채널에 강한 가중치를 부여하므로 해당 채널에서의 미소한 편차도 $J(x)$ 를 크게 증가시킨다. 이에 따라 PSO는 비용함수를 최소화하는 과정에서 μ PMU가 설치된 모선의 전압 페이지가 계측값과 거의 일치하도록 다른 상태 변수를 우선적으로 저장하며, 측정되지 않은 모선의 전압 상태는 해당 조정 결과를 통해 간접적으로 추정된다. 상태추정 알고리즘의 전체 구조는 Fig. 1에 나타내었다.

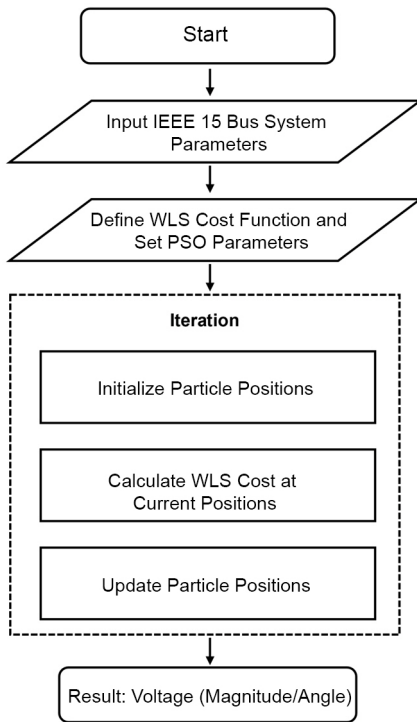


Fig. 1. Phasor Estimation Algorithm based on PSO-WLS

2.4 Micro PMU의 최적 배치 전략

μPMU의 높은 비용특성에 따른 의사결정의 중요성을 고려하여, 최적 배치의 도출은 전수조사에 따른 전략을 기용한다. 먼저 기준 모선에 μPMU 기기를 고정하여 계통의 위상기준을 제공한다. 이후 기준 모선을 제외한 후보 모선 집합에서 K-1개를 선택하는 모든 조합을 생성하고, 각 조합을 동일한 절차로 평가한다. 이때 K는 배치하고자 하는 μPMU의 개수이다. 각 조합에 대하여 부하와 일사가 동시에 변하는 다수의 계통 운영 시나리오 S를 순차적으로 적용하고, 시나리오마다 PSO-WLS 상태추정을 수행하여 전 모선의 추정 전압 페이저 $v^{est}_{b,s}$ 를 얻는다. 이때 기준 시나리오에서의 참값 $v^{ref}_{b,s}$ 에 대해 버스 b, 시간 t에서의 TVE는 식 (6)과 같다.

$$TVE_{b,t}(C) = \frac{|V_{b,t}^{est}(C) - V_{b,t}^{ref}|}{|V_{b,t}^{ref}|} \times 100 [\%] \quad (6)$$

이에 대해 조합 C의 성능 지표는 Φ 식 (7)과 같으며 N_b, N_t 는 각각 모선과 시나리오 수이다.

$$\Phi = \frac{1}{N_b N_t} \sum_{t=1}^{N_t} \sum_{b=1}^{N_b} TVE_{b,t} \quad (7)$$

따라서 모든 조합에 대해 Φ를 동일 방식으로 도출한 후, 가장 성능 지표 Φ가 낮은 조합을 채택하여 다중 시나리오 전 영역에서의 추정 정확도를 일관되게 반영하여 μPMU의 배치를 도출한다.

3. 모의 결과 및 분석

3.1 OpenDSS 기반 모의 환경 구성

시뮬레이션은 Fig. 2에 제시된 IEEE 15 모선 계통 대상으로 수행되었으며, 방사형 구조로 구성되어 있다. 14개의 부하 모선과 1개의 슬랙 모선으로 이루어져 있으며 총 14개의 배전 선로를 포함한다. 1,225.6 kW의 유효전력과 1,251 kVAr의 무효전력을 소비하는 부하로 구성된 본 배전계통은 OpenDSS 환경에서 구현하였다.

재생에너지 연계를 반영하기 위해 역률 1.0의 분산 전원을 14번 모선에 연계하고, 페이저 위상 기준을 제공해주기 위한 μPMU 1기를 1번 모선에 고정 배치하였다. VRE의 계통 전압에 독립적으로 시나리오에서 지정한 유효전력을 주입하는 3상 전류원으로 모델링하였다.

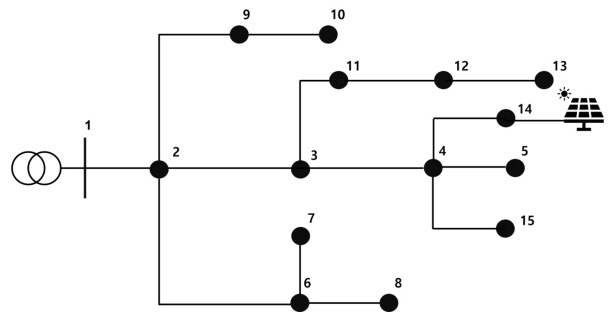


Fig. 2. IEEE 15 Bus Benchmark Distribution Network

3.2 모의시험을 위한 시나리오 구성

WLS-PSO 기반의 페이저 추정 알고리즘 성능을 종합적으로 평가하기 위해 일사가 존재하는 구간을 1시간 간격으로 이산화한 15시간 시나리오를 구성하였다. 각 시간대 t에 걸쳐 태양광 발전은 전형적인 정규분포와 같은 출력 형태

를 띠도록 설정하였다. 부하는 하절기 운전을 가정하여 일사와 양의 상관관계를 반영하였으며 일사가 증가할수록 전역적인 부하 스케일이 함께 증가하고 일사 감소 구간에서는 부하도 완만히 감소하도록 구성하였으며 일사 피크 시점에 전체 부하가 약 10% 증가하도록 전역 스케일 계수 $s(t)$ 를 설정하였다. 동일 시간대에서도 지점별 수요 차이를 적절히 반영하기 위해 모선별 미세 변동 $\delta_b(t) \sim U(-0.02, 0.02)$ 을 추가하였다. 최종적으로 각 모선의 부하 수요는 식 (8)과 같다.

$$P_b(t) = P_{b0} s(t) [1 + \sigma_b(t)] \quad (8)$$

이에 더해 실제 운용 환경의 통신 잡음 등으로 인한 측정 불확실성을 모사하기 위해 측정 벡터 z 에 가우시안 잡음을 부여하였다. PMU 전압 크기에는 표준편차 0.05%를 적용하고 전압 각도에는 0.05°를 적용하였다. 부하의 유효전력과 무효전력에는 각 값 대비 0.75%의 상대 표준편차를, 태양광 출력에는 0.5%를 부여하였다. 모든 노이즈는 시간과 항목 간 독립으로 가정하였으며 TVE는 잡음이 존재하지 않는 기준 페이지의 차이로 계산된다.

3.3 상태추정 결과

본 절에서는 WLS 비용함수를 통해 정식화된 상태 추정 문제를 PSO를 통해 최소화함으로써 추정된 결과를 제시한다. 참값 z 는 OpenDSS를 통해 구성되며 OpenDSS는 앞서 언급된 바와 같이 부하와 분산 전원을 전류 주입 형태로 모델링하고 어드미턴스 행렬 해를 반복적으로 갱신하는 방식을 조류 계산을 수행한다.^[21] 따라서 동일 입력에서 얻은 Load Flow 해를 참값의 기준으로 설정하고 본 논문의 WLS-PSO 외에 유전 알고리즘 및 차분 진화-WLS 기반 상태 추정을 2절에서 설정한 동일 목적함수, 가중치 조건 하에서 비교함으로써 정식화된 비용함수가 타 최적화 알고리즘 하에서도 일관된 수렴성과 추정 정확성을 확보함을 확인한다.^[22] 본 시뮬레이션에서는 14번 모선에 100 kW의 출력을 갖는 VRE가 연계된 단일 시나리오 조건에서 진행하였다.

Fig. 3과 Fig. 4는 각각 알고리즘에 대해 추정된 전압 페이지와 모선별 TVE 오차를 나타낸다. 전압의 크기와 위

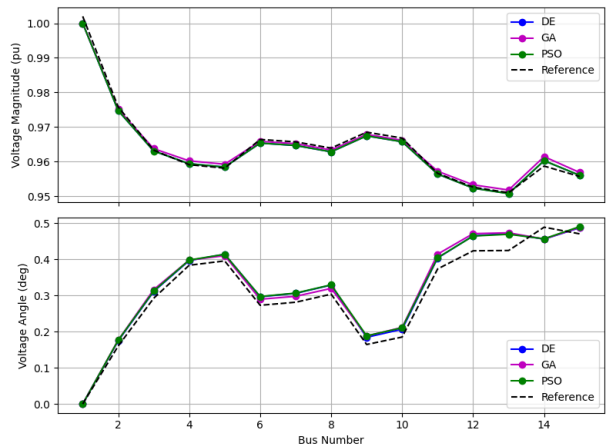


Fig. 3. Estimated Voltage Phasor(PSO,DE,GA)

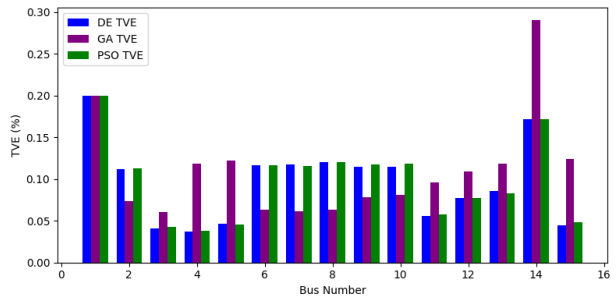


Fig. 4. TVE by Bus (PSO,DE,GA)

상은 기준 개형을 전반적으로 충실히 추종했으며 TVE는 대부분의 모선에서 0.1~0.2% 수준으로 유지되었다. IEEE C37.118 표준에서 PMU의 정상상태 오차 허용범위가 1% 임을 감안했을 때 상당히 낮은 값으로 해석될 수 있다. 유전 알고리즘의 경우 14번 모선에서 타 알고리즘에 비해 상대적으로 높은 TVE를 기록하였다. 본 결과로부터 제안된 WLS 정식화는 해석 알고리즘에 무관하게 추정 성능을 확보할 수 있음을 확인하였다.

3.4 μ PMU 배치 시뮬레이션 결과

본 절에서는 시뮬레이션 결과, 최적 및 중위 그리고 하위 결과의 μ PMU 배치안을 비교한다. 각 배치안에 대해 시나리오별 상태 추정을 수행하여 모선별 TVE를 산출하고 배치 별 모든 시나리오에 걸친 모선별 평균 TVE를 히스토그램으로 나타내어 비교하였다.

Fig. 5는 15개 시나리오의 평균 TVE를 모선별로 비교한 결과다. 종합하면 1-2-9 배치가 전반적으로 가장 낮은 오

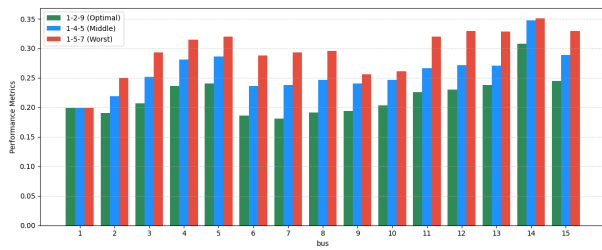


Fig. 5. Mean TVE by Bus: Optimal & Middle & Worst

차를 보여 추정 성능이 우수했으며, 네트워크 평균 TVE가 0.22%로 최저였다. 반면 1-5-7 배치는 0.302%로 가장 높았고, 두 배치 간 절대 차이는 0.082%이며 상대적 개선율은 27.3%로 나타난다. 본 알고리즘 수행 결과는 제안된 WLS-PSO 기반 상태 추정 오차를 최소화하는 최적 배치를 식별하여 계통 전반의 페이저 추정 정밀도와 운영 신뢰도 향상에 기여할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 제한된 수의 μ PMU 조건에서 배전망의 OPP 전략을 제안하였다. 페이저 추정을 위한 문제를 WLS를 통해 정식화하고 휴리스틱 알고리즘을 통해 WLS의 비용함수를 최소화하는 방법을 제시하였다. 여러 시나리오에서 산출된 TVE를 평균하여 평가한 결과, 제안된 접근법은 제한된 μ PMU 수량 하에서도 전 모선 평균 TVE를 효과적으로 최소화하였다. 또한 분산 전원의 다양한 출력 조건에서도 WLS 기반 전압 상태 추정의 정확도를 향상시킬 수 있음을 확인하였다. μ PMU의 최적 배치는 상태 추정의 정확도 지표인 전 모선의 TVE를 최소화할 수 있는 위치로 식별하였으며 평균 TVE는 0.22%로 도출되었다. 제안된 방법은 향후 불평형 및 제어 특성이 포함된 실제 배전계통에 더 가까운 시스템에서 모의함으로써 제안된 방법의 실 계통 적용성 및 확장 가능성을 향상하게 시킬 수 있다. 또한 무효전력 제어 또는 보상 기능을 갖춘 인버터 기반 자원이 포함된 계통이나 고장 조건을 포함한 시나리오로도 확장할 수 있으며, 동적 상태 추정 기반의 OPP 전략으로 발전시키기 위한 기반을 제공할 수 있다.

감사의 글

이 논문은 2023년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행된 연구이며(RS-2023-00231702) 한국전력공사 전력연구원의 지원을 받아(과제 번호 R23XO05-07) 진행되었습니다.

References

- [1] Kroposki, B., Zhang, Y., Gevorgian, V., Denholm, P., Hodge, B., Johnson, B., and Hannegan, B., 2017, "Achieving a 100% Renewable Grid: Operating Electric Power Systems with Extremely High Levels of Variable Renewable Energy", *IEEE Power Energy Mag.*, **15**(2), 61-73.
- [2] Song, Y., Zheng, Y., Liu, T., Lei, S., and Hill, D.J., 2020, "A new formulation of distribution network reconfiguration for reducing the voltage volatility induced by distributed generation", *IEEE Trans. Power Syst.*, **35**(1), 496-507.
- [3] AlKaabi, S.S., Khadkikar, V., and Zeineldin, H.H., 2015, "Incorporating PV inverter control schemes for planning active distribution networks", *IEEE Trans. Sustain. Energy*, **6**(4), 1224-1233.
- [4] Ghosal, M., and Rao, V., 2015, "Fusion of PMU and SCADA data for dynamic state estimation of power system", *Proc. 2015 North American Power Symposium (NAPS)*, Charlotte, NC, USA, 1-6.
- [5] Abur, A., and Exposito, A.G., 2004, "Power system state estimation: Theory and implementation", Marcel Dekker, New York, USA.
- [6] Albuquerque, A., Bez, D., and Simões, A., 2013, "Multistage strategies to incorporate phasor measurements into power system state estimation", *Proc. 2013 IREP Symp. Bulk Power System Dynamics and Control – IX Optimization, Security and Control of the Emerging Power Grid*, Rethymno, Greece, 1-9.
- [7] Wakti, M.H., Putranto, L.M., Hadi, S.P., Yasirroni, M., and Derana Marsiano, A.F., 2020, "PMU location determination in a hybrid PMU-SCADA system", *Proc. 2020 12th Int. Conf. Information Technology and Electrical*

- Engineering (ICITEE), Yogyakarta, Indonesia, 1-6.
- [8] Liu, X., and Nair, N.-K.C., 2020, “Review on D-PMU based applications for active electricity distribution system”, Proc. 2020 IEEE Int. Conf. Power Systems Technology (POWERCON), Bangalore, India, 1-6.
- [9] von Meier, A., Stewart, E. McEachern, A., Andersen, M. and Mehrmanesh, L., 2017, “Precision Micro-Synchrophasors for Distribution Systems: A Summary of Applications”, IEEE Trans. Smart Grid, **8**(6), 2926-2936.
- [10] Bu, S., Meegahapola, L.G., Wadduwage, D.P., and Foley, A.M., 2023, “Stability and dynamics of active distribution networks (ADNs) with D-PMU technology: A review”, IEEE Trans. Power Syst., **38**(3), 2791-2804.
- [11] powerSide, 2023, “MicroPMU-LV synchrophaser data sheet”, Accessed 13 Aug 2025, <https://powerside.com/wp-content/uploads/2023/02/MicroPMU-LV-Synchrophaser-Data-Sheet.pdf>.
- [12] Wu, Z., Jiang, J., Zheng, S., Zhao, J., and Gu, W., 2024, “Joint optimal PMU and DULR placement in distribution network considering fault reconstruction and state estimation accuracy”, Int. J. Electr. Power Energy Syst., **162**, 110320, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014206152400543X>.
- [13] Zhou, X., Wang, Y., Shi, Y., Jiang, Q., Zhou, C., and Zheng, Z., 2024, “Deep reinforcement learning-based optimal PMU placement considering the degree of power system observability”, IEEE Trans. Ind. Inf., **20**(6), 8949-8960.
- [14] Khanam, N., Rihan, M., and Hameed, S., 2024, “Placement of micro-PMUs and voltage estimation in radial distribution networks with zero injection constraints”, Proc. 2024 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies – Asia (ISGT Asia), Bengaluru, India, 1-6.
- [15] Rahman, N.H.A., and Zobaa, A.F., 2017, “Integrated mutation strategy with modified binary PSO algorithm for optimal PMUs placement”, IEEE Trans. Ind. Inf., **13**(6), 3124-3133.
- [16] Anguswamy, M.P., Datta, M., Meegahapola, L., and Vahidnia, A., 2022, “Optimal micro-PMU placement in distribution networks considering usable zero-injection phase strings”, IEEE Trans. Smart Grid, **13**(5), 3662-3675.
- [17] Ortiz, G.A., Colomé, D.G., and Quispe Puma, J.J., 2016, “State estimation of power system based on SCADA and PMU measurements”, Proc. 2016 IEEE ANDESCON, Arequipa, Peru, 1-4.
- [18] Jin, T., and Shen, X., 2018, “A mixed WLS power system state estimation method integrating a wide-area measurement system and SCADA technology”, Energies, **11**(2), 408, <https://www.mdpi.com/1996-1073/11/2/408>.
- [19] Maji, T.K., and Acharjee, P., 2017, “Multiple solutions of optimal PMU placement using exponential binary PSO algorithm for smart grid applications”, IEEE Trans. Ind. Appl., **53**(3), 2550-2559.
- [20] Kennedy, J., and Eberhart, R., 1995, “Particle swarm optimization”, Proc. ICNN’95 – Int. Conf. Neural Networks, Perth, WA, Australia, 4, 1942-1948.
- [21] EPRI, 2024, “Power Flow”, Accessed 8 January 2025, <https://opendss.epri.com/PowerFlow.html>.
- [22] Das, S., and Suganthan, P.N., 2011, “Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art”, IEEE Trans. Evol. Comput., **15**(1), 4-31.