

Power / Energy Track

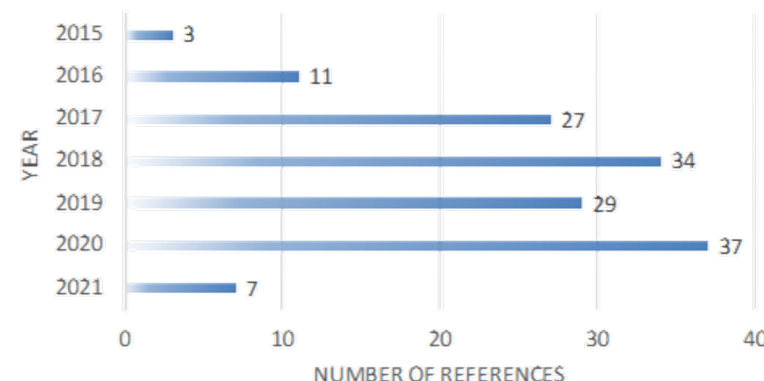
Artificial Intelligence Techniques in Smart Grid: Survey

OA Omitaomu, H Niu

Smart Cities (2021)

Artificial Intelligence Techniques in Smart Grid: **Survey**

- 검색 범위: 2015년~2021년 최신 연구 집중 (Google Scholar 기반)
- 정직한 공개: 특정 데이터베이스 중심의 '선택 편향' 가능성 명시
- 가치: 투명한 정보 공개를 통한 연구의 높은 신뢰성 확보



"특정 분야의 연구 흐름과 최신 동향을 체계적으로 집대성한 지도 같은 논문"

Contents

01 Introduction

02 AI Techniques

03 AI Techniques in Smart Grids

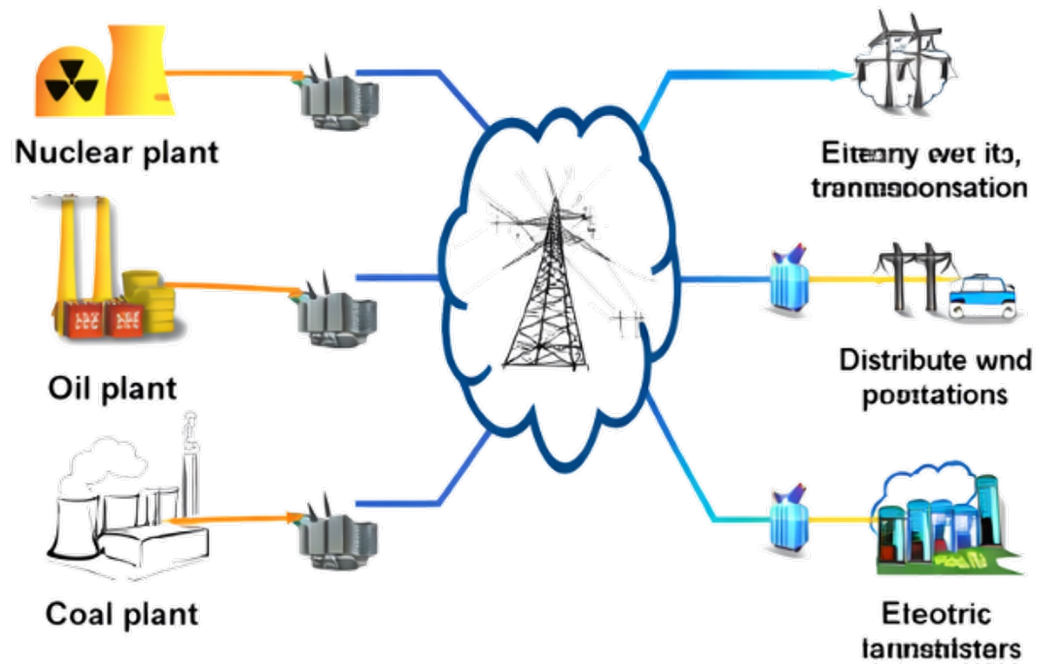
04 Challenges

05 Future Direction

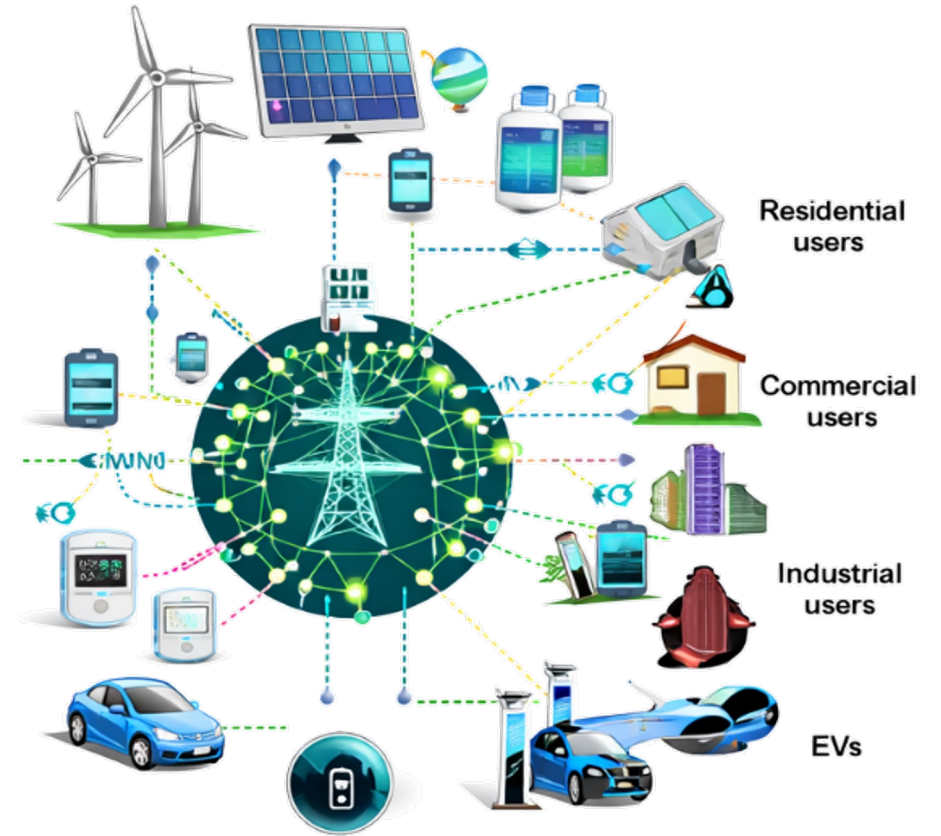
06 Conclusion

01 Introduction

기존의 전력망 VS 스마트 그리드 비교



Traditional Power Grid – 단방향성



Smart Grid – 양방향성

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

1. 전문가 시스템 Expert Systems(규칙 기반)
2. 지도 학습 Supervised Learning(ANN, SVM, 시계열의 RNN/LSTM, 특징 추출의 CNN)
3. 비지도 학습 Unsupervised Learning(K-means, PCA 패턴 분석)
4. 강화 학습 Reinforcement Learning(실시간 보상 기반 최적화 제어)
5. 앙상블 기법 Ensemble Methods(Random Forest 등 모델 결합)

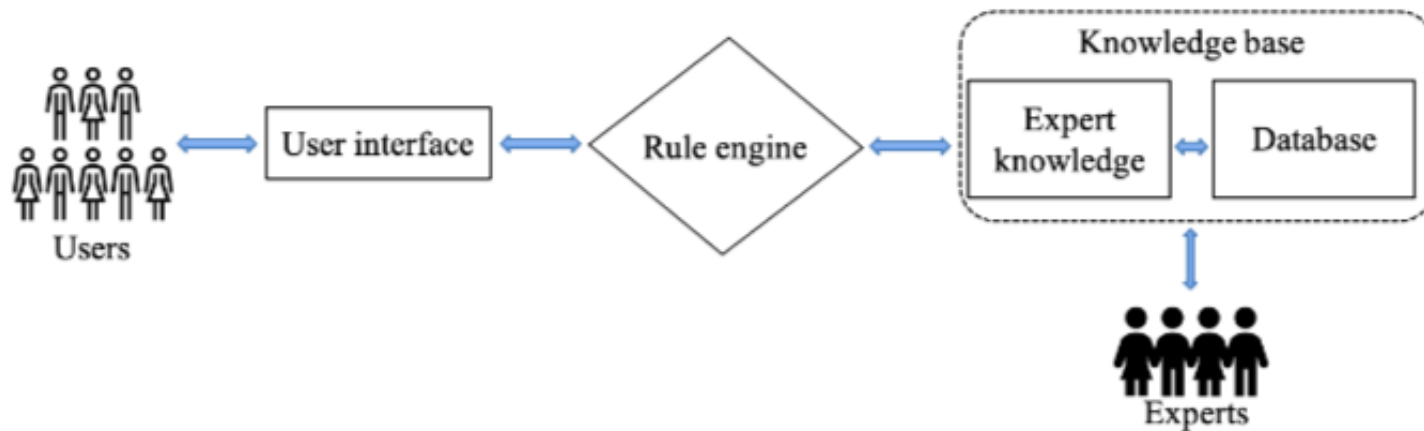
<스마트 그리드>

1. 부하 예측
2. 안정성 평가
3. 고장 탐지
4. 보안

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

1. 전문가 시스템 Expert Systems(규칙 기반)



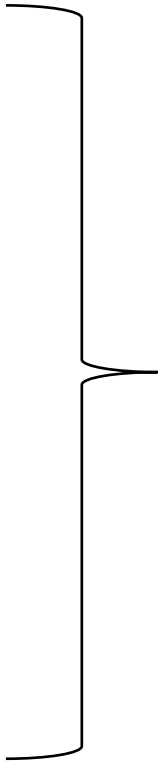
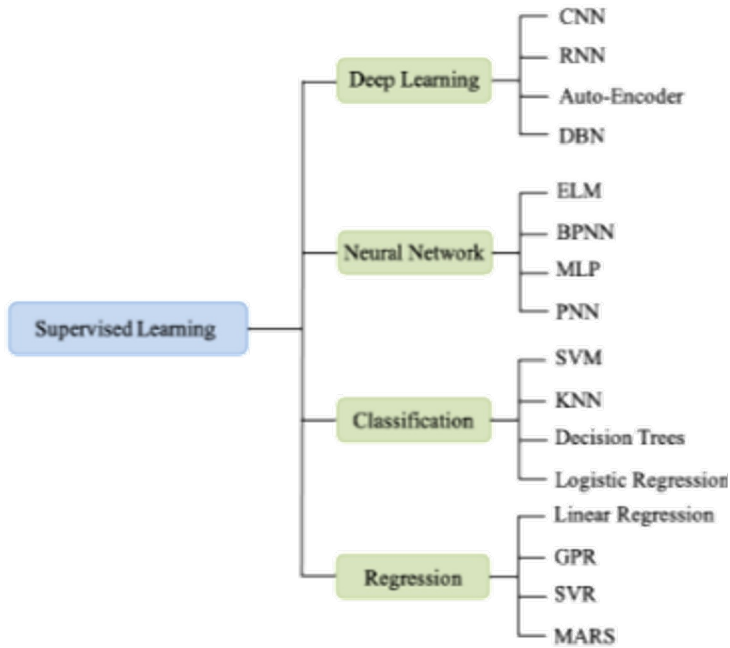
<스마트 그리드>

1. 부하 예측
2. 안정성 평가
3. 고장 탐지
4. 보안

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

2. 지도 학습 Supervised Learning
(ANN, SVM, 시계열의 RNN/LSTM, 특징 추출의 CNN)



<스마트 그리드>

1. 부하 예측

2. 안정성 평가

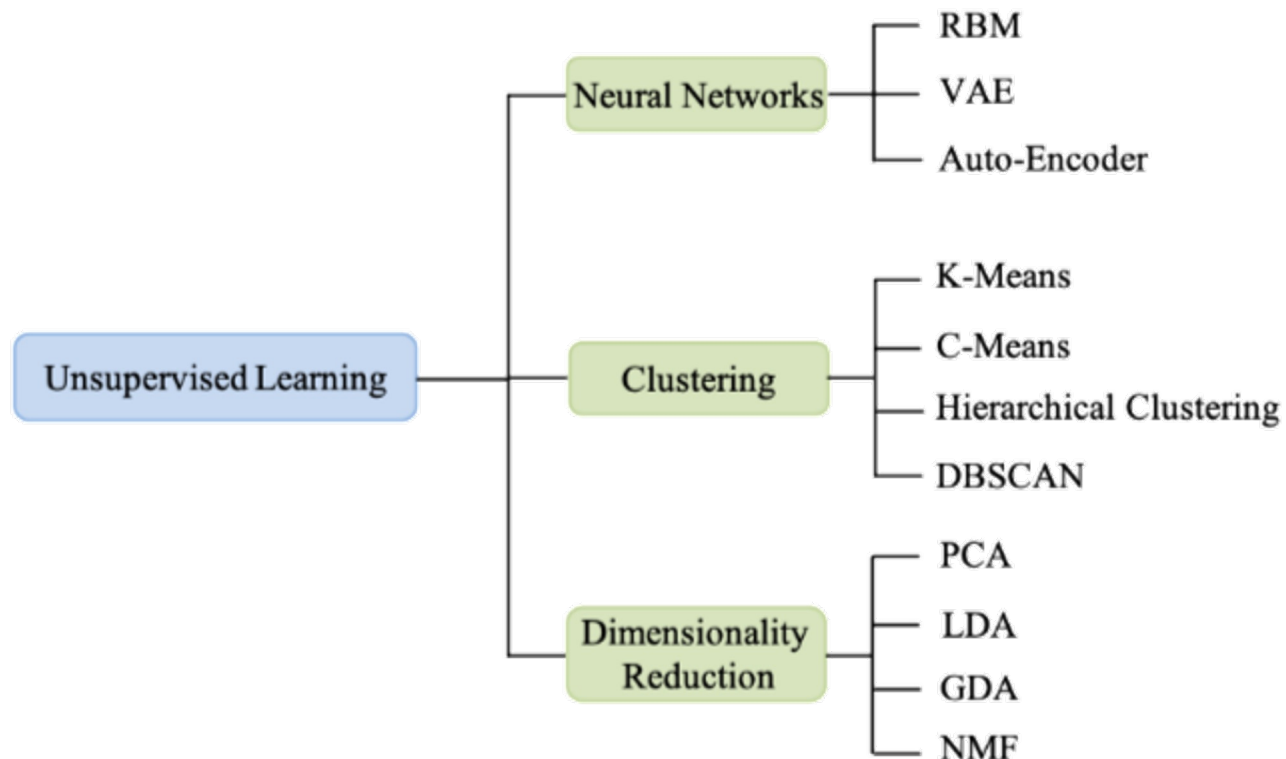
3. 고장 탐지

4. 보안

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

3. 비지도 학습 Unsupervised Learning(K-means, PCA 패턴 분석)



<스마트 그리드>

1. 부하 예측

2. 안정성 평가

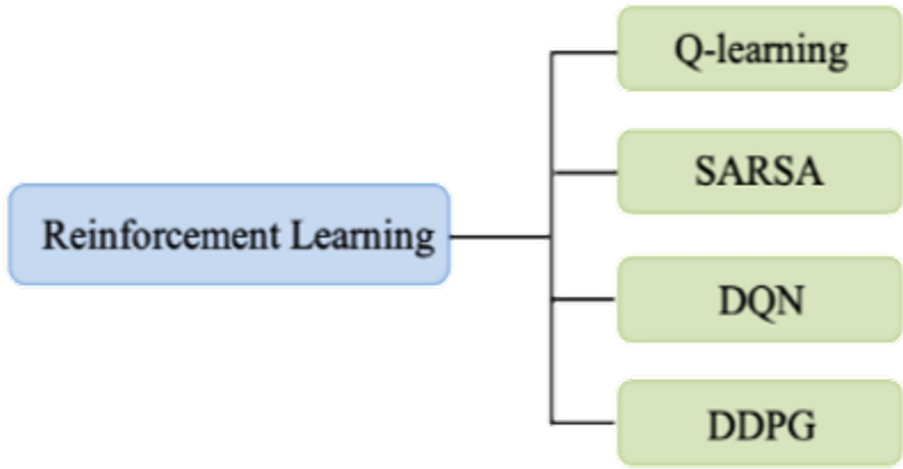
3. 고장 탐지

4. 보안

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

4. 강화 학습 Reinforcement Learning(실시간 보상 기반 최적화 제어)



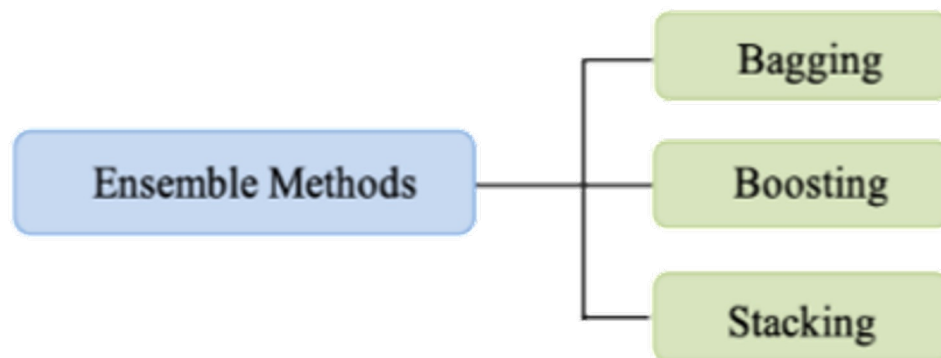
<스마트 그리드>

- 1. 부하 예측
- 2. 안정성 평가
- 3. 고장 탐지
- 4. 보안

02 AI Techniques

스마트 그리드에서의 주요 인공지능 기법들

5. 앙상블 기법 Ensemble Methods(Random Forest 등 모델 결합)



<스마트 그리드>

1. 부하 예측

2. 안정성 평가

3. 고장 탐지

4. 보안

03 AI Techniques in Smart Grids – 부하 예측(LF)

2015-2021년 148편 분석 데이터 (STLF/MTLF/LTLF 비교 표)

Author (Ref.)	Year	Objective	Techniques
Shi et al. [78]	2017	STLF	RNN
He et al. [79]	2017	STLF	DBN
Zheng et al. [72]	2017	LTLF	LSTM
Qiu et al. [75]	2018	STLF	Ensemble, statistic models
Agrawal et al. [92]	2018	LTLF	LSTM
Ali et al. [91]	2018	LTLF	Fuzzy, ANN
Sangrody et al. [96]	2018	LTLF	ANN, SVM, RNN, KNN, GPR, GRNN
Kumar et al. [94]	2018	LTLF	LSTM, GRU
Jiang et al. [85]	2019	MTLF	DBN
Askari et al. [86]	2019	MTLF	DNN
Liu et al. [87]	2019	MTLF	DNN
Nalcaci et al. [37]	2019	LTLF	MARS, ANN, LR
Li et al. [76]	2020	STLF	Ensemble
Moon et al. [67]	2020	STLF	CNN, Ensemble
Hafeez et al. [43]	2020	STLF	FCRBM
Aly [80]	2020	STLF	WNN, ANN
Dong et al. [93]	2020	LTLF	LSTM, GRU
Bouktif et al. [95]	2020	LTLF	LSTM, RNN
Rai and De [88]	2021	MTLF	SVR
Gul et al. [89]	2021	MTLF	CNN, LSTM
Dudek et al. [90]	2021	MTLF	LSTM, ETS, Ensemble

단기(STLF): 분~시간 단위로 실시간 급전에 필수적이며 DNN, RNN, 앙상블 모델이 쓰인다.

중기(MTLF): 주~달 단위 유지보수용으로 기상 요인 (온도, 습도 등)이 중요하며 DBN, PSO가 활용된다.

장기(LTLF): 년 단위 설비 확충용으로 LSTM-GRU 하이브리드 등이 장기 의존성을 학습하며 우수한 성능을 보인다.

03 AI Techniques in Smart Grids – 안정성 평가

2015-2021년 148편 분석 데이터 (TSA/VSA/OSA/FSA 비교) 표

Author (Ref.)	Year	Objective	Techniques
Mahdi et al. [103]	2017	TSA	ANN
Tang et al. [106]	2017	TSA	ELM, TF
Tan et al. [108]	2017	TSA	CNN, SAEs
Liu et al. [109]	2017	TSA	Ensemble, NN, ELM
Ashraf et al. [115]	2017	VSA	ANN
Amroune et al. [118]	2017	VSA	SVR, FL
Baltas et al. [99]	2018	TSA	Decision tree, SVM, ANN
Mosavi et al. [105]	2018	TSA	ANN
Yu et al. [107]	2018	TSA	RNN, LSTM
Amroune et al. [119]	2018	VSA	SVR
Mohammadi et al. [116]	2018	VSA	SVM
Hu et al. [104]	2019	TSA	SVM
Wang et al. [14]	2019	FSA	ELM
Kamari et al. [114]	2019	OSA	PSO
Amroune et al. [122]	2019	VSA	Survey
Wang et al. [110]	2020	TSA	DBN
Shi et al. [111]	2020	TSA	CNN
Shi et al. [111]	2020	OSA	CNN
Xiao et al. [113]	2020	OSA	MRFR
Yang et al. [120]	2020	VSA	Spectrum estimation method
Meng et al. [117]	2020	VSA	Decision tree
Liu et al. [121]	2021	VSA	Random Forest

과도 안정성(TSA): 고장 후 평형 복구 판단하고 CNN/SAE 활용한다.

주파수 안정성(FSA): 수급 불균형 시 주파수 유지 판단한다.

소신호 안정성(SSSA): 작은 교란 후 진동 제어하고 랜덤 포레스트 회귀(MRFR) 등이 노이즈 속에서도 강건한 성능을 보인다.

전압 안정성(VSA): 전압 붕괴 예방. 잠자리 최적화/SVR로 부하 마진을 실시간 추정한다.

03 AI Techniques in Smart Grids – 고장 탐지(FD)

2015-2021년 148편 분석 데이터 (고장 탐지 대상 비교 표)

Author (Ref.)	Year	Objective	Techniques
Shafiullah et al. [123]	2017	FD	ELM
Abdelgayed et al. [134]	2017	Microgrid FD	KNN, DT
Garoudja et al. [136]	2017	PV FD	PNN
Zhang et al. [129]	2017	Line trip FD	LSTM, SVM
Sirojan et al. [127]	2018	HIFD	ANN
Wang et al. [131]	2018	Line trip FD	AE, SVM
Shafiullah et al. [132]	2018	Microgrid FD	ANN
Helbing et al. [138]	2018	WT FD	ANN
Baghaee et al. [135]	2019	FD	SVM
Govar et al. [128]	2019	HIFD	ELM
Jayamaha et al. [133]	2019	Microgrid FD	ANN
Fazai et al. [124]	2019	PV FD	GPR
Ashrafuzzaman et al. [125]	2020	FD	Ensemble
Haq et al. [130]	2020	Line FD	ELM
Hussain et al. [137]	2020	PV FD	ANN
Niu et al. [126]	2021	FD	Ensemble
Gunturi and Sarkar [139]	2021	Energy theft	Ensemble

송전선 : 웨이브렛 변환(WT)이나 S-변환을 통해 특징을 추출한 뒤 ELM(극점 학습 기계)이나 ANN을 통해 고장 위치를 추적한다.

고임피던스 고장(HIFD): 탐지가 어려운 고임피던스 지점에 대해 98.67%의 정확도를 가진 ANN 모델과 웨이브렛 패킷 변환 기반의 ELM이 제안되었다.

마이크로그리드 및 재생에너지: 태양광(PV) 시스템의 DC 측 고장 진단을 위해 PNN(확률 신경망)이나 GPR(가우스 과정 회귀) 기반 모델이 사용되며, 풍력 터빈의 상태 모니터링에는 딥 ANN이 효과적임이 입증되었다.

03 AI Techniques in Smart Grids – 보안

2015-2021년 148편 분석 데이터 (주요 공격 유형 비교 표)

Author (Ref.)	Year	Objective	Techniques
Wu et al. [149]	2016	Intrusion detection	FL, game theory, RL
Kosek [148]	2016	Detect malicious voltage control actions	ANN
Ozay et al. [154]	2016	Attack detection	KNN, SVM
Tan et al. [143]	2016	Survey	Data-driven approach
Zhou et al. [146]	2018	Attacks detection	SDAE
Ahmed et al. [152]	2018	Detect covert cyber deception assault	SVM
Zhang et al. [22]	2018	Survey	DL, RL
Ni et al. [150]	2019	Attacks detection	RL
Hossain et al. [144]	2019	Survey	Big data, ML
Ahmed et al. [153]	2019	Detect covert cyber deception assault	Isolation forest
Li et al. [155]	2019	Electricity theft detection	CNN, random forests
Cui et al. [145]	2020	Survey	ML
Ali et al. [4]	2020	Survey	AI
Haghnegahdar et al. [147]	2020	Attacks detection	ANN
Zhang et al. [151]	2020	Intrusion detection	Domain-Adversarial Learning

거짓 데이터 주입 공격(FDIA): 시스템 운영자를 오도하는 FDIA를 막기 위해 SDAE(스택형 노이즈 제거 오토인코더)가 96%의 정확도로 공격을 분류해내며, 지도 및 비지도 학습을 결합한 앙상블 모델이 은밀한 기만 공격을 탐지한다.

침입 탐지 및 상황 인식: 고래 최적화 알고리즘(WOA)으로 훈련된 ANN이 침입 탐지에 사용되며, 퍼지 클러스터링과 강화 학습(RL)을 통합한 메커니즘이 보안 상황을 분석한다.

특수 공격 및 도난 감지: 새롭게 등장한 사이버 공격에는 SVM과 Isolation Forest가 효과적이다.

04 Challenges – 스마트 그리드에서의 AI 과제

1. 신재생 에너지의 통합

- 자연 조건에 따른 출력 변동성을 실시간으로 예측하고 관리하여 전력망의 불안정성을 해소해야 한다.

2. 데이터 보안 및 개인정보 보호

- 시스템 성능 저하를 최소화하면서도 고도화되는 사이버 공격으로부터 격리된 안전한 양방향 통신 환경을 구축해야 한다.

3. 빅데이터의 빠른 저장 및 분석

- 초단위로 쏟아지는 방대한 그리드 데이터를 지연 없이 처리하고, 효율적으로 관리할 수 있는 고성능 인프라 확보가 시급하다.

4. AI 알고리즘의 설명 가능성

- AI의 판단 근거를 운영자가 신뢰할 수 있도록 결과만 내놓는 '블랙박스' 내부 과정을 투명하게 시각화하고 논리적으로 증명이 필요하다.

05 Future Direction – 스마트 그리드에서의 AI의 미래

완전 자동화된 자가 학습 시스템의 조건

1. 포그 컴퓨팅(Fog Computing)과의 통합

- 모든 데이터를 중앙 서버로 보내지 않고 로컬에서 사전 처리하여 에너지 효율과 확장성을 동시에 확보한다.

2. 전이 학습(Transfer Learning)의 도입

- 레이블이 있는 데이터가 부족한 스마트 그리드의 고질적인 문제를 해결하여 AI 학습 효율을 획기적으로 높인다.

3. 소비자 행동 예측 및 자동화

- 5G 네트워크와 포그 컴퓨팅을 통해 사용자의 전력 소비 패턴을 정밀하게 학습한다.

06 Conclusion

“AI: 스마트 그리드의 신뢰성과 복원력을 위한 핵심 동력”

148편의 방대한 문헌 조사를 통한 AI 기술의 가치 입증

과제와 극복 방향

- 데이터 보안 문제와 AI의 '블랙박스' 특성은 현장 도입을 위해 반드시 해결

지능형 에너지 미래의 전망

- 스스로 치유하고(Self-healing) 최적화되는 진정한 지능형 에너지 미래를 맞이하게 될 것

Power / Energy Track

Thank you

송실대학교 전기공학부 학술 소모임 NOVA

발표자 : 김세현