

그래프 데이터베이스 기반 AMI 네트워크 장애 분석

정우철¹, 전문석², 최도현^{1*}

¹송실대학교 컴퓨터학과 학생, ²송실대학교 컴퓨터학과 교수

AMI Network Failure Analysis based on Graph Database

Woo-Cheol Jeong¹, Moon-Seog Jun², Do-Hyeon Choi^{1*}

¹Student, Computer Science, Soongsil University

²Professor, Computer Science, Soongsil University

요약 최근 전국 각 지역 AMI(Advanced Metering Infrastructure) 원격검침 시스템의 보급사업이 활성화되고 있으며, 전력수요 관리를 위한 양방향 통신 및 보안 요금제 기능 등 다양한 계량 기능을 제공하고 있다. 현재 AMI 시스템은 새로운 내부 IoT 장비 및 네트워크 규모의 증가로 인해 기존 RDB(Relational Database) 기반 장애 분석이 어렵다. 본 연구는 기존 RDB 데이터를 활용하는 새로운 GDB(Graph Database) 기반 장애 분석 방법을 제안한다. 내부 임계치와 상태 값 등 누적된 데이터를 통해 새로운 장애 패턴의 상관관계를 분석한다. GDB 기반 시뮬레이션 결과 RDB에서 분석이 어려웠던 새로운 장애 패턴을 예측할 수 있음을 확인하였다.

주제어 : 그래프 데이터베이스, 사물인터넷, 네트워크 장애 분석, 패턴 분석, 원격검침 시스템

Abstract Recently, the spreading business of AMI (Advanced Metering Infrastructure) remote metering systems in various regions of the country has been activated, and it provides various metering functions such as two-way communication and security plan functions for power demand management. Current AMI system is difficult to analyze based on the existing RDB(Relational Database) due to the increase in the size of new internal IoT devices and networks. This study proposes a new GDB(Graph Database) based failure analysis method that utilizes existing RDB data. It analyzes the correlation of new failure patterns through accumulated data such as internal thresholds and status values. As a result of GDB-based simulation, it was confirmed that RDB can predict a new obstacle pattern that was difficult to analyze.

Key Words : Graph Database(GDB), Internet of Things(IoT), Network Failure Analysis, Pattern Analysis, Remote meter Reading System

1. 서론

최근 전력 및 신재생 에너지 전환, 전기자동차 보급 확대 등 지능형 전력망 구현을 위한 핵심 기술인 AMI 분야가 떠오르고 있다[1]. KDN은 2017~2020년까지 2,250만 호 보급을 목표로 지역별 도시 AMI 전환사업을 진행하고 있다[2]. AMI 시스템 전용으로 개발된 차세대 DCU(Data Concentration Unit) 장치의 도입으

로 전체 시스템의 보안과 네트워크 안정성이 중요 핵심 기술로 요구되고 있다[3]. AMI 전용 모뎀에는 보안을 위해 국정원 암호 모듈검증(KCMVP)을 적용 예정이다 [4,5]. 그러나 IoT 장비나 중계 네트워크 장애 등 네트워크 안전성 문제는 과금 누락 및 정보수집 문제 등 기술적으로 아직 해결되어야 할 문제가 많다[6,7].

본 논문에서는 AMI의 네트워크 환경에서 효율적인 장애 원인을 분석할 수 있는 GDB 기반 검침 기술을 제

*Corresponding Author : Do-Hyeon Choi(cdhgod0@ssu.ac.kr)

안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장 관련 연구에서 AMI 검침 시스템과 기존 RDB 기반 장애 진단방법에 대한 문제점을 분석한다. 3장 제안하는 GDB 기반 AMI 장애진단 방법을 설명한다. 4장 성능분석에서 검침 결과를 검증하고, 5장 결론으로 마친다.

2. 관련 연구

2.1 AMI 검침 시스템

AMI 시스템은 유·무선의 다양한 통신 S/W 프로토콜과 차세대 DCU 및 PLC, 전력 IoT 등 대규모 네트워크 인프라를 구축/운영한다. 내부 기능으로는 원격 기기 상태감시 및 관리, 설정, 장애진단, 이력 관리 등 다양한 전력관리 기능을 제공한다[8]. Fig 1은 AMI 시스템 예를 나타낸다. 한전 KDN은 AMI와 IoT 장비를 융합하는 전력 IoT 게이트웨이를 개발하여 다양한 정보를 검침할 수 있는 시스템을 구축했다[9].

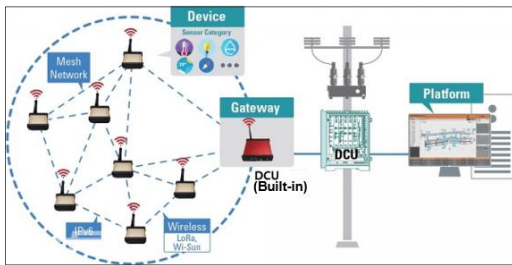


Fig. 1. KEPCO KDN Power IoT Gateway(Example)

Fig 2는 내부를 구성하는 장비의 예를 나타낸다. 소형/저전력 H/W와 LwM2M(LightWeight M2M-IoT) 국제 표준 등의 한전 IoT 표준 규격을 준수하도록 설계됐다. 하위 IoT 센서와 유·무선 통신을 지원하고 상위 IoT 표준 플랫폼과 연결된다[10]. 지역별 계량기에 설치된 스마트 미터기는 PLC(Power Line Communication) 모뎀을 통해 개선된 차세대 DCU 장치와 연동된다[11].



Fig. 2. Standard (LwM2M) IoT sensor(Example)

Fig 3과 같이 AMI 게이트웨이용으로 개발된 차세대 DCU 장치는 50~200가구의 PLC 전력 사용량 정보를 취합하고, 통신사를 통해 NMS 서버에 수집된 정보를 전송한다. 지역별로 설치된 PLC 모뎀은 보안을 위한 국정원 암호화 인증 모듈(CMVP) ARIA 128과 CBC Mode를 공통 지원한다[12]. 이외 원격관제 센터(AMI 웹 서버)에서 유지보수에 필요한 상태감시 및 관리, 설정, 장애진단, 이력 관리 기능을 수행한다[13].

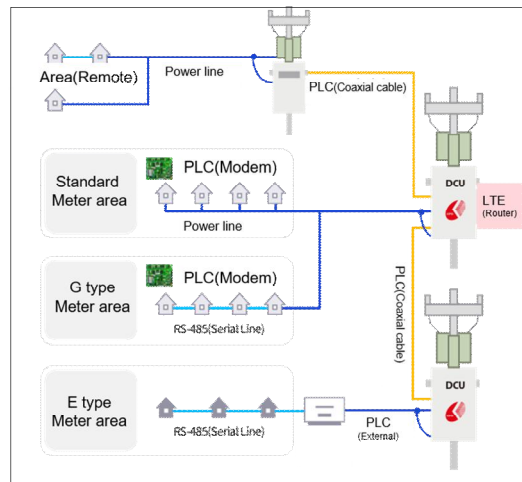


Fig. 3. Next-generation DCU configuration diagram (for AMI gateway)

전자식 계량기 도입은 초기 구축 시 발생하는 고비용과 시스템 네트워크 안정화 등의 문제가 존재한다. AMI 복잡한 대규모 네트워크는 시스템이나 기반 구조 장애로 인한 불규칙한 통신 문제가 잦게 발생할 수 있기 때문이다. 현재 새로운 HPGP/IoT PLC 장비의 도입 선정이 아직 검증단계에 있다[14]. 기존 PLC 장비들은 펄스 신호(pulse signaling) 오류 또는 내장 소프트웨어(S/W) 에러 등으로 인한 통신품질 저하와 계량 정보수집 오류 등 다수 문제가 존재하는 것으로 알려졌다[15]. 이는 AMI 사업이 본격적으로 확장되는 초기 사업 단계이고, 고도화 단계진입을 위해서는 아직 네트워크 안정성 부분 문제가 좀 더 개선되어야 한다는 것을 의미한다.

2.2 RDB 기반 장애 진단의 문제점

AMI 검침 시스템의 FEP 서버는 실시간으로 설정된 시간에 따라 전력사용 정보 및 기기별 상태정보를 수집

/저장한다. 점검 주기가 짧은 경우 장애를 빠르게 인식할 수 있지만, 수많은 계량기를 대상으로 점검을 수행하기 때문에 네트워크 관리와 성능 저하 원인이 될 수

있다. Fig 4와 같이 점검 주기(예 :약 15분)의 지연 시간 사이에 발생하는 장애에 대한 대처가 어렵다.



Fig. 4. Connection Status Metering Problem(Example)

장애 발생 시에 점검 기사는 실제 장애 지역으로 출동한 후 핵심 정보수집 장치인 DCU 장비를 통해 각 PLC 연결 및 상태정보를 검사한다. 문제는 동시다발적으로 발생하는 장애에 대해 24시간 인력을 운용하는 방법은 분명 한계가 있다. 또한, 인력 자원이 충분해도 결국 정확한 장애 원인을 찾는 데 많은 시간을 소요해야 한다. 기존 RDB 기반 상태 값 분석으로는 문제 발생 이후 장비 간 상관관계 분석이 어렵기 때문이다. 결국, 장애 발생 지점마다 기사 인건비, 시간, 전력 과금 누락 등 비용이 증가한다. 계량기 리콜 문제로 난항을 겪은 경험이 있듯이, 향후 사업 고도화 단계진입을 위해서는 이는 해결되어야 할 중요 과제라고 할 수 있다.

Fig 5는 그래프 모델링 기반 전체 구조를 나타낸다. 최상위 FEP(Front End Processor) 서버, DCU 및 PLC 장비, 최하위 IoT로 구성된다. 양방향 통신 노드를 간선망(Network 1)과 인입망(Network 2)로 정의한다. 간선망은 무선 LTE와 같은 무선 광역통신망을 사용하는 유/무선 통신 노드를 의미한다. 통신 표준에 따라 성능과 커버 지역 범위에 큰 영향을 받는다. 인입망은 실제 DCU와 PLC 장비를 통해 연동된 센서나 가전제품 등 최하위 IoT 장비들을 연결하는 통신 노드를 의미한다.

3. GDB 기반 AMI 검침 시스템

본 논문에서 제안하는 GDB 기반 검침 시스템은 기존에 있는 다양한 RDB 데이터를 활용하면서, 상관관계 분석뿐만 아니라 장애를 예측하는 방법들을 제공한다. 검침 시스템 및 내부 데이터 구조를 살펴보고, 장애 분석 방법에 사용된 핵심 알고리즘을 설명한다.

3.1 GDB 기반 프레임워크

GDB 기반 검침 구조는 실제 물리 환경을 고려하여 그래프모델링(Graph Data Modeling)을 수행한다.

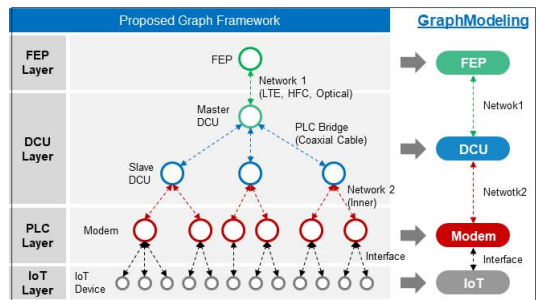


Fig. 5. GDB-based meter reading structure

인입망 최하위 계층은 복잡한 메시(Mesh) 네트워크 구조로 각 노드가 독립적인 라우터 형태로 동작할 수 있다. Table 1은 노드에서 발생할 수 있는

장애진단 분석의 예를 나타낸다.

Table 1. Examples of disability diagnosis analysis

Process	Cause of Occurrence		
Incident	Person		
Problem	Technical	System Failure	Operational Failures
Known error			
Infrastructure failures			
Location	Threat		
Data	Relation	organization(indisde)	
Process		organization	
System	Irrelevant	Irregular disorder	
Network	Irrelevant	Regular disability	

Table 2는 모델링을 위한 내부 스키마를 나타낸다. 기존 RDB 속성과 일치하는 추가 GDB 속성을 추가 정의한다. 고유키값 및 시간 정보 등 장애진단 분석을 위한 필수 항목과 각 네트워크, CPU, 메모리 등 자원에 대한 상태 값을 저장한다. 각 상태 값은 이후 설정된 임계치에 따라 장애 유무를 판단하게 된다.

Table 2. Gdb-based internal Schema

GDB	RDB
Key: FEP_id · FEP_ab · None	Key: FEP_id · FEP_ab · FEP_Date/time
Key: DCU_id · DCU_abnormal · DCU_abType	Key: DCU_id · DCU_NetCheck · DCU_Upload/DownBps · DCU_ResourceUsage · DCU_Cpu/MemThresh · DCU_UpBpsLow/HighThresh · DCU_DnBpsLow/HighThresh · DCU_Date/Time
Optional · DCU_NetCheck · DCU_Up/DnBps · DCU_Usage · None	Key: Modem_id · Modem_NetCheck · Modem_UpBps/DnBps · Modem_UpBpsLow/HighThresh · Modem_DnBpsLow/HighThresh · Modem_Date/Time · None
Key: Modem_id · Modem_abnormal · Modem_abType	Key: IoT_id · IoT_abnormal · IoT_Date/ Time
Optional · Modem_NetCheck · Modem_Bps · None	
Key: IoT_id · IoT_abnormal · None	

3.2 기본 환경설정 및 시각화 준비

Fig 6은 AMI 검침 시스템의 환경설정 예를 나타낸다. 실제 1:100 크기 비율 모델링을 가정한다. 가상의 FEP 검침 서버는 약 25개 이상의 DCU와 150개의 PLC 모델 및 최하위 IoT 장비 1,500개로 구성했다. 15분, 30분 주기로 장애 정보를 수집하는 임의에 정보를 생성한다. 1700 노드에서 10%에 장애 실패율을 고려하였고, 42시간 30분 동안의 130,000 테이블을 기

록/저장하였다.

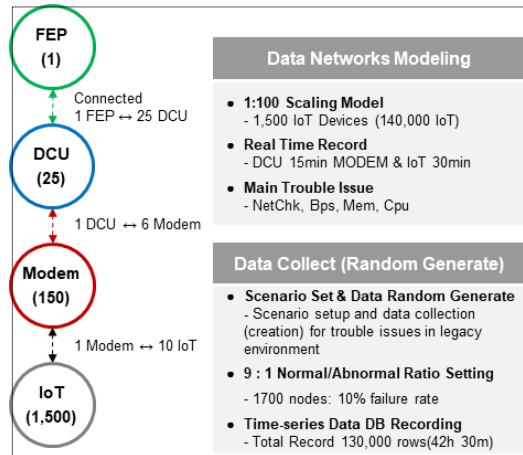


Fig. 6. AMI meter Reading System(Setting)

AMI 검침 시스템은 리눅스 서버 기반 PostgreSQL, 시각화 엔진 모듈, 검색 및 처리에 사이퍼(Cypher) 질의언어를 사용했다. AMI 시스템의 모델 객체들을 연결하고 정의된 속성들의 값을 설정했으며, 축소된 약 1:100 가상 환경설정으로 한 개 DCU에 6개의 PLC 모델과 10개(Random)의 IoT 장비로 구성된다.

3.3 장애 분석/예측 방법

Fig 7은 네트워크 노드의 최소공통조상 분석 방법을 나타낸다. 기존 RDB 기반 시간대별 시그널(Signal) 데이터를 기록하고, 확률통계 기반으로 장애를 분석한다. GDB 기반 장애 분석은 RDB 데이터와 함께 상관관계 및 상호영향 분석을 수행하고, 누적된 데이터는 이후 장애예측 분석을 수행할 방법을 제공한다.

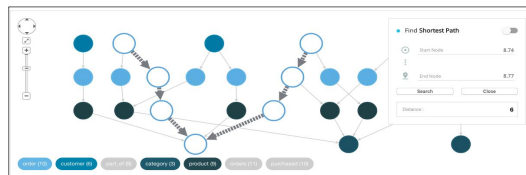


Fig. 7. Lowest Common Ancestor Analysis

GDB 기반으로 가장 다발적 장애가 발생한 지점에 대해 질의하고, 최소공통조상 알고리즘(Lowest Common Ancestor)을 통해 각 정점의 공통 조상을 추출한다. 장

애가 발생한 장비들로부터 각 노드 경로와 경로값을 추출할 수 있다. Fig 8은 확률통계 기반 분석을 나타낸다.

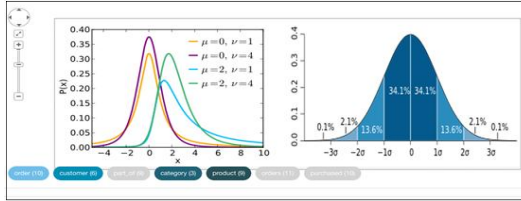


Fig. 8. Probability Statistics Analysis

LCS를 통해 추출된 다중 경로는 FEP 서버로부터 설정된 임계치를 기준으로 평균 및 표준편차(3σ rule, t-test)를 재분석한다. GDB에 저장된 장애 발생 노드는 이후, 유사 패턴을 비교 분석하는 데 활용된다. Fig 9는 RDB에 저장된 장애 유형을 군집화한다.

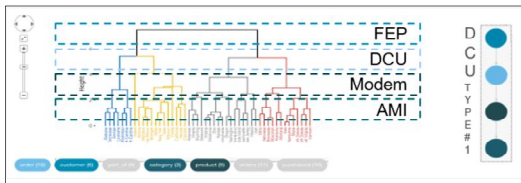


Fig. 9. Classification of Failure types by Class

유사성 패턴 분석을 통해 계층분류 알고리즘(Similarity)으로 정상 데이터와 장애 데이터를 미리 분류하여 예측한다.

4. 성능분석

Table 3은 성능분석에서 사용된 RDB 기반 DCU 상태 테이블 예를 나타낸다. 시스템, 네트워크, 메모리 등 각 DCU 장비 상태정보를 저장한다.

Table 3. RDB-based DCU state Table(Example)

ID	NetChk	UpBps	DnBps	Cpu Usage	Mem Usage
DCU01	0	20	114	37	54
DCU02	1	10	10	10	10
DCU03	0	182	136	9	39
DCU04	0	142	164	40	53
DCU05	0	173	110	28	37
DCU06	0	180	98	27	42
DCU07	0	172	92	83	46
DCU08	0	76	153	21	19
DCU09	0	123	145	27	40
DCU10	0	173	210	41	99

4.1 최소공통조상 분석

Fig 10은 DCU의 각 노드에서 최소공통조상 분석을 수행과정 예를 나타낸다. 특정 노드에서 abnormal이 1인 노드를 탐색하고, 해당 경로의 상위 DCU의 공통조상 노드를 탐색한다.

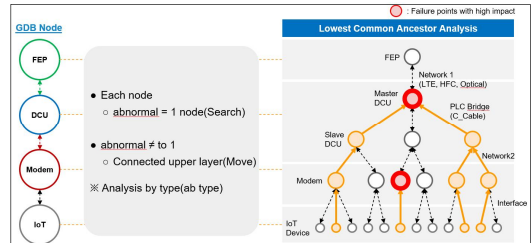


Fig. 10. Lowest Common Ancestor Analysis(ab=1)

Fig 11은 시험 결과 데이터그룹을 계층별로 시각화한 결과이다. 노드 탐색 결과를 네트워크 연결(Link)에 따라 추가 분류한다. 1개와 2개 이상 연결된 노드 관계를 강조하여 표현하였다. 연결이 많으면 전체 노드의 분포가 넓어지고, 노드 길이가 증가함을 알 수 있다.

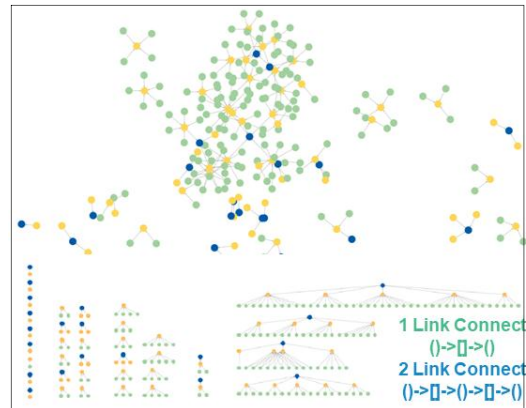


Fig. 11. Data Group Layer(Visualization)

Fig 12는 장애 경로의 코드 분류 방법 예를 나타낸다. 장애 경로 DCU - Modem- IoT 장애 유형(ab_Type)을 연결하여 코드 421로 분류한다. 장애 코드 421은 최근에 설치된 전기차 충전소의 HPGP(HomePlug Green Phy) PLC 네트워크에 대한 장애 패턴을 추출한 예이다. 실제 패턴은 특정 타입의 조합, 발생 빈도, 임계치에 따라 결정될 수 있다.

DCU_ID	ab_normal	ab_Type	NetCheck	BpsUp	BpsDown	CPU	Memory
DCU23	1	4	0	281	240	70	99
MODem_ID	ab_normal	ab_Type	NetCheck	Empty	BpsDown		
Modem133	1	2	0	286	240		
IoT_ID	ab_normal	ab_Type	DCU - Modem - IoT				
IoT121	1	1	Connect ab_Type (classified as CODE 421)				

Ab_Type
 0 : Normal
 1 : NetCheck
 2 : Bps Up/Down
 3 : CPU
 4 : Memory

Fig. 12. Code Classification of fault Paths(Example)

4.2 시그널 통계 분석

Table 4는 DCU의 임계치(Threshold) 설정값과 장애 상태 값 예를 나타낸다. DCU 23 장비의 임계치와 상태 비교 결과 전송 장애(ab_Type:2)를 나타낸다.

Table 4. DCU threshold Settings and fault Conditions

Resource	Cpu Thresh (≥)	Mem Thresh (≥)	UpBps Low Thresh (≤)	UpBps High Thresh (≥)	DnBps Low Thresh (≤)	DnBps High Thresh (≥)
-	80	99	30	270	30	270
id	DCU23(Example)					
abnormal	1(0 / 1 Fault)					
abType	2(1 Ping/ 2 BPS / 3 Mem/ 4 CPU)					
Netcheck	0					
Up/Dnbps	20 / 114					
Cpu/Mem Usage	37 / 54					

Fig 13와 같이 모뎀으로부터 전송된 신호(signal) 데이터를 분석하여 임계치(3σ rule) 설정 이후 가변(시간) 데이터의 분포를 예측한다. DCU 23 확인 결과 발열로 인한 메모리 고장 원인을 확인하였다. 추가 신호 분석 이후 PLC선의 노후화로 잡신호(Bps 문제 발생)를 확인하여 수리를 완료했다.

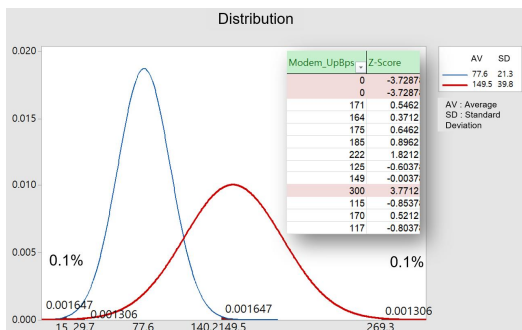


Fig. 13. Signal data Analysis(Distribution Prediction)

4.3 장애 유형 군집화 심화 분석

Fig 14는 유사한 장애 패턴을 다시 군집화하고, 정상/비정상 패턴을 분류한 예이다. ABN 상태는 정상이고, 이외 장애 패턴은 종류마다 다르게 분류된다.

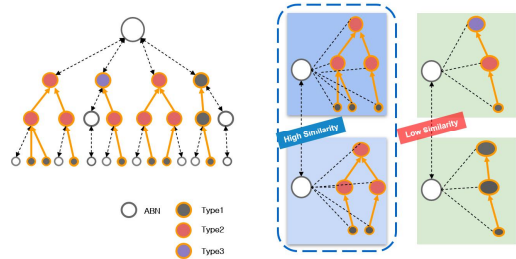


Fig. 14. Clustering Patterns of Failure(Example)

Fig 15는 Code 421에 대한 정밀검사로 유사 패턴을 검색한 예이다. 장애 발생 시에 특정 유사 장애 패턴들은 클러스터링 검색을 수행하게 된다. 6개월 내 장애 PatternA가 14번이 발생했고, 지역 내 Pattern A가 발생하는 지역 현지 정밀히 조사한 결과이다. 유사 패턴 정밀검사 결과 PLC 노후화와 함께 전기차의 HPGP형 PLC 네트워크와 같은 유사 네트워크의 간섭에 대한 장애를 고려해야 한다는 결론을 얻었다.

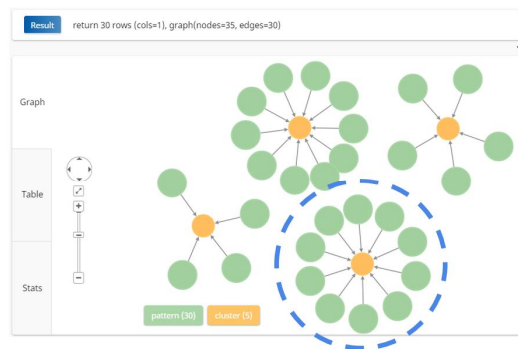


Fig. 15. Similar pattern Search Results(Example)

5. 결론

본 연구는 AMI 검침 시스템을 위한 새로운 GDB 기반 장애 분석 방법에 대해 설명했다. 기존 RDB를 기반으로 통계 분석뿐만 아니라 장애 패턴을 추출/예측할 수 있다. 장애 패턴 학습이 선행되는 지도학습 단계에서 고도화 단계에는 비지도 학습으로 알고리즘 수준이

발전될 것이다. 인공지능 기반 딥러닝 알고리즘은 특정 결과를 예측하는데 최적화되어 있다. 앞으로 AMI 분야에서 인공지능 기반 알고리즘을 위해 1차 데이터 가공 및 다양한 패턴 추출/학습 연구들이 개선될 것으로 예상된다. 본 연구는 학습 없이 예측을 수행하는 비지도 학습단계의 머신러닝(Machine Learning) 적용하여 새로운 연구를 진행할 계획이다.

REFERENCES

[1] H. Y. Kim & S. T. Kim. (2013). Technical Trends of AMI and HEMS for Smart Grid Implementation. *Electronics and Telecommunications Trends*, 28(2), 11-19.
DOI : 10.22648/ETRI.2013.J.280202

[2] Y. J. Myeong. (n.d.). The core infrastructure for the smart grid AMI implementation. KEPCO KDN(Online). <https://www.kdn.com>

[3] B. Y. Park. (2019). AMI 2.0 and Next Generation Powerline Communication IoT-PLC. Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation, <https://www.iitp.kr>

[4] Y. K. Lee & J. N. Kim. (2017). Smart meter security through AMI threat analysis. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 34(10), 24-30.

[5] S. M. Jeong & C. T. Park. (2018). A Study on the Development of the Remote Metering System for Distribution Power by applying KCMVP Security Function. *The Korean Institute of Electrical Engineers Conference*, 283-284.

[6] Y. I. Kim, S. J. Park, Y. J. Kim, N. J. Jung, M. S. Choi & B. S. Park. (2016). Development of AMI NMS (network management system) using SNMP for network monitoring of meter reading devices. *KEPCO Journal on Electric Power and Energy*, 2(2), 259-268.
DOI : 10.18770/KEPCO.2016.02.02.259

[7] KEPCO KEPRI. (2017). Study of Real-time Monitoring and Fault Analysis Technology of AMI Communication Network, Technical Report.

[8] KEPCO KDN. (n.d.). Advanced Metering Infrastructure. KEPCO KDN(Online). <https://www.kdn.com>

[9] M. S. Choi, S. K. Kang & J. C. Yoon. (2016). Design of Advanced Metering Infrastructure System for Internet of Thing. *In Proceedings of KIIT Conference*, 107-111.

[10] H. O. Lee et al. (2016). Research on IoT

Standards in Power and Energy, *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 33(12), 12-21.

[11] J. H. Jung, J. H. Lee & J. O. Lee. (2018). A Metering Method for AMI Communication Shadow Areas. *The Korean Institute of Electrical Engineers Conference*, 15-16.

[12] Vassilev et al. (2014). Cryptographic Module Validation Program (CMVP) (No. ITL Bulletin November 2014). National Institute of Standards and Technology.

[13] KEPCO KDN. (n.d.). AMI Gateway. KEPCO KDN(Online). <https://www.kdn.com>

[14] Y. M. Jeong. (2019). Comparison of PLC Specifications Focusing on IoT PLC. *The Institute of Electronics and Information Engineers Conference*, 528-530.

[15] J. H. Jung & H. G. Seoc. (2018). An Efficient Method for Meter Data Collection in AMI System. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 43(8), 1311-1320.
DOI : 10.7840/kics.2018.43.8.1311

정 우 철(Woo-Cheol Jeong)

[정회원]



- 2008년 2월 : 동서울대학교 컴퓨터소프트웨어학과 졸업
- 2010년 8월 : 숭실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
- 2016년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 컴퓨터학과 박사 수료

- 관심분야: Mobile, Network Security, Big data, Deep Learning
- E-Mail : jwc0116@gmail.com

전 문 석(Moon-Seog Jun)

[정회원]



- 1981년 : 숭실대학교 전산학과 학사
- 1986년 : University of Maryland 전산학과 석사
- 1989년 : University of Maryland 전산학과 박사

- 1989년 ~ 1991년 : New Mexico State University Physical Science Lab 책임연구원
- 1991년 ~ 현재 : 숭실대학교 컴퓨터학과 정교수
- 관심분야 : 정보보안, PKI, 전자여권, 암호학
- E-Mail : mjun@ssu.ac.kr

최 도 현(Do-Hyeon Choi)

[정회원]



- 2008년 2월 : 동서울대학교 컴퓨터 소프트웨어학과 졸업
- 2010년 8월 : 송실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
- 2016년 3월 : 송실대학교 컴퓨터학과(공학박사)

- 관심분야 : Mobile, Network Security, PKI, Virtualization
- E-Mail : cdhgod0@ssu.ac.kr