비지도 학습 및 다계층 네트워크를 활용한 인물 네트워크 계층 구조 추론 방법 연구

구예리[1], 김지온[2,*], 우병관[2]

[1]㈜동심우, [2]한림대학교

yerigu@dongsimwoo.com, {jion972, byeongkwan.woo}@hallym.ac.kr

Inferring Hierarchical Structures in Human Networks: An Unsupervised Learning Framework with Multi-Layer Networks

Yeri Gu[1], Jion Kim[2*], Byeongkwan Woo[2]

[1]UniSoul Friends Co., Ltd., [2]Hallym University

요 약

사이버 범죄 조직은 용의자 특정과 공범 관계 규명을 어렵게 하는 점조직 형태를 특징으로 한다. 기존의 유사도 기반 분석은 수사 단서 간의 복잡한 관계 패턴을 학습하는 데 한계가 있으며, 이는 본질적인 정보 손실을 야기한다. 이러한 문제에 대응하기 위해, 본 논문은 새로운 비지도 학습 기반 인물 계층 추론 프레임워크를 제안한다. 제안하는 프레임워크는 인물, 사건, 수사단서(계좌, IP 등)를 독립된 노드로 표현하는 다계층 이종 그래프를 구축하고, 그래프 신경망(GNN)을 이용해 관계 패턴을 직접 학습한다. GNN으로 학습된 임베딩을 활용하여 잠재적 공범 관계 예측, 은닉된 조직 구조 및 역할 분류, 그리고 네트워크 중심성과 모델의 어텐션 스코어를 통합한 핵심 인물 위험도 평가를 수행한다. 본 연구는 수사 데이터에 내재된 복합적인 구조를 효과적으로 규명하여, 수사관에게 객관적이고 정량적인 분석 근거를 제공함으로써 수사의 효율성을 제고한다는 점에서 중요한 의의를 가진다.

Ⅰ. 서 론

사이버 공간의 익명성을 악용한 지능형 범죄가 급증함에 따라, 다수의 차명 계정과 대포폰을 사용하는 점조직 형태의 범죄 조직을 규명하는 것이 수사의 핵심 과제로 부상하였다 [1]. 이러한 범죄는 명시적인 연결고리가 부족하고 관계가 복잡하게 얽혀 있어, 확보된 증거를 순차적으로 따라가는 전통적인 수사 방식으로는 전체 조직의 실체를 파악하는 데 많은 시간과 노력이 소요된다. 이로 인해 수사가 장기화되거나 미제에 빠지기 쉬우며, 이는 범죄 조직의 활동을 근절하기 어렵게 만드는 핵심적인 원인이 되고 있다.

이러한 한계를 극복하기 위해 데이터 기반의 분석 방법론이 요구되지만, 단순히 인물 간 속성(예: 동일 IP, 연락처)의 유사도를 측정하는 방식은 다양한 관계가 가진 고유한 의미와 패턴을 단일 점수로 압축하여 정보 손실을 야기하는 문제를 가진다. 따라서 복잡하게 얽혀있는 용의자 및 사건 데이터로부터 숨겨진 연결고리를 체계적으로 찾아내고, 범죄 조직의 구조를 규명하며, 핵심 인물의 위험도를 정량적으로 평가할 수 있는 새로운 분석 방법론의 필요성이 대두되고 있다.

이에 본 논문은 별도의 정답 데이터 없이 관계의 고유한 패턴을 직접 학습할 수 있는 이종 그래프 신경망(Heterogeneous GNN) 기반의 인물 계층 추론 프레임워크를 제안한다. 제안 방법론은 수사단서를 독립된 노드로 모델링하여 정보 손실을 최소화하고, GNN을 통해 데이터의 내재적 구조와 관계를 심층적으로 분석하여 ① 불상의 용의자 특정, ② 잠재적 범죄 조직 및 역할 식별, ③ 핵심 인물 및 조직의 위험도 산출을 수행한다. 이를 통해 수사 초기 단계에서 객관적이고 정량적인 분석 결과를 제공하여 수사의 효율성을 극대화하는 것을 목표로 한다.

Ⅱ. 관련 연구

범죄 네트워크 분석에 대한 초기 연구들은 주로 사회 연결망 분석(Social Network Analysis, SNA) 기법을 사용하여 특정 범죄 조직의 구조를 분석하고 핵심 인물을 식별하는 데 초점을 맞추었다 [2]. SNA는 인물 간의 관계를 시각화하고 중심성 분석 등을 통해 네트워크 내에서 영향력 있는 행위자를 식별하는 데 유용성을 보였으나, 관계의 유형을 구분하지 못하고 비정형 데이터를 처리하기 어려운 한계를 가졌다.

기계학습 기술이 발전함에 따라 더욱 고도화된 방법론이 제안되었으며, 특히 그래프 기반 준지도학습(Semi-supervised Learning, SSL)은 범죄 네트워크 분석에 효과적으로 활용되었다. Kim 등[3]은 계층적으로 구조화된 네트워크에서 SSL을 적용하여 레이블 전파(Label Propagation) 방식을 통해 소수의 레이블 된 데이터를 단서로 유사한 특성을 가지는 다른 용의자를 예측하는 프레임워크를 제시하였다. 나아가, Jhee 등[4]은 대규모 범죄 네트워크에서 그래프 기반 SSL의 느린 추론 속도 문제를 해결하기 위해, 잠재 네트워크(latent network)를 도입하여 유사 용의자를 빠르게 예측하는 프레임워크를 제안했다.

이러한 SSL 기반 연구들은 분석을 위해 일부 정답 데이터(Label)를 필요로 하며, 이를 통해 유사 용의자를 추천하는 예측 문제에 초점을 맞추었다. 반면, 최근에는 정답 데이터가 없는 상황에서 그래프의 구조적 정보를 최대한 활용하는 비지도 학습(Unsupervised Learning) 및 자기지도 학습(Self-supervised Learning) 기반의 GNN 연구가 활발히 진행되고 있다 [5, 6]. 이러한 접근법은 데이터 자체의 내재적 구조를 분석하여 네트워크의 특성을 식별하는 데 중점을 둔다.

본 연구에서 제안하는 비지도 학습 기반 접근법은 이러한 최신 연구 흐름과 맥을 같이한다. 수사단서를 독립된 노드로 취급하는 이종 그래프 모델과 GNN을 통해 관계의 의미적, 구조적 패턴을 직접 학습함으로써, 단순 유사도 계산으로 인한 정보 손실 문제를 극복하고자 한다. 이는 특정 용의자를 추천하는 것을 넘어, 데이터 내에 숨겨진 공범 관계 예측, 잠재적 범죄조직 식별, 각 인물의 위험도 산출 등 네트워크 전체에 대한 거시적이고 복합적인 통찰을 제공한다는 점에서 선행 연구와 차별성을 가진다.

Ⅲ. GNN 기반 인물 계층 추론 방법론

본 논문에서 제안하는 인물 계층 추론 방법론은 그림 1과 같이 3단계로 구성된다. 첫째, 이종 그래프 구축 단계에서는 다양한 출처의 수사 데이터를 통합하여 그래프로 모델링한다. 둘째, GNN 기반 관계 학습 및 조직 분석 단계에서는 GNN을 통해 인물 간의 잠재적 관계와 조직 구조를 학습하고 분석한다. 셋째, 위험도 평가 단계에서는 식별된 인물과 조직의 위험도를 정량적으로 평가하여 수사 우선순위를 도출한다.

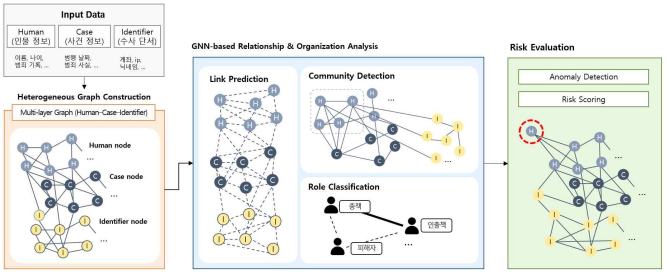

그림 1 인물 계층 추론 모듈 개념도

1. 이종 그래프 구축 (Heterogeneous Graph Construction)

분석의 첫 단계는 텍스트 형태의 범죄사실, 인물 정보, 계좌 거래 내역, 통신 기록 등 정형·비정형 데이터를 통합하여 그래프 $G = (V, E)$ 형태로 변환하는 것이다. 본 연구에서는 기존의 인물-사건 2계층 구조에서 더 나아가, 정보 손실을 최소화하고 관계의 구조적 근거를 보존하기 위해 수사단서(Identifier)를 독립된 노드 유형으로 추가한 3계층 이종 그래프를 구축한다.

- 인물 노드 $(v_h \in V_H)$: 용의자, 피해자, 참고인 등 사건에 관련된 모든 인물. 각 노드는 이름, 연락처, 계좌번호, IP 주소 등 인물 고유의 속성 정보를 가짐
- 사건 노드 $(v_c \in V_C)$: 개별 범죄 사건. 각 노드는 사건 번호, 범죄 사실 등의 속성 정보를 가짐
- 수사단서 노드$(v_i \in V_I)$: 인물과 사건을 연결하는 매개체. 계좌번호, IP 주소, 전화번호, 암호화폐 지갑 주소 등이 포함되며, 각 단서의 유형(type)과 값(value)을 속성으로 가짐
- 엣지 $(e \in E)$: 인물과 사건, 인물과 수사단서, 사건과 수사단서 간의 관계를 정의한다. 예를 들어, (Human)-(Identifier) 엣지는 특정 인물이 특정 계좌를 '소유' 또는 '사용'했음을 의미한다.

표 1 Human-Identifier-Case 이종 그래프 스키마

구분	노드/엣지 유형	설명
노드	Human(인물)	용의자, 피해자 등 사건의 모든 주체
	Case(사건)	개별 범죄사건
	Identifier(수사단서)	인물/사건 연결하는 수사단서(계좌, IP, 전화번호 등)
엣지	(Human)-(Case)	인물의 사건 참여 관계(역할: 피의자/피해자)
	(Human)-(Identifier)	인물과 단서의 관계
	(Case)-(Identifier)	사건과 단서의 연루 관계

2. GNN 기반 관계 학습 및 조직 분석

본 프레임워크의 핵심은 구축된 이종 그래프를 비지도 학습 방식으로 GNN에 학습시키는 것이다. 이는 '어떤 인물이 범죄 조직의 일원인지'와 같은 사전 정보나 정답(Label) 없이, 데이터에 내재된 관계 패턴과 구조만으로 네트워크를 이해하는 접근법이다. GNN은 각 노드 주변의 이웃 노드와 엣지 정보를 반복적으로 집계하여, 각 노드를 저차원 벡터 공간에 임베딩(Embedding)한다. 이 과정에서 '어떤 관계(금융 거래, IP 공유 등)가 인물 간의 긴밀도를 나타내는지'를 데이터로부터 자동으로 학습하여, 수동 가중치 설정의 주관성을 배제하고 객관적인 분석을 가능하게 한다.

이렇게 학습된 임베딩 벡터는 각 노드의 다차원적인 특성을 함축하고 있어, 이를 활용해 다음과 같은 심층 분석을 수행한다.

- 잠재 관계 예측 (Link Prediction): 임베딩 벡터 간의 유사도를 계산하여 명시적으로 드러나지 않은 잠재적 공범 관계를 예측한다.
- 조직 식별 (Community Detection): 임베딩된 인물 노드들을 대상으로 Louvain Method와 같은 군집 분석 알고리즘을 적용하여 밀집도가 높은 잠재적 범죄 조직을 식별한다.
- 역할 분류 (Role Classification): GNN 모델 위에 분류기(Classifier)를 추가하여, 학습된 노드 임베딩을 바탕으로 각 인물의 역할(예: 총책, 인출책 등)을 분류하는 모델을 개발할 수 있다.

3. 위험도 평가 (Risk Assessment)

식별된 인물과 조직 중 수사력을 집중해야 할 대상을 선정하기 위해 위험도를 다각적으로 평가한다. 이는 네트워크의 구조적 특성, GNN이 학습한 잠재적 영향력, 그리고 실제 범죄의 심각성을 종합적으로 고려하여 이루어진다. 본 연구에서는 인물 v의 위험도 $R_{(v)}$를 식(1)과 같이 정의한다.

$$R_{(v)} = w_1 C_{D,B}(v) + w_2 C_{imp}(v) + w_3 E_S(v) \qquad (1)$$

여기서 네트워크 구조 기반 지표인 $C_{D,B}(v)$는 연결 중심성(Degree Centrality)과 매개 중심성(Betweenness Centrality) 등 전통적인 네트워크 중심성 지표를 정규화한 점수이다. 연결 중심성은 한 인물이 얼마나 많은 다른 인물과 직접적인 관계를 맺고 있는지를 측정하며, 이 값이 높은 인물은 조직 내에서 허브(Hub) 역할을 수행할 가능성을 시사한다. 매개 중심성은 네트워크 내 정보나 자금의 흐름에서 한 인물이 얼마나 중요한 길목을 차지하는지를 측정하며, 이 값이 높은 인물은 조직 내 중간 관리자 또는 정보의 통제자 역할을 할 가능성이 높다. $C_{imp}(v)$는 GNN 모델이 학습 과정에서 산출하는 노드 중요도(Node Importance) 또는 어텐션 스코어(Attention Score)를 의미한다. 이는 단순히 연결 관계의 수나 위치뿐만 아니라, 주변 노드와의 복합적인 관계 패턴을 통해 학습된 해당 인물의 잠재적 영향력을 나타낸다. 예를 들어, 직접적인 연결은 적더라도 중요한 인물들과 다수 연결된 경우, GNN은 해당 노드의 중요도를 높게 평가할 수 있어 전통적 지표가 포착하지 못하는 영향력을 측정할 수 있다. $E_S(v)$는 해당 인물이 연루된 사건들의 평균 심각도를 나타내는 도메인 지식을 정량화하여 반영한 점수이다.

최종적으로, 이 세 가지 지표를 가중치 w_1, w_2, w_3을 통해 결합함으로써, 한 인물에 대한 다면적이고 종합적인 위험도 점수를 산출한다. 이 점수는 수사 우선순위를 결정하고 한정된 수사 자원을 효율적으로 배분하기 위한 객관적인 근거로 활용될 수 있다.

Ⅳ. 결론 및 향후 연구

본 논문은 사이버 범죄 네트워크 분석의 한계를 극복하기 위해, 수사단서를 포함한 다계층 이종 그래프와 비지도 학습 기반의 GNN을 결합한 새로운 인물 계층 추론 프레임워크를 제안했다. 제안 방법론은 관계 패턴의 직접 학습을 통해 기존 방식의 정보 손실 문제를 해결하고, 숨겨진 인물 계층 구조를 효과적으로 추론할 수 있는 이론적 기반을 마련했다. 본 방법론은 잠재적 연결고리와 조직 구조를 규명하고, 핵심 용의자를 객관적인 지표로 특정하여 수사관의 의사결정을 지원하는 데 의의가 있다.

향후 연구로는 실제 데이터를 적용하여 제안 프레임워크의 실효성을 검증하고, 다양한 GNN 아키텍처를 실험하여 추론 정확성을 향상시키는 연구가 필요하다. 또한, 각 지표의 최적 가중치(w_1, w_2, w_3)를 데이터 기반으로 학습하고, 설명가능 AI(XAI) 기법을 도입하여 모델의 추론 근거를 시각적으로 제시하는 연구를 통해 방법론을 고도화할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(경찰청)의 재원으로 과학치안진흥센터
사이버범죄 수사단서 통합분석 및 추론 시스템 개발 사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2025-02218280).

참 고 문 헌

[1] 경찰청 사이버안전지킴이, "2023 사이버범죄 동향 분석," 2024.

[2] Sparrow, M. K. "The application of network analysis to criminal intelligence: An assessment of the prospects," Social networks, vol. 13, no. 3, pp. 251-274, 1991.

[3] M. Kim, D.-g. Lee, and H. Shin, “Semi-supervised learning for hierarchically structured networks,” Pattern Recognition, vol. 95, pp. 191-200, Nov. 2019.

[4] J. H. Jhee, M. J. Kim, M. Park, J. Yeon, and H. Shin, "Fast Prediction for Criminal Suspects through Neighbor Mutual Information-Based Latent Network," International Journal of Intelligent Systems, vol. 2023, Article ID 9922162, 2023.

[5] T. N. Kipf and M. Welling, "Variational graph auto-encoders," arXiv preprint arXiv:1611.07308, 2016.

[6] W. Wang, Z. Liu, J. E. Tedesco, and J. M. Jose, "Graph-based social media analysis for fake news detection: a survey," ACM Computing Surveys, vol. 55, no. 8, pp. 1-36, 2023.