챕터4

IIOT-Enabled Smart Transportation

우리는 다양한 차량의 도시화와 확산을 경험하고 있다.

고효율 지능형 교통시스템(ITS)을 구현하고 자율주행차(AV)를 개발해 스마트 교통을 실현하는 것이 화제다.

한편, ITS와 AVS에 배치된 다양한 교통 센서, 글로벌 내비게이션 위성 시스템(GNSS), 레이더, 루프 검출기, 광검출 및 거리 측정(LIDAR), 적외선(IR) 카메라 또한 교통 상황을 분석하고 교통 시스템의 잠재적 고장을 식별하는 데 사용될 수 있는 방대한 다양한 유형의 교통 데이터를 생성/수집한다.씨.

그림 3에서 보는 바와 같이, 교통 이상에는 비정상적인 교통 정체, 교통사고, 손상된 교통 인프라(예: 도로)가 포함된다.

교통 이상 감지는 도시 ITS를 육성하는 데 중요한 역할을 한다[82].

특히, 교통 이상은 종종 교통사고, 교통 혼잡, 교통 위반 및 손상된 교통 기반 시설의 지표입니다.

교통 이상 징후를 감지하면 인명 구조, 교통 복구, 손상된 도로의 긴급 복구에 도움이 될 수 있습니다.

표 2는 스마트 운송을 위한 GNN 기반 솔루션을 요약한 것이다.

다음으로 스마트 교통의 GNN을 기반으로 한 교통 이상 탐지에 대한 자세한 조사를 제시한다.

A. 포인트

점 이상 징후는 정규 분포에서 벗어나는 비정상적 사건에 해당합니다.

예를 들어, 고속도로에서 고장 난 차량은 포인트 이상이라고 볼 수 있다.

1) 공개 데이터 세트: 포인트 이상 데이터 세트를 수집하고 이러한 데이터 세트에 대한 분석을 수행하는 데 대한 최근 연구가 있다.

특히, 이 연구[85]는 군중의 이상을 탐지하기 위한 프레임워크를 제시하고 캘리포니아 대학 샌디에이고(UCSD) 캠퍼스에서 수집된 군중의 데이터 세트를 공개한다.

UCSD 데이터 세트는 98개의 비디오로 구성되며 각 비디오에는 200개의 프레임이 있습니다. 군중의 비정상적인 행동 외에도, U턴 데이터 세트 위에 비정상적인 차량 이동 패턴에 대한 이상 감지를 수행하는 또 다른 연구[86]가 있다.

또한 [87] 작업은 시각적 분석에 기초한 이상 탐지를 위한 다른 데이터 세트를 요약한다.

2) 이상 탐지에 대한 GNN 솔루션: 교통과 혼잡에서의 이상 탐지를 해결하기 위한 최근 연구들이 있다.

특히, 작업[73]은 잡음이 많은 레이블을 기반으로 이상 탐지를 위한 GCN 기반 방법을 제시한다.

특히, GCN은 라벨링된 데이터에서 노이즈를 제거하는 데 사용되었다.

이 모델의 교육 과정은 청소와 분류로 구성되어 있습니다.

청소 단계는 주로 잡음이 많은 레이블을 청소하는 것을 목표로 하며, 분류는 수정된 레이블을 기반으로 분류기를 재교육하는 것이다.

UCSD 데이터 세트[85]와 다른 데이터 세트에 대한 실험 결과는 제안된 방법의 효과를 입증한다.

한편 Yu 등은 교통사고를 예측하기 위해 Deep STGCN을 제안한다.

제안된 STGCN은 공간 GCN 계층과 결합된 GCN-CNN 공간-시간 계층으로 구성되어 상관된 공간 특징과 공간-시간 특징을 각각 추출한다.

또한 임베딩 레이어는 외부 기능의 의미론적 표현을 제공하기 위해 채택된다.

그들은 또한 차량 교통, 기상 조건 및 사고 보고서로 구성된 교통 데이터 세트에 대한 실험을 수행했다.

실험 결과는 제안된 STGCN의 효과를 추가로 확인한다.

B. 상황별

상황별 이상 징후는 트래픽 데이터에서 사용 가능한 상황별 특성[88]에 따라 달라집니다.

예를 들어 고속도로에서 자동차가 고속으로 주행하는 사건은 정상적인 사건으로 볼 수 있고, 밀집된 도로에서는 이상 현상으로 볼 수 있다.

1) 공개 데이터 세트: 택시 데이터 세트와 승차 공유 서비스 데이터 세트를 포함한 많은 공공 교통 데이터 세트가 있다. 예를 들어, 뉴욕시(NYC) 택시 데이터 세트[89]에는 뉴욕시의 택시 승하차 시간과 위치에 대한 기록이 포함되어 있습니다.

Uber Movement 데이터 세트에는 데이터 샘플이 포함되어 있으며, 각 데이터 샘플에는 미국의 여러 도시에 걸친 Uber 승차 공유 서비스의 이동 시간, 소스 및 목적지가 포함되어 있다.

또한 시카고 택시 데이터 세트 8은 시카고의 택시 서비스에 대한 유사한 데이터 세트를 제공한다. 이 데이터 세트는 시카고 시에서 2019년 1월 1일부터 4월 30일까지의 택시 여행 기록으로 구성된다. 그러나 이러한 데이터셋의 대부분은 이상을 포함하지 않는다.

따라서 [75]와 같은 많은 최근 연구는 [90]에 대한 유사한 접근 방식을 따른 후 Uber Movement 데이터 세트, NYC 택시 데이터 세트 및 시카고 택시 데이터 세트와 같은 일부 이상 징후를 수동으로 데이터 세트에 주입한다.

또한 [76]과 같은 일부 연구는 마이크로블로그 데이터를 크롤링하여 이벤트(예: 사고)를 트래픽 데이터 세트에 통합한다.

챕터 7

이 섹션에서는 GNN 기반 모델이 이상 탐지에 어떻게 작동하는지 설명하기 위해 몇 가지 대표적인 사례 연구를 제시한다.

A. 대중교통체계에서의 집단이상검출을 위한 STGNN 기반 모델

대중 교통 시스템의 집단적인 이상은 종종 교통 체증의 근본 원인이다.

교통 이상은 사고, 집합, 범죄, 공공 행사 등 여러 요인에 의해 영향을 받기 때문에 종종 어려운 작업이지만 대중교통 시스템의 교통 이상 징후를 감지하는 것이 필요하다.

그러나 기존 딥 러닝 모델은 공간적 특징(예: 도로 구조) 또는 시간적 특징(예: 시간당 도로를 가로지르는 차량 수)을 포착할 수 있지만 둘 다 포착할 수는 없다.

따라서 GNN 기반 모델은 공간-시간적 특징에서 함께 학습할 수 있는 강력한 능력을 가지고 있기 때문에 이 과제를 해결할 수 있는 잠재력을 가지고 있다.

다음으로 STGNN 기반 모델이 대중교통 시스템에서 집단 이상 징후를 감지하는 데 사용될 수 있음을 입증하겠다.

그림 7은 트래픽 이상 탐지를 위해 제안된 STGNN을 보여준다.

제안된 방법은 다음 세 단계로 작동한다.

1단계에서, 우리는 대중교통 시스템에서 과거의 교통 흐름 데이터를 얻어야 한다. 트래픽 흐름 데이터에는 스테이션 ID, 스테이션 위치 및 특정 스테이션과 특정 시간에서의 과거 군중 흐름이 포함됩니다.

군중 흐름은 기본적으로 대중교통 시스템의 체크인/아웃 기록(즉, 근거리 무선 통신 기반 토큰 또는 카드에 의해 기록됨)을 통해 얻을 수 있다.

특히, 우리는 들어오는 군중들이 역 Ti by Cin Ti에서 흐르고 나가는 군중들이 Ti by Cout, Ti에서 흐르는 것을 나타낸다.

게다가, 우리는 사고, 사건 수집, 범죄 보고서, 그리고 다른 공공 사건에 대한 과거의 기록으로부터 교통 이상 현상을 얻을 수 있다. 이상 데이터는 공간-시간 상관관계에 따라 크로우 흐름 데이터와 연관되어야 한다.

2단계에서 트래픽 흐름 데이터를 그래프(예: 발생률 그래프)로 변환해야 하며, 이는 STGNN에서 추가로 처리할 수 있다.

한편, 과거의 이상 징후는 트래픽 흐름과 통합되어야 합니다.

3단계에서 우리는 여러 계층으로 구성된 STGNN을 구성한다.

첫 번째 GNN 계층은 공간적 특징을 포착하는 데 사용되는 반면 두 번째 LSTM 계층은 과거 트래픽 흐름에서 시간적 특징을 추출하는 데 사용된다.

그런 다음 다른 GNN 계층을 채택하여 처음 두 계층에서 얻은 공간-시간 종속성을 추가로 탐색한다.

CNN 계층에 의해 공간-시간 기능을 전달한 후 최종적으로 예측(즉, 정상적인 트래픽 흐름에서 이상 징후를 분류)한다.

이 일반적인 프레임워크는 성능을 더욱 향상시키기 위해 신경 모듈을 다른 변형으로 대체함으로써 더 확장될 수 있다는 것을 언급할 가치가 있다.

예를 들어, LSTM 모듈을 GRU로 교체할 수 있습니다.

한편, 주의 메커니즘은 학습 효과를 향상시키기 위해 활용될 수 있다.

B. 전력 변압기의 점 이상 검출을 위한 GCN

전력변압기는 송전 및 배전 사이에서 중요한 역할을 하기 때문에 전력변압기의 신뢰성은 전기시스템의 안전보장에 매우 중요하다.

고장난 변압기는 변압기 고장의 지표인 C2H6, C2H2, C2H4 등 다량의 용존가스를 배출한다.

용존가스는 변압기의 고장해석을 위한 점이상으로 볼 수 있다.

따라서 전력 변압기의 점 이상을 감지하기 위한 GCN 기반 모델을 설계한다.

그림 8은 전력 변압기의 이상 검출을 위한 본 모델의 작업 흐름을 나타낸 것이다.

첫째, [110]과 같은 공개 데이터 세트에서 과거 DGA 데이터를 얻을 수 있다.

샴 네트워크와 kNN(k-nearest neighbor) 접근법을 적용한 후, (S, A)로 구성된 잘 형성된 입력 데이터 세트를 생성할 수 있다. 여기서 S는 용해 가스의 특징 매트릭스를 나타내고 A는 인접 매트릭스를 나타낸다(즉, 과거 샘플과 현재 샘플 간의 유사성을 특징짓는다).

그런 다음 그림 8과 같이 입력 데이터 세트를 GCN에 공급한다.

기존 CNN 또는 기타 기계 학습 방법 대신 GCN을 사용하는 이점은 용해된 가스의 유형과 변압기 결함 유형 사이의 비선형 상관 관계를 특성화하는 데 있어 GCN의 강력한 학습 능력에 있다.

우리의 GCN은 3개의 그래프 컨볼루션 레이어(각각 그래프 컨볼루션으로 표시됨)로 구성된다.

한편, 우리는 또한 과적합을 피하고 개선하기 위해 인접한 두 그래프 컨볼루션 레이어 사이에 드롭아웃 기반 은닉 레이어와 정류된 선형 활성화 유닛(ReLU)을 추가한다.

학습 효과

마지막으로, 우리는 완전히 연결된 계층(즉, Full Conn)을 통과한 후 분류 결과 O를 마무리하는 소프트맥스 함수를 적용한다.

GNN 모델은 공간 상관 관계를 포착하는 데 강점이 있는 반면 기존 공간 상관 관계가 여러 RE를 포함할 수 있기 때문에 우리는 GCN 및 기타 GNN 모델의 RE와 같은 다른 스마트 에너지 시스템의 이상 탐지에 대한 사용을 탐구할 것이다.

C. 스마트 팩토리의 집단 이상 검출을 위한 GCN 기반 모델

스마트 팩토리의 집단 이상 징후는 일반적으로 탐지하기가 쉽지 않다.

그것은 첫째, 대규모 산업 사물인터넷(IIoT) 장치가 있고, 둘째, 개별 장치가 정상적으로 작동하는 것처럼 보이지만 많은 IIoT 장치의 동작이 전체적으로 비정상적이기 때문이다.

이 섹션에서는 GNN을 스마트 공장에서 집단 이상 징후를 감지하는 데 사용할 수 있는 방법에 대한 구체적인 예를 설명한다.

그림 9와 같이 스마트 공장에서 PLC는 제조 공정의 제어를 위해 설계된 산업용 디지털 컴퓨터이다.

각 PLC는 여러 IIoT 장치와 연결되며, PLC는 종종 다른 PLC에 네트워크로 연결된다.

IoT 장치는 일반적으로 보안상의 이유로 패치를 적용해야 합니다.

환경 제어 장치 및 로봇 제어 장치와 같은 여러 IIoT 장치의 프로그램이 변경/패치되었지만 해당 PLC(Programmable Logic Controller)가 업그레이드되지 않을 때 집단 이상 현상이 발생할 수 있다.

기존의 많은 이상 감지 방법은 IIoT 장치 또는 PLC의 기능만 고려한다. 그러나 집단 이상 징후를 감지하기 위해서는 IIoT 장치 또는 PLC 간의 관계도 중요하다.

GNN은 이러한 관계를 포착할 수 있는 좋은 후보이므로 집단 이상 징후를 효과적으로 탐지할 수 있다.

이 사례 연구에서, 우리는 집단 이상 징후를 감지하기 위해 GNN, GCN의 전형적인 예에 의존한다.

첫째, 산업 통신 네트워크와 IIoT 장치 및 PLC의 동작을 그래프로 변환한다.

그래프의 노드는 IIoT 장치와 PLC 및 기타 가능한 공장 장치를 나타내며 노드 사이의 가장자리는 이러한 장치의 구조적 정보이다.

그런 다음 GCN 기반 이상 탐지 모델을 설계할 수 있다.

소프트맥스 층을 가진 n층 GCN 모델이 될 수 있으며, 이는 "정규"와 "비정규"에 대한 이진 분류 모델을 훈련시킬 수 있다.

각 노드의 분류를 계산하기 위해 식 (2)에 표시된 소프트맥스 활성화 함수(2)를 사용할 수 있다.

여기서 α는 소프트맥스를, ~zi는 입력 벡터를, ezi는 입력 벡터의 표준 지수 함수, ezk는 출력 벡터의 표준 지수 함수이다.

GCN 모델의 입력은 IIoT 장치와 PLC를 기능이 있는 노드로 포함하고 노드 간의 연결을 그래프의 가장자리로 포함하는 그래프이다.

실제로 입력은 두 개의 행렬로, 하나는 노드 기능 행렬이고 다른 하나는 노드 인접 행렬이다.

배치 경사 강하를 사용하여 GCN 모델의 가중치를 훈련할 수 있다.

GCN 모델은 각 노드에 대해 정상 및 비정상 이진 분류를 출력할 수 있다.