동적 그래프 학습 기반 통신 트래픽 예측 연구 동향 조사

김재민, 오준석, 김가현, 송치현, 조성래
중앙대학교 컴퓨터공학과
{jmkim, jsoh, ghkim, chsong}@uclab.re.kr, srcho@cau.ac.kr

Recent Advances in the network for traffic prediction based on dynamic graph learning

Jaemin Kim, Junsuk Oh, Gahyun Kim, Chihyun Song, and Sungrae Cho
Dept. of Computer Science and Engineering
Chung-Ang Univ.

요 약

정적 인접행렬이나 격자/순차 모델은 이동성·간섭·백홀로 인한 시변 관계를 충분히 반영하지 못한다. 본 논문에서는 동적 그래프 학습 관점에서 핸드오버 기반 동적 그래프, 정적 사전정보+학습형 보정(하이브리드/적응형), Dynamic Graph Attention, Inductive 일반화를 중심으로 기법과 순차 분할, 이벤트 주석, SLA·피크 오차 등을 정리하여 최신 동향을 조사하고, 향후 과제에 대해 논의한다.

Ⅰ. 서 론

통신 트래픽 예측은 시계열 모델과 공간 모델로 발전해 왔다. 이들 접근은 규칙적인 패턴과 기지국 간 평균적인 공간 상관(지리적 근접, 고정 이웃 관계)을 비교적 안정적으로 학습한다는 장점이 있다. 그러나 관계 구조가 시간에 따라 변한다는 현실을 충분히 반영하지 못한다는 한계가 명확하다. 구체적으로, 표현 단계에서는 격자화나 고정 인접행렬이 핸드오버·간섭·공유 백홀 같은 시변 상호작용을 놓치기 쉽다[1]. 시간 모델링 단계에서는 긴 예측 구간에서 오차가 누적되며, 이벤트성 수요 급증이나 급격한 혼잡 완화를 장·단기 동시로 포착하기 어렵다. 학습·검증 단계에서는 시간 누수, 외생 요인 미반영으로 레짐 전환에 대한 일반화가 과대평가되기 쉽다. 배치 단계에서는 새로운 기지국의 추가·삭제, 데이터 결측·지연, 제한된 추론 지연·연산 예산에 대한 적응성이 부족해 운영 지표를 충분히 낮추기 어렵다.

이러한 한계를 완화하기 위해 최근 연구는 동적 그래프 학습을 중심으로 재편되고 있다[2],[3]. 핵심은 네트워크를 노드(셀/기지국) 집합과 시각별 엣지 집합으로 표현하고, 각 시각의 인접행렬을 데이터와 운용 제약에서 직접 추정해 예측 모델과 공동 최적화하는 것이다. 대표적으로 핸드오버·전이확률 등 도메인 신호를 반영한 동적 그래프 구성, 지리·백홀 등 정적 사전정보와 학습형 보정을 결합하는 하이브리드/적응형 그래프, 시점마다 유효 이웃을 선택하는 Dynamic Graph Attention, 새로운 지역·토폴로지에도 적용 가능한 유도적 일반화, 장기 예측과 대규모 노드 수에 대응하는 시간 모듈 설계와 희소화·차수 제한·정적 마스크에 기반한 복잡도 관리, 운영 지표와 순차 검증을 포함한 공정한 평가 프로토콜이다. 본 논문은 이러한 부분을 중심으로 최신 기법을 분류하고, 각각 실제 배치에서 어떤 문제를 해결하는지 명확히 연결한다.

Ⅱ. 본론

본 연구 주제는 셀/기지국 단위의 트래픽을 시공간적으로 예측하는 문제다. 이에 따라 네트워크를 노드 집합(셀/기지국)과 시각별 엣지 집합(당시점의 유효한 연결 관계)로 표현한다[2]. 각 시각의 연결 강도는 인접행렬로 나타내며, 이는 시간에 따라 동적으로 변할 수 있는 양으로 취급한다. 입력은 과거 관측 창 길이에 해당하는 과거 다수 시점의 특성이고, 출력은 예측에 해당하는 가까운 미래에 대한 수요다.

동적 그래프의 출발점은 “무엇을 이웃으로 볼 것인가”를 시간의 함수로 정의하는 일이다. 실제 망에서는 사용자 이동이 만드는 핸드오버 전이, 셀 간 간섭/경합, 백홀 연결성이 시변 관계를 지배한다. 이에 따라 Fang 등[3]은 SDGNet을 통해 핸드오버 기반 동적 그래프를 전이 빈도나 전이확률을 이용해 유향·가중 인접행렬을 시각별로 갱신함으로써, 거리 인접만으로는 설명하기 어려운 이동성 상관을 직접 반영한다. Kalander 등[4]은 STGCN-HO를 통해 하이브리드/적응형 그래프를 지리·백홀·운용 규칙 등으로 얻은 정적 사전정보를 기반 인접행렬로 두고, 데이터에서 학습한 보정 항을 혼합해 최종 인접행렬을 구성한다. 이 방식은 물리적 일관성을 유지하면서 숨은 상관을 흡수하는 장점이 있다. Jin 등[5]은 Dynamic Graph Attention 기반 구성으로 시점마다 주목할 이웃을 선택해 가중치를 재분배함으로써, 급변하는 근접/경합 관계를 유연하게 포착한다. 공통적으로는 희소화(Top-K), 차수 제한, 정적 마스크(지리·규격·백홀 제약), 시간 매끄러움 정규화와 같은 안정화 장치가 함께 쓰여 인접행렬의 불필요한 변동을 억제하고 해석 가능성을 확보한다.

동적 그래프가 공간 상관을 제공하면, 이를 시간 축에서 어떻게 통합할지가 성능과 비용을 좌우한다. Fang 등[3]과 Wang 등[6]은 TCN(팽창 합성) 류를 긴 예측 지평에서 효율적 추론과 안정적인 수렴을 제공해 대규모 트래픽에 적합하고, 상태공간 모델이나 경량 Transformer는 긴 의존성과 계산 비용의 균형을 맞추는 대안으로 채택하였다. 반면, Kalander 등[4]은 매우 짧은 반응 시간이 요구되는 환경(급격한 핸드오버·경합 변화)에서는

입력 창을 짧게 가져가고, 낮은 학습률의 온라인 파인튜닝을 결합하여 실용성을 확보하였다. 모빌리티와 같이 급변하는 링크 환경에서는 예측을 상태로 포함한 품질-인지 제어가 끊김과 지연을 줄이는 데 유효하다[7]. 스케일 측면에서는 노드 수가 증가할수록 그래프 연산의 병목이 커지므로, 희소화·차수 제한·계층 그래프로 연산량을 관리하고, 필요 시 멀티스케일 시간 블록을 두어 일상적 주기와 이벤트성 변동을 분리 처리한다. 실제 데이터의 결측·지연 관측은 모델 내부의 단순 임퓨테이션 블록으로 보정하여 예측-정책 연계를 안정화하는 것이 일반적이다.

운영 환경에서는 기지국의 추가/삭제, 파라미터 재설정, 데이터 희소/불완전 문제가 상시 발생한다. 이에 대한 해법으로, Ngo 등[8]은 유도적(Inductive) 일반화를 채택한 모델을 학습 시 보지 못한 그래프(새 지역·새 토폴로지)에도 예측기를 그대로 이식할 수 있도록 구조적 바이어스를 둔다. 이 접근은 라벨이 적거나 분포가 다른 데이터에서도 성능 하락을 제한하는 데 효과적이다. 더불어, 불확실성 정량화(분위수·예측구간)를 출력에 포함하면, 예측을 정책으로 연결할 때 위험 민감도를 조절할 수 있어 SLA 위반 위험을 완화하는 데 유용하다. 프라이버시·데이터 이동 제약이 큰 시나리오에서는 연합학습/전이학습을 결합해 사업자·지역 간 분포 차이를 흡수하는 사례가 늘고 있으며, 이때도 동적 그래프의 정규화와 사전정보 혼합은 안정성 확보에 핵심적으로 기여한다.

Wang 등[1]은 시간 순서를 존중하는 순차 분할을 기본으로 하고, 공휴일·행사·대형 릴리즈 같은 이벤트 캘린더를 명시해 레짐 전환 성능을 별도로 확인한다. 지표는 MAE/RMSE에 더해 피크 시점 오차, SLA 위반율, 과소·과대 프로비저닝 비용을 포함하여 운영 적합성을 가늠한다. 또한 동일한 데이터·지평·입력 창에서 정적 대 동적 그래프, 희소화 강도, 사전정보 혼합 비율, 업데이트 주기 등 어블레이션을 체계적으로 제시해야 모델의 순효과를 분리하여 해석할 수 있다. 배치 측면에서는 Near-RT 제어 루프에 동적 인접행렬 갱신과 예측 모듈을 연결하고, 임계값 기반 정책 트리거(트래픽 스티어링, 자원 재할당, 절전 모드)를 구성하되, 임계값을 불확실성 지표와 연동해 안전 전환이 가능하도록 설계한다. 예측 결과는 사전 캐싱·품질 적응과 직접 결합되며, 등급화된 QoE와 자원 제약을 함께 고려한 정책 설계가 효과적일 수 있다[9]. 이와 같은 프로토콜을 따르면, 모델의 정확도 향상을 운영 지표 개선으로 직결시키는 경로를 확보할 수 있다.

Ⅲ. 결론

본 논문은 통신 트래픽 예측에서 정적 그래프 가정의 한계가 분명하며, 대안으로 동적 그래프 학습이 핵심 축으로 자리 잡았음을 정리했다. 향후 과제는 네 갈래로 정리된다. 첫째, 시변 인접행렬의 과도한 변동을 억제하는 시간 매끄러움·희소성·스펙트럴 제약과 불확실성 정량화의 표준화가 요구된다. 둘째, Top-K, 차수 제한, 계층 그래프, 멀티스케일 시간 블록을 통한 연산·메모리 관리로 대규모 망에서의 지속적 동작을 보장해야 한다. 셋째, 동일 분할·동일 지평·동일 지표·동일 어블레이션을 공개해 비교 가능성을 높이고, 외부 요인·도메인 전이·연합학습 시나리오를 포함한 평가 프로토콜을 정립해야 한다. 넷째, O-RAN 기반 제어 루프에서 예측 신뢰도에 연동된 임계값 설계, 안전 전환(롤백), 프라이버시 제약 하 연합학습의 운용 지침을 구체화해야 한다. 이 네 축이 충족될 때, 동적 그래프 학습은 정확도 개선을 넘어 운영 지표의 실질적 개선으로 이어지는 표준 해법으로 자리매김할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the IITP (Institute of Information & Communications Technology Planning & Evaluation) - ITRC (Information Technology Research Center) (IITP-2025-RS-2022-00156353, 50%) grant and YKCS Open RAN Global Collaboration Center (IITP-2025-RS-2024-00434743) grant funded by the Korea government (Ministry of Science and ICT).

참 고 문 헌

[1] Wang, Xing, et al. "A survey on deep learning for cellular traffic prediction." Intelligent Computing 3 (2024): 0054.

[2] Zhao, Shuai, et al. "Cellular network traffic prediction incorporating handover: A graph convolutional approach." 2020 17th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON). IEEE, 2020.

[3] Fang, Yini, Salih Ergüt, and Paul Patras. "SDGNet: A handover-aware spatiotemporal graph neural network for mobile traffic forecasting." IEEE Communications Letters 26.3 (2022): 582-586.

[4] Kalander, Marcus, et al. "Spatio-temporal hybrid graph convolutional network for traffic forecasting in telecommunication networks." arXiv preprint arXiv:2009.09849 (2020).

[5] Jin, Zilong, et al. "A mobility aware network traffic prediction model based on dynamic graph attention spatio-temporal network." Computer Networks 235 (2023): 109981.

[6] Wang, Xing, et al. "Adaptive hybrid spatial-temporal graph neural network for cellular traffic prediction." ICC 2023-IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2023.

[7] Yun, Won Joon, et al. "Quality-aware deep reinforcement learning for streaming in infrastructure-assisted connected vehicles." IEEE Transactions on Vehicular Technology 71.2 (2021): 2002-2017.

[8] Ngo, Duc-Thinh, et al. "FLEXIBLE: Forecasting Cellular Traffic by Leveraging Explicit Inductive Graph-Based Learning." 2024 IEEE 35th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). IEEE, 2024.

[9] Choi, Minseok, Joongheon Kim, and Jaekyun Moon. "Wireless video caching and dynamic streaming under differentiated quality requirements." IEEE Journal on Selected Areas in Communications 36.6 (2018): 1245-1257.