

TravleRhythm GNN Related Works

Yejin Kim

Related Works

Travel Location Recommendation

2021 DynaPosGNN: Dynamic-Positional GNN for Next POI Recommendation

- Next POI Recommendation이라는 분야가 따로 있나봄. Related Work 확인 필요
- Gowalla dataset 사용
- 기존 Next POI Recommendation에서는 사용자가 방문한 장소와 시간을 각각 spatial characteristic, temporal characteristic으로 나눠서 RNN으로 돌렸는데, 이 경우에는 user의 현재 위치 기준에서 다음 위치만을 예상할 뿐 도착까지 걸리는 시간이라든가 예측 시간을 고려하지 않음
- 이 연구에서는 사용자의 다음 장소를 도착 시간과 spatial dynamic graphs (User-POI graph, POI-POI graph)를 이용해 추천하는 알고리즘을 만듦
- 공개된 오픈소스 없음

2021 DynaPosGNN: Dynamic-Positional GNN for Next POI Recommendation

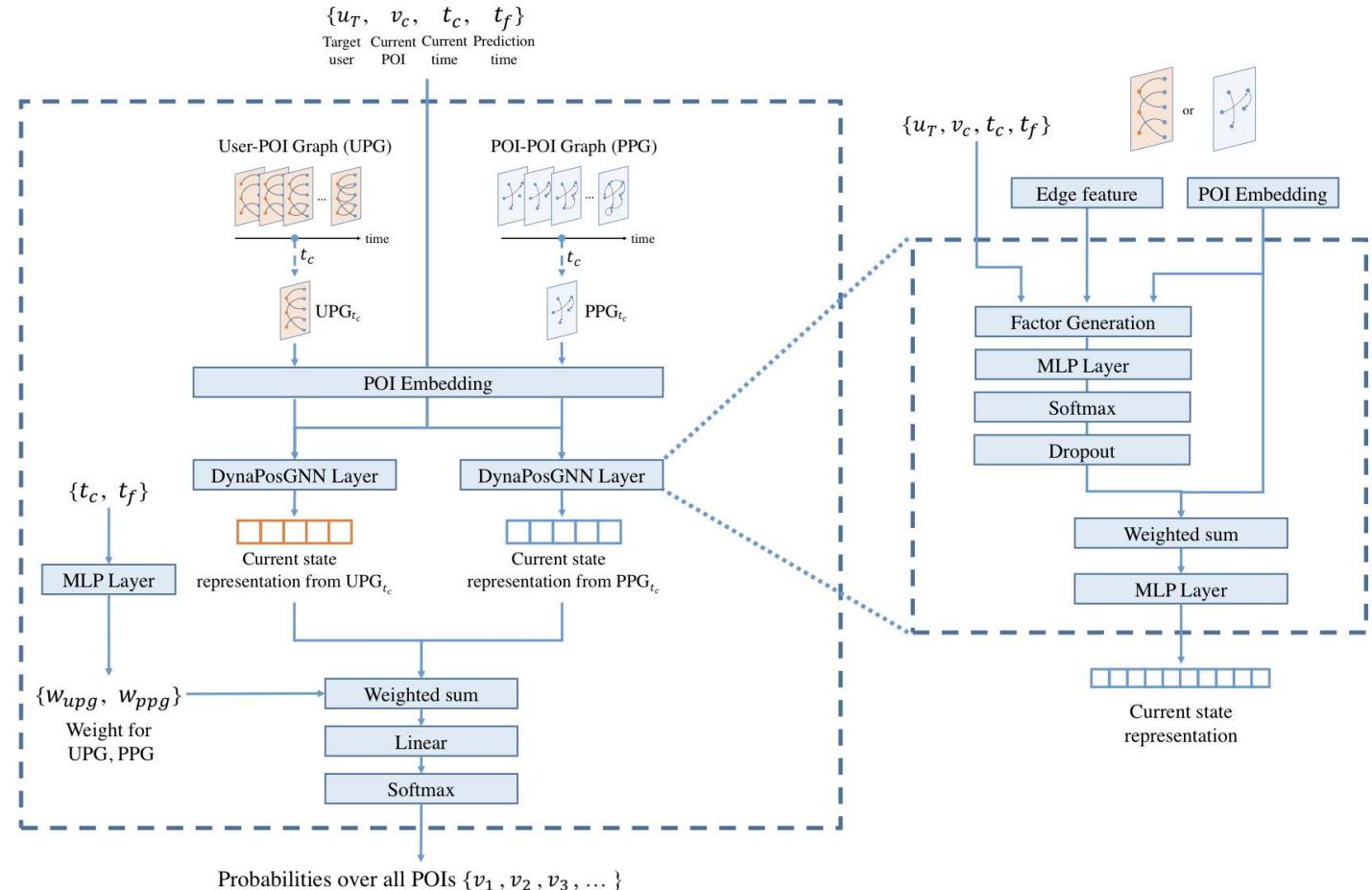
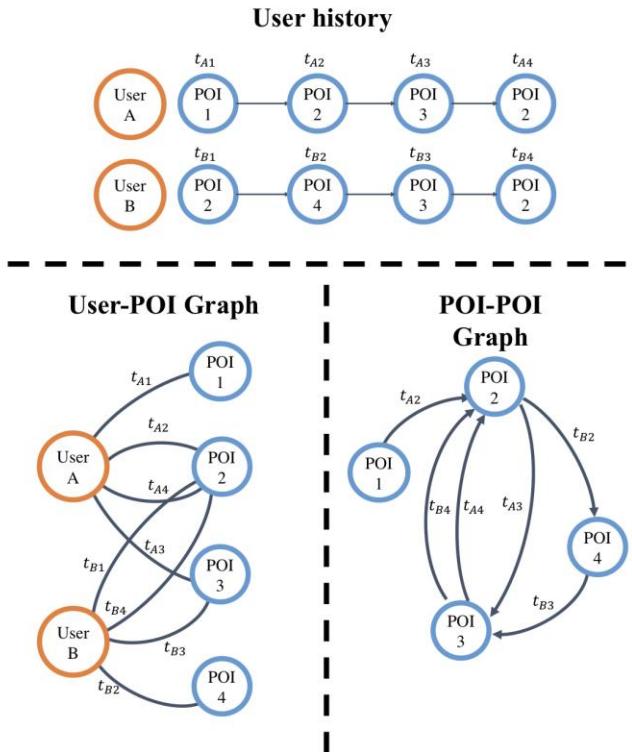


Fig. 2. An example of User-POI graph and POI-POI graph generation.

Fig. 3. The architecture of DynaPosGNN model.

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

- 기존 플랫폼은 POI 명칭, 카테고리 또는 태그 위주의 검색 서비스를 제공하고, 리뷰 검색 기능을 일부 지원하나 POI의 시맨틱 정보를 검색에 활용하지 않음
- 검색하는 과정에서 POI를 임베딩한 시맨틱 POI를 활용하는 것이 main contribution
- 이 논문에 따르면 기존 연구는 POI 임베딩 시 체크인이나 유형 정보를 사용하기 때문에 POI에 대한 시멘틱 정보를 추출하지 못한다는 한계가 있음. 또한, 딥러닝 모델에 활용되는 POI 임베딩은 POI 추천검색을 위한 모델 훈련의 중간 단계로만 활용되며, 이 역시 POI의 시맨틱 정보를 표현하지 못함.
- 한국어로 작성된 만큼 관련 연구 분야를 파악하기에 쉬움. 이 논문에 따르면 POI 리뷰 기반으로 검색/추천 기능을 수행하는 연구는 거의 없는 것 같음.
- 자연어 기반 POI 검색, 선택 기반 POI 검색, 유사 POI 검색 기능이 제공됨
- 맛집에 대한 검색만을 지원하기 때문에 다른 성격의 POI에도 확장될 필요가 있음

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

- 기존 서비스에 대한 예시 그림이 그림 1-3으로, 검색 시 키워드가 검색 결과에 반영되지 않음



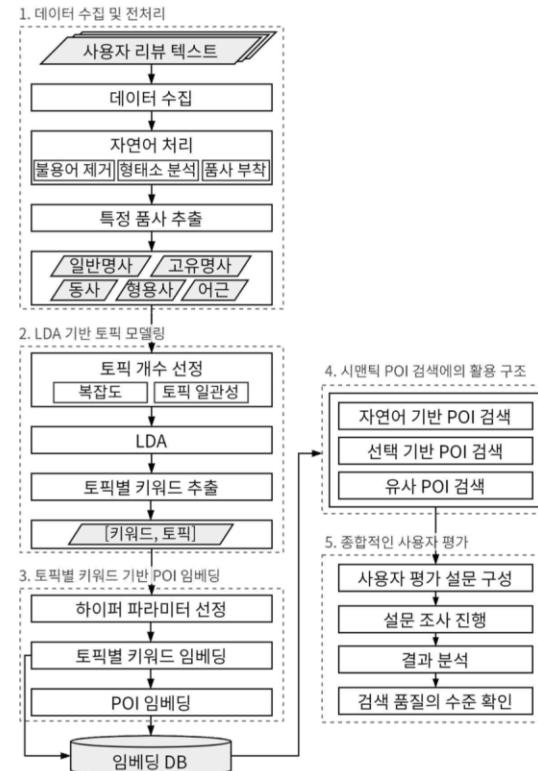
[그림 1-3] 다이닝코드 앱 검색 결과 화면(일부)

[표 1-1] POI 검색 관련 서비스 현황

구분	네이버 지도	카카오 맵	망고 플레이트	다이닝 코드	구글 지도
직접 검색	자연어 기반 POI 검색	일부 가능	불가능	일부 가능	일부 가능
	선택 기반 POI 검색	불가능 (필터 기능만 제공)	불가능	일부 가능 (카테고리, 음식 종류, 가격, 주차)	일부 가능 (테마 맛집, 방문 목적, 분위기, 편의시설) 불가능 (필터 기능만 제공)
추천 검색	유사 POI 검색	일부 가능	불가능	일부 가능	불가능

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

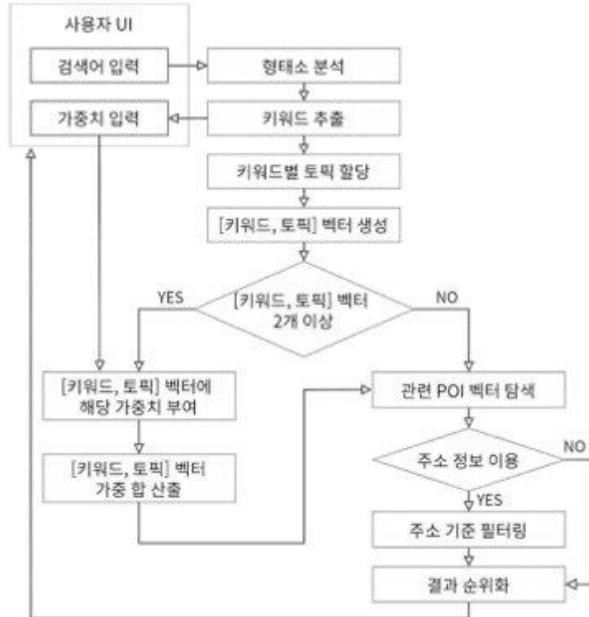
- 우리가 하려는 것은 그림 2-11을 딥러닝 모델로 구현하는 것으로 보임



[그림 2-1] 연구 방법의 흐름도

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

- 자연어 기반 POI 검색
- 가중치의 합을 일일이 지정해야 한다는 한계가 있음



[그림 2-11] 자연어 기반 POI 검색을 위한 활용 구조

토토픽별 키워드 기반 사용자 및 출처형 POI 검색
선택 검색 자연어 검색
식을 먹후가 좋아할 만한 곳 검색
각 키워드의 가중치를 입력하세요.
검색 결과는 가중치가 높은 키워드가 더 많은 관련이 있습니다.
0.5 0.3 0.2
* 가중치의 합은 1이 되어야 합니다.
결과 보기

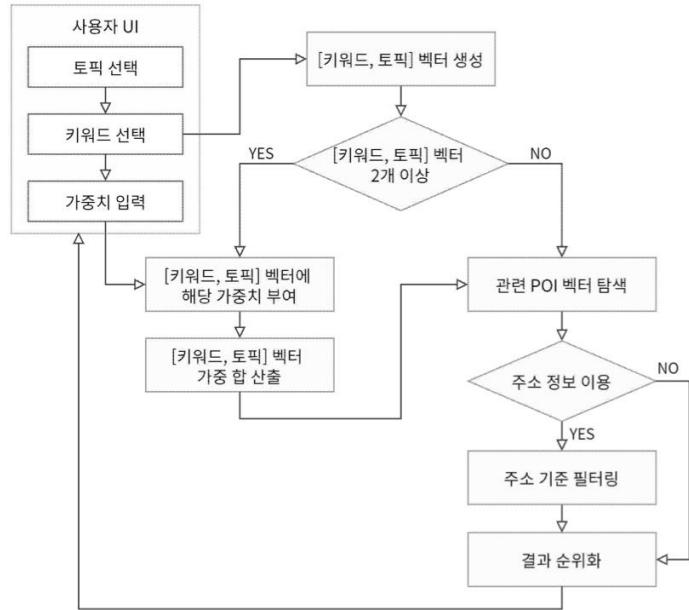
[그림 2-13] 자연어 기반 POI 검색의 가중치 입력 화면

토토픽별 키워드 기반 사용자 및 출처형 POI 검색
선택 검색 자연어 검색
식을 먹후가 좋아할 만한 곳 관련도 순위
1. 코�플트무드 (0.8098)
서울시 마포구 연남동 302-19
커피/디저트
공간은 여기가 다른 푸드카페에서 좋았던걸 빙그레자리로!
그리고 커스터마이징 메뉴를 먹어보면 맛있던 거울풀카페
가장 맛있었던 커스터마이징 메뉴는 뭘까요? 그리고 그 다음에
단 내 거울풀카페에 먹어 있는 사람들의 평가는 나와 같은 친구가
내 친구하고 이를 속내나 다른 이유로 남자친구에게
보내는 글이라고 알고 가겠습니다. 예전에는... [더보기]
2. 배로데 (0.8039)
서울시 강서구 등촌동 1072-21
커피/디저트
커피집과 같이 아담한 식당과 좋은 맛이 있는 카페는
느낌이에요 오픈한지 얼마안되지서 예쁘해요~
3. 플로리카페 (0.8011)
서울시 마포구 은평동 264-375
커피/디저트
3. 플로리카페는 맛도 좋았지만 조망이 좋았던 편이었어요.
물론 맛도 좋았어요. 그리고 카페 자체는 매우 깨끗.. 미세리카페는
3000원 부터 5000원 사이에 걸쳐요.
맛: 달콤, 부드러운..., 더보기

[그림 2-14] 자연어 기반 POI 검색의 결과 출력 화면

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

- 선택 기반 POI 검색
- 키워드 선택을 일일이 해야한다는 한계까 있음



[그림 2-15] 선택 기반 POI 검색을 위한 활용 구조

선택 검색 자연어 검색

선택	한식/면류	치킨/튀김류	남면/만두	고기	일식	중식	이탈리안	멕시칸
+								

키워드	+	토픽을 먼저 선택하세요							
	+								

선택 완료

[그림 2-16] 선택 기반 POI 검색 메인 화면

선택 검색 자연어 검색

선택	한식/면류	치킨/튀김류	남면/만두	고기	일식	중식	이탈리안	멕시칸
+								

선택	한식/면류	치킨/튀김류	남면/만두	고기	일식	중식	이탈리안	멕시칸
+								

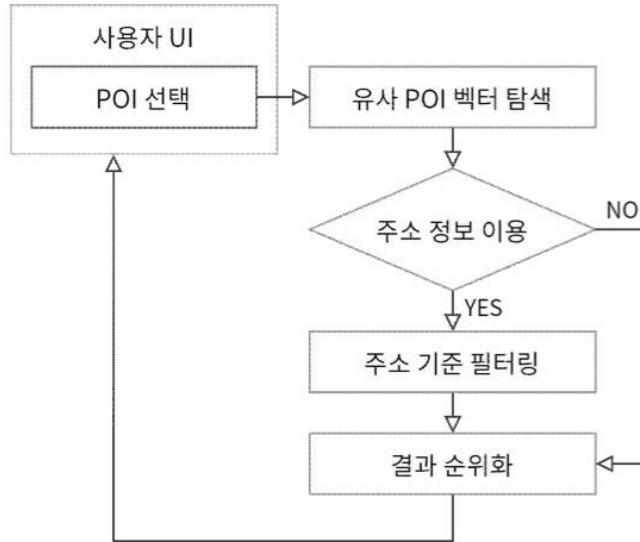
선택	한식/면류	치킨/튀김류	남면/만두	고기	일식	중식	이탈리안	멕시칸
+								

선택 완료

[그림 2-17] 선택 기반 POI 검색의 토픽별 키워드 선택 화면

2021 리뷰 텍스트를 활용한 토픽별 키워드 기반 시맨틱 POI 검색

- 유사 POI 검색
- 유사 POI의 순위 산정 방식이 결과 화면에 드러나지 않음



선택 검색 자연어 검색

고고초밥
서울시 서초구 서초동 1302-1
회/스시
가격대비 괜찮은 초밥집!!
저렴한 가격에 간단히 먹기 좋은 초밥집. 런치세트가 8피스+우동 애 7500원하고 가성비대비 괜찮은 집이다. 간단히 초밥먹고 싶을때 오면 좋을곳!

고고초밥과 유사한 장소 순위

순위	장소명	점수	주소
1.	가네미	(0.9861)	서울시 동작구 상도1동 265-1 회/스시
2.	대작	(0.9856)	서울시 서대문구 창천동 46-7 회/스시
3.	미세기	(0.9854)	회/스시
4.	효자동초밥	(0.9842)	회/스시

스시는 괜찮았어요 모밀도 맛있었습니다
가격대가 좀 있어요 특모들으로 굳이 안해도 괜찮았을듯 해요?

[그림 2-21] 유사 POI 검색의 결과 출력 화면

[그림 2-20] 유사 POI 검색을 위한 활용 구조

2020 GLR: A Graph-Based Latent Representation Model for Successive POI Recommendation

- Gowalla와 Foursquare 데이터셋 사용
- POI 임베딩 과정에서 category-frequence tree를 사용함
 - 리뷰 기반이 아니라는 한계 존재
- Historical check-in records에 기반한 사용자 선호도를 추천에 사용한 그래프 모델 제안
- 그래프 모델이지 그래프 학습은 아닌 것 같음

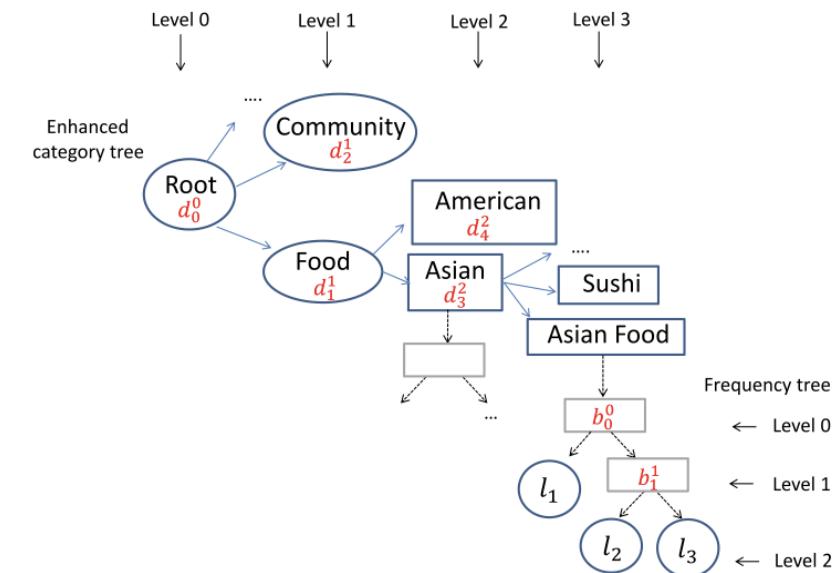
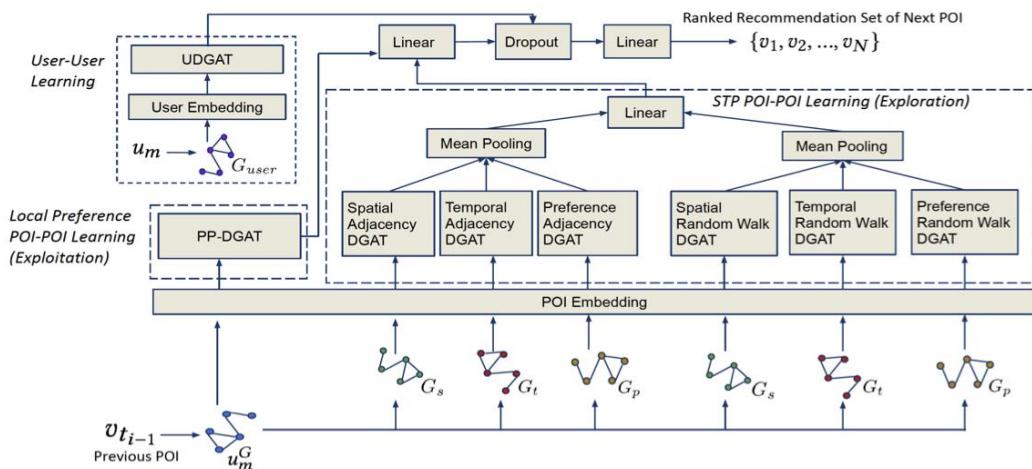
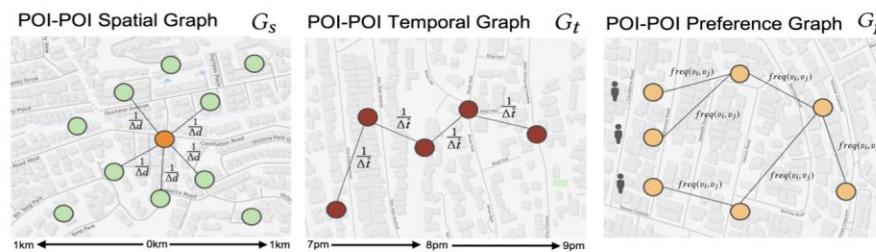


Fig. 3. An example category-frequency tree.

2020 STP-UDGAT: Spatial-Temporal-Preference User Dimensional Graph Attention Network for Next POI Recommendation

- Exploits personalized user preferences
- Explores new POIs in global spatial-temporal-preference (STP) neighborhoods
- They proposes random walks as a masked self-attention option to discover new higher-order POI neighborhoods



2021 POI Recommendation Method Using Deep Learning in Location-Based Social Networks

- 사용자의 장/단기 선호도에 따른 시퀀스를 생성하기 위해 Bi-LSTM attention mechanism 사용
- 추천 모델의 입력값으로는 sequence state data가 들어가고, Top-N recommendation이 모델에서 출력됨
- 데이터셋으로 Foursquare와 Gowalla 사용

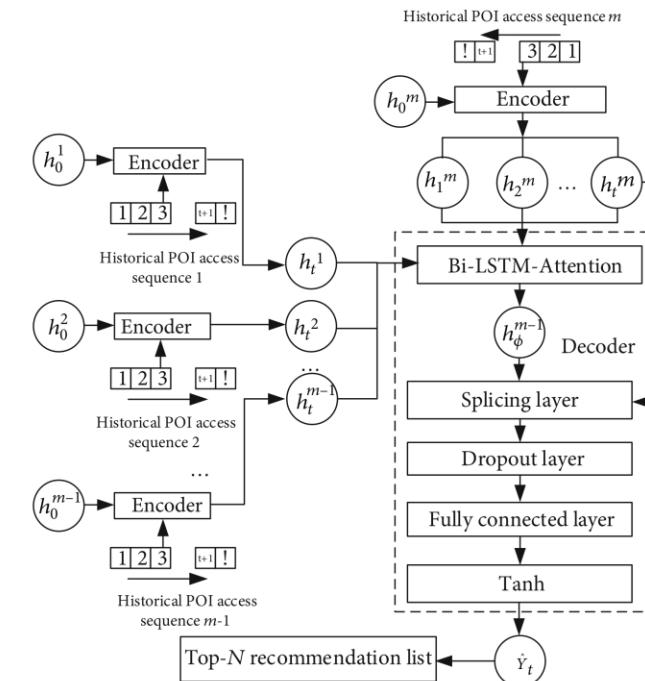
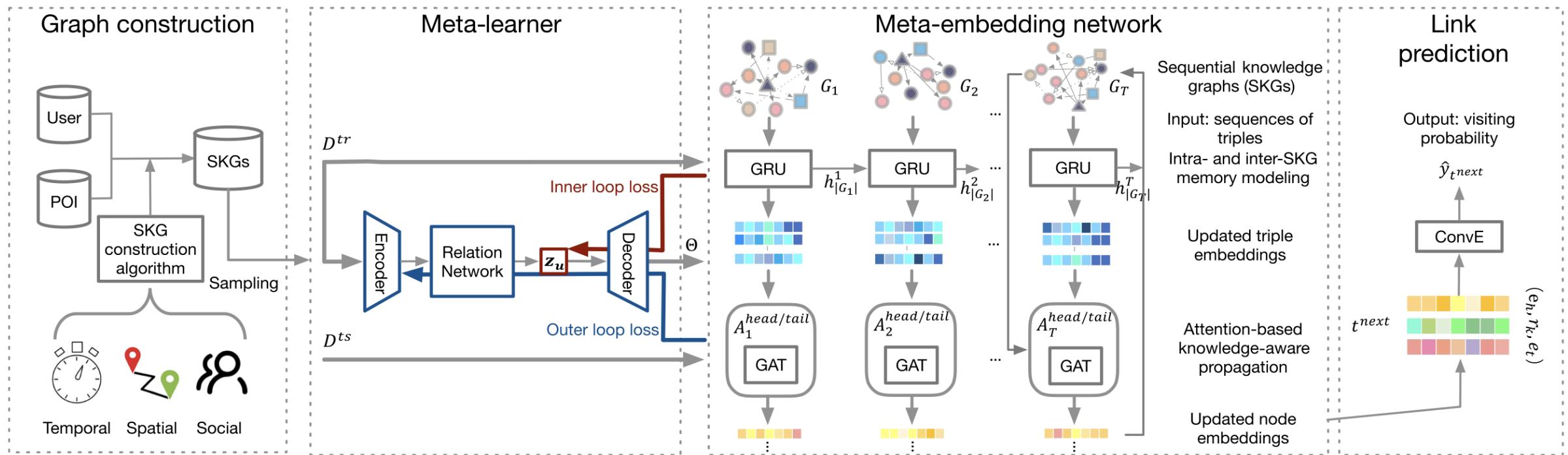


FIGURE 2: The overall architecture of the proposed model.

2021 Sequential-Knowledge-Aware Next POI Recommendation: A Meta-Learning Approach

- Meta-learned sequential-knowledge-aware recommender (Meta-SKR) 제안
- KG에서 sequential, spatio-temporal, and social knowledge 반영
- Graph construction module, meta-learning module, embedding module을 만듦
- Knowledge-aware attention machanism을 설계해 주어진 노드를 둘러싼 정보를 포착하도록 함
- 데이터셋으로 Gowalla, Weeplaces, Yelp 사용함
- Baselines로 LRT, USG, LORE, GE, SASRec, Caser, KBGAT, NEXT, LSTPM을 사용했는데, 직접 구현한 것인지 소스가 따로 공개되어 있는 것인지 알아봐야 함

2021 Sequential-Knowledge-Aware Next POI Recommendation: A Meta-Learning Approach



2021 Attention Memory Network with Correlation-based Embedding for Time-Aware POI Recommendation

- Attention Memory Network with Correlation-based Embedding (AMN-CE) for time-aware POI recommendation 제안
- 지리학적 영향과 POIs 간의 상호 관계를 포착하기 위해 correlation-based POI embedding method 사용
- Time slot pairs 간의 미세한 관계도 포착 가능한 attentional memory network 설계, 그 다음으로 target time slot에 유저의 선호도에 따라 구별 가능하고 동적으로 다른 시간대에 적용 가능한 temporal-level attention mechanism 제안
- Gowalla, Foursquare 데이터셋 사용

2021 Attention Memory Network with Correlation-based Embedding for Time-Aware POI Recommendation

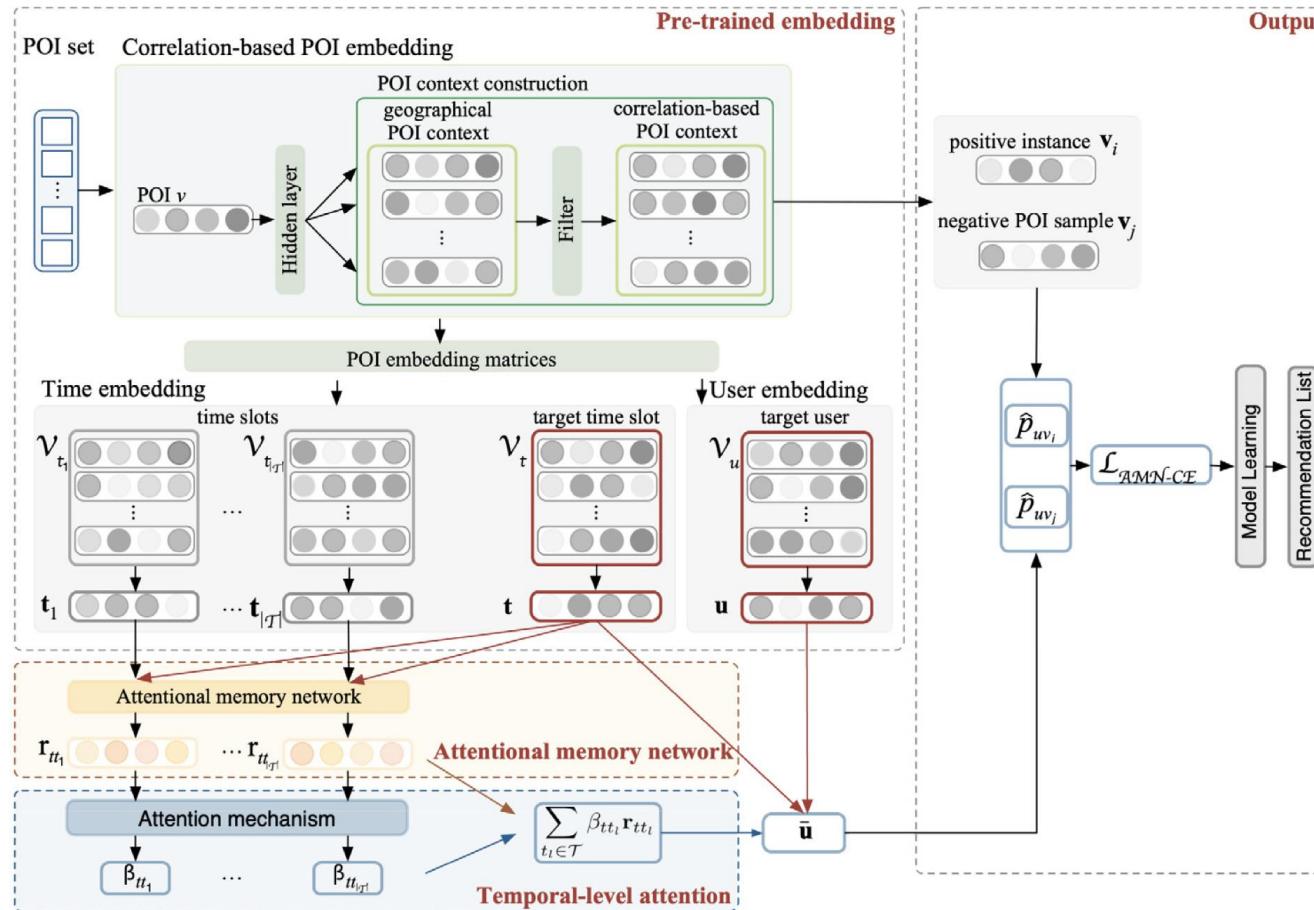


Fig. 6. Illustration of AMN-CE model.

2022 Real-Time POI Recommendation via Modeling Long-and Short-Term User preferences

- 기존 연구들은 sequential influence만 따지지 시간에 따른 사용자의 실시간 선호도는 무시함. 이 연구에서는 사용자의 일상 생활 패턴을 mining하고 최근 선호도를 실시간 POI 추천의 키로 사용함
- LSTM에 기반을 둔 Real-time Preference Mining Model (RTPM) 제안
- Foursquare 데이터셋 사용

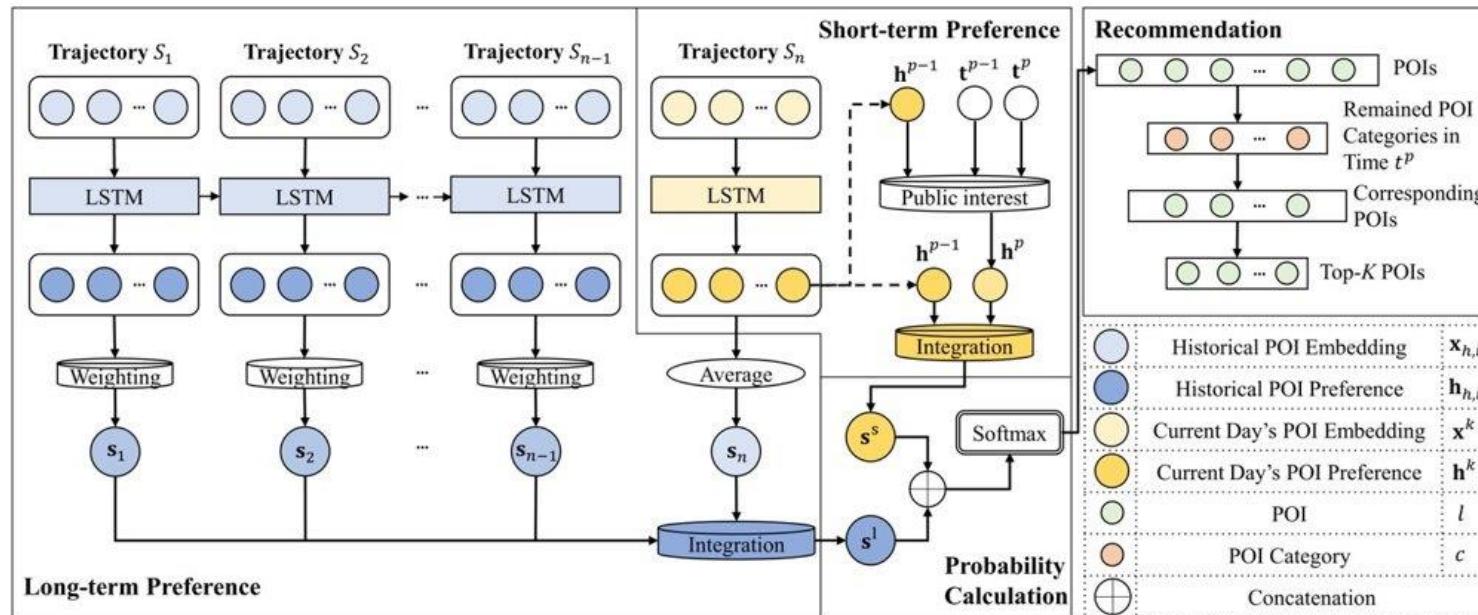


Fig. 3. The overview of our RTPM model.

2022 ADQ-GNN: Next POI Recommendation by Fusing GNN and Area Division with Quadtree

- 이 연구에서는 사용자의 spatial, long-term, and short-term 선호도를 종합적으로 고려한다고 함
- 사용자의 regional transition patterns를 모델에서 가장 적극적으로 반영한다고 하는데 연구 의도가 우리와 다름
- 위에서 언급한 세 가지 서후도를 고려하기 위해 **attention mechanism**을 사용한다고 함

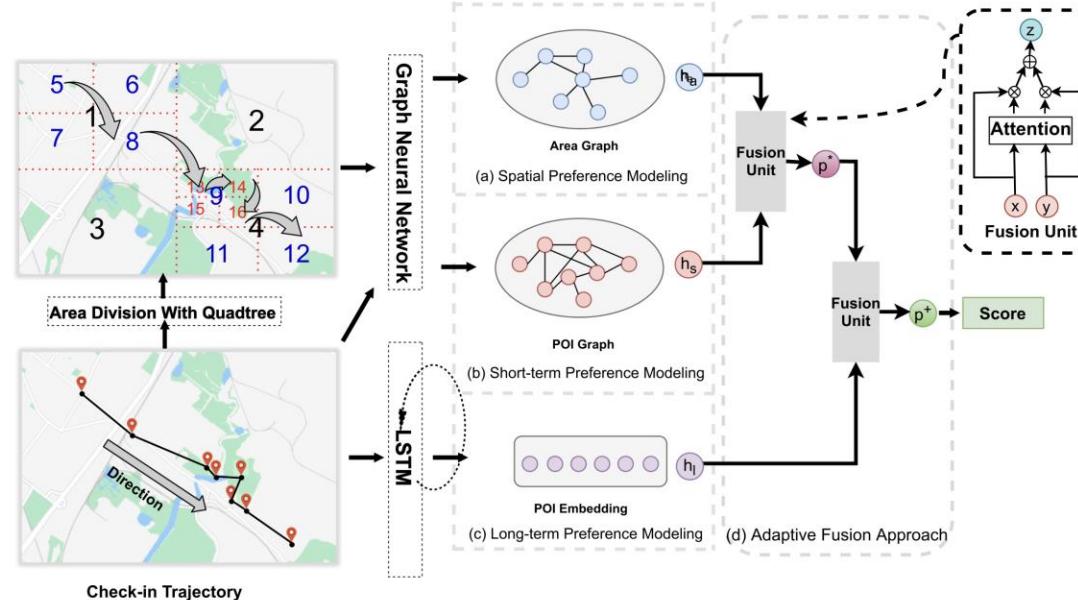


Fig. 2. Framework overview of ADQ-GNN.

2022 Graph-Flashback Network for Next Location Recommendation

- Spatial-Temporal Knowledge Graph (STKG) 이용
- 학습된 그래프를 sequantial model로 만들기 위해 새로운 네트워크인 Graph-Flashback 제안
- Graph-Flashback은 단순한 GCN을 적용한 것으로, 각 POI의 representation을 강화하기 위해 채택한 방법임
- Gowalla and Foursquare 데이터셋 사용
- [Kevin-xuan/Graph-Flashback](#)

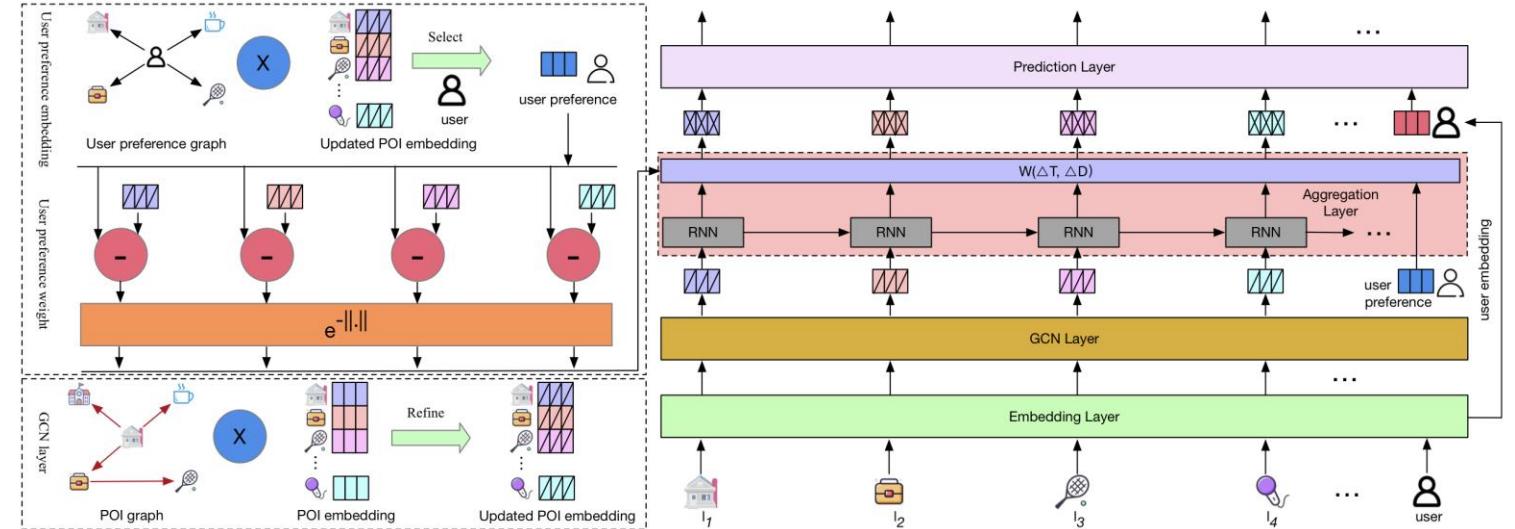


Figure 3: The overview of Graph-Flashback.

2022 Empowering Next POI Recommendations with Multi-Relational Modeling

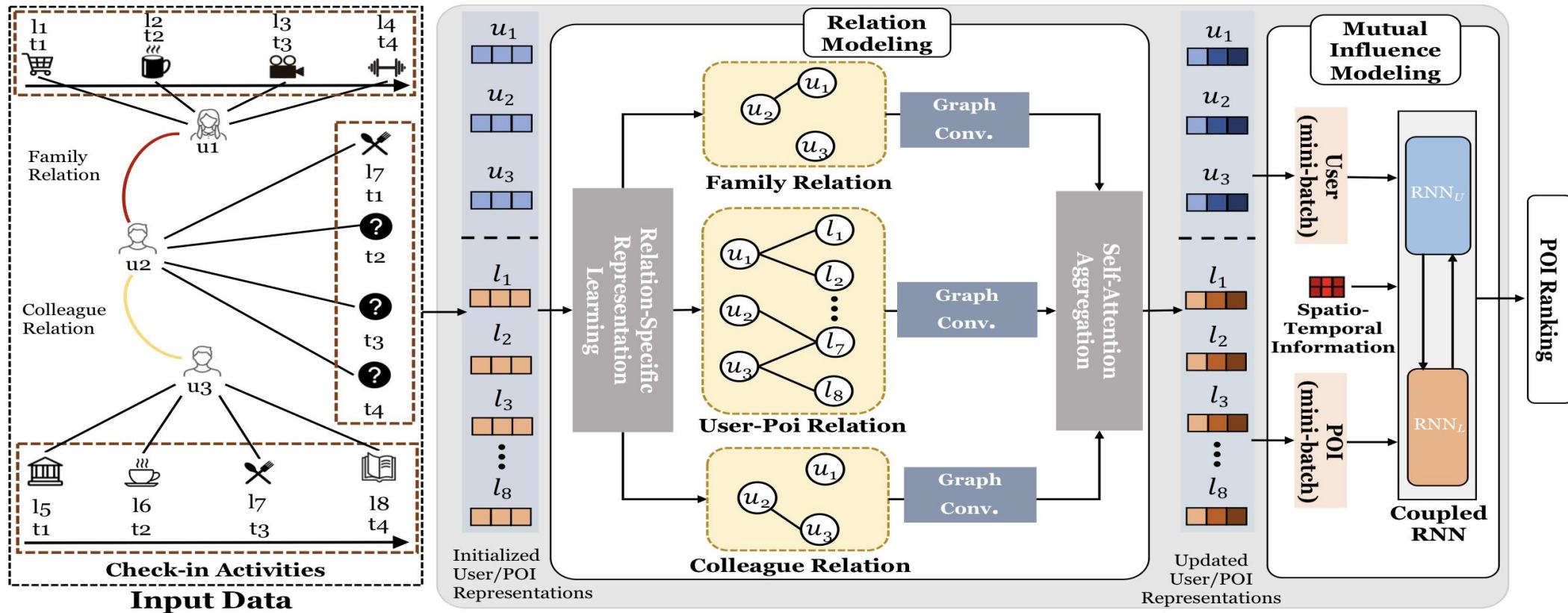


Figure 2: Overview of *MEMO* for next POI recommendation.

2021 Improving Location Recommendation with Urban Knowledge Graph

- Temporal information 사용하지 않은 것 같음
- User의 check-in data를 직접 수집해서 사용한 듯함 (중국)

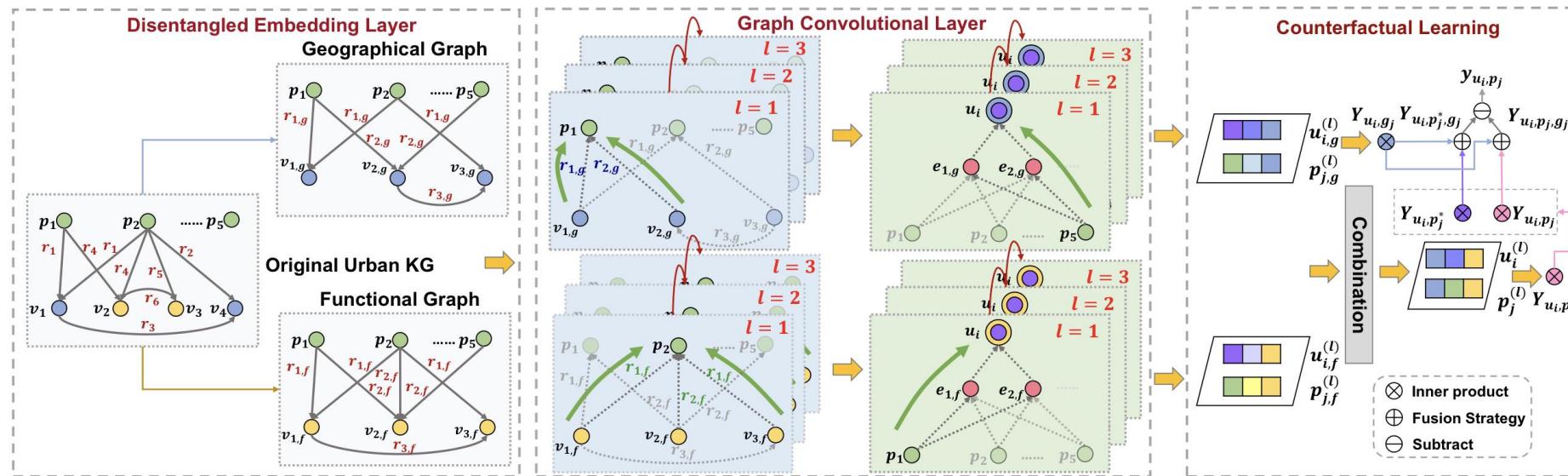


Figure 2: The framework of our proposed model UKGC. UKGC contains three parts: Disentangled Embedding Layer, Graph Convolutional Layer and Counterfactual Learning.

2022 Learning Graph-based Disentangled Representations for Next POI Recommendation

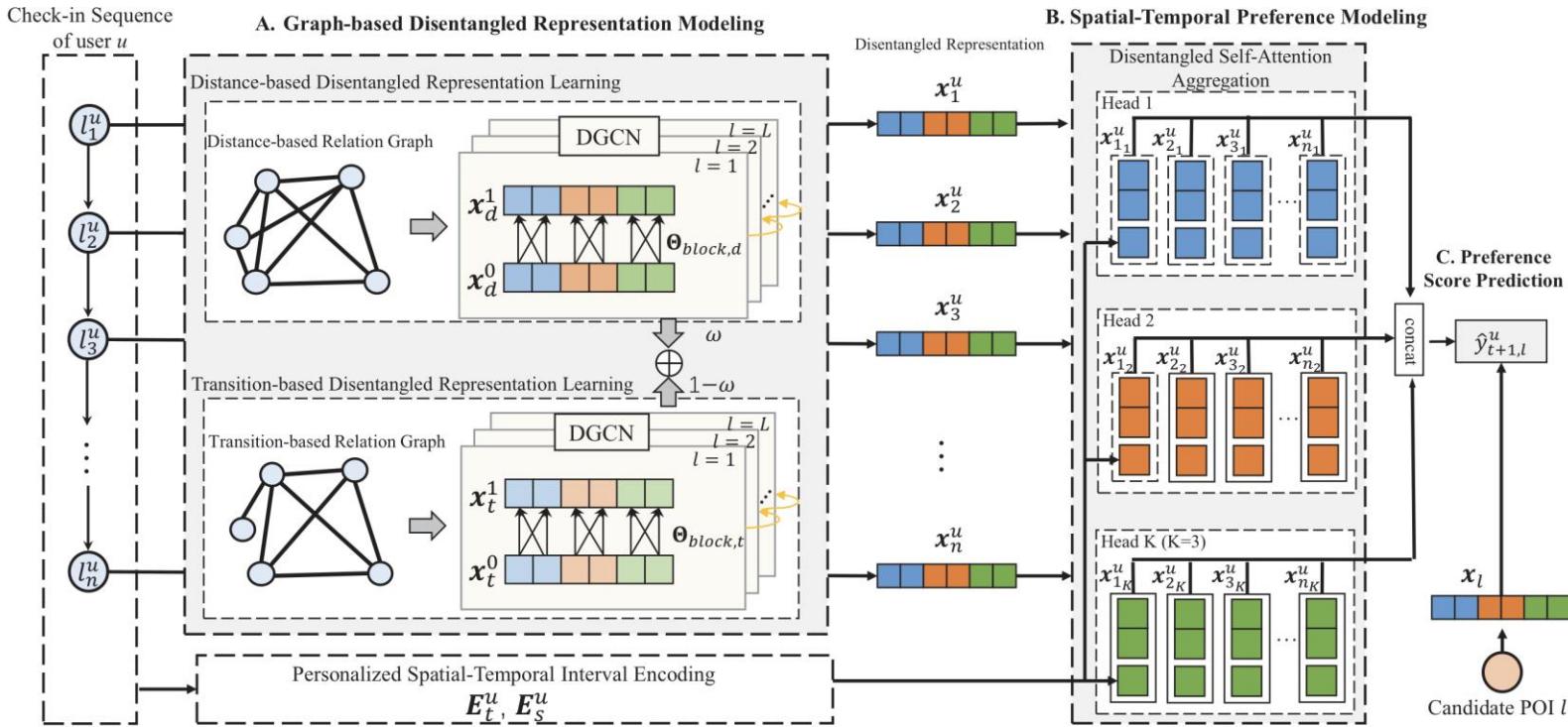


Figure 2: The overall architecture of DRAN. Here, we assume that there are three latent aspects for POIs. DRAN utilizes DGCN to learn the graph-based disentangled representation for each POI, and then aggregates multiple useful information based on check-in sequences for user preference estimation.

2022 An Attention-Based Spatiotemporal GGNN for Next POI Recommendation

- Foursquare and Gowalla dataset 사용

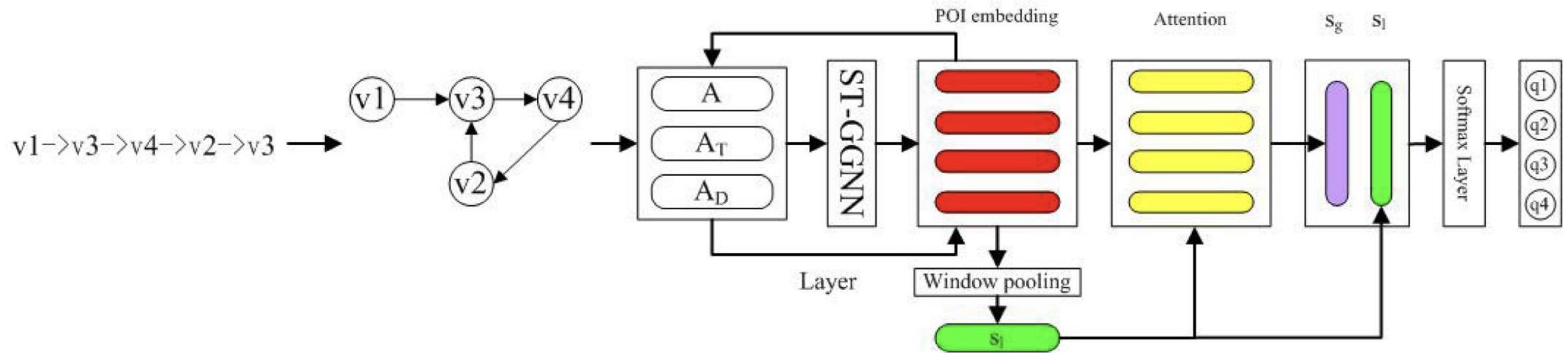


FIGURE 2. The model of ATST-GGNN.

2022 Discovering Collaborative Single for Next POI Recommendation with Iterative Seq2Graph Augmentation

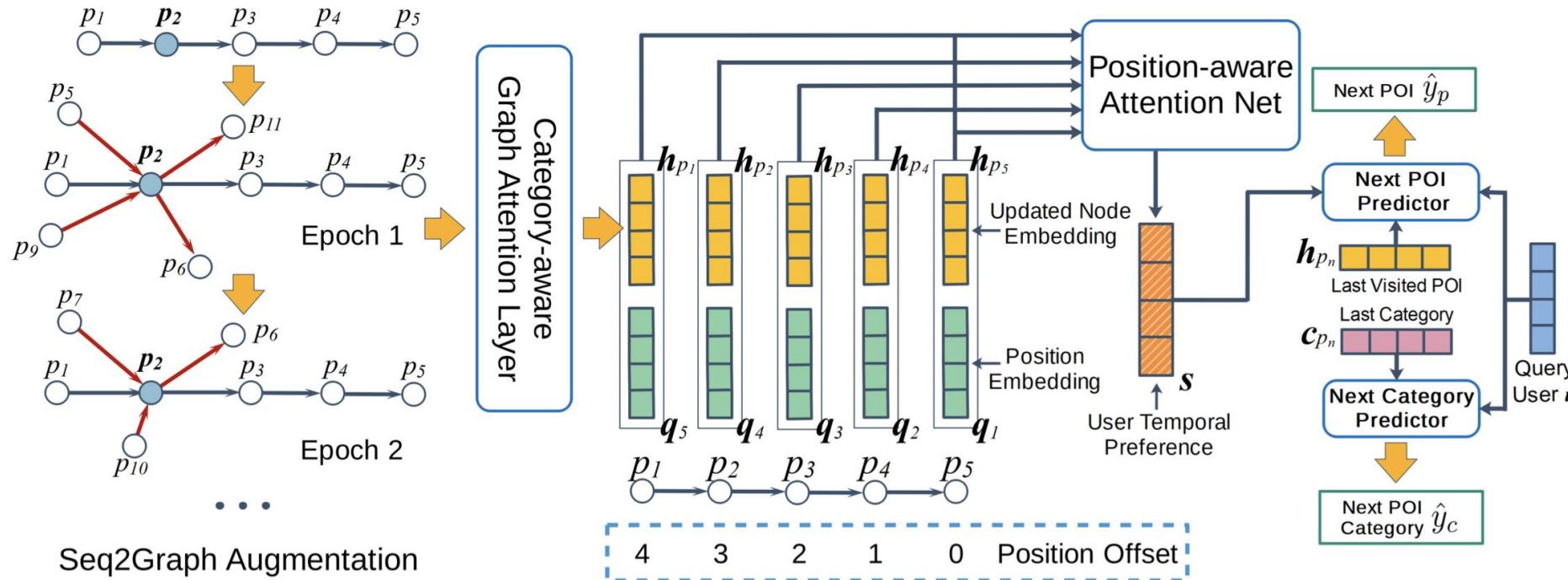
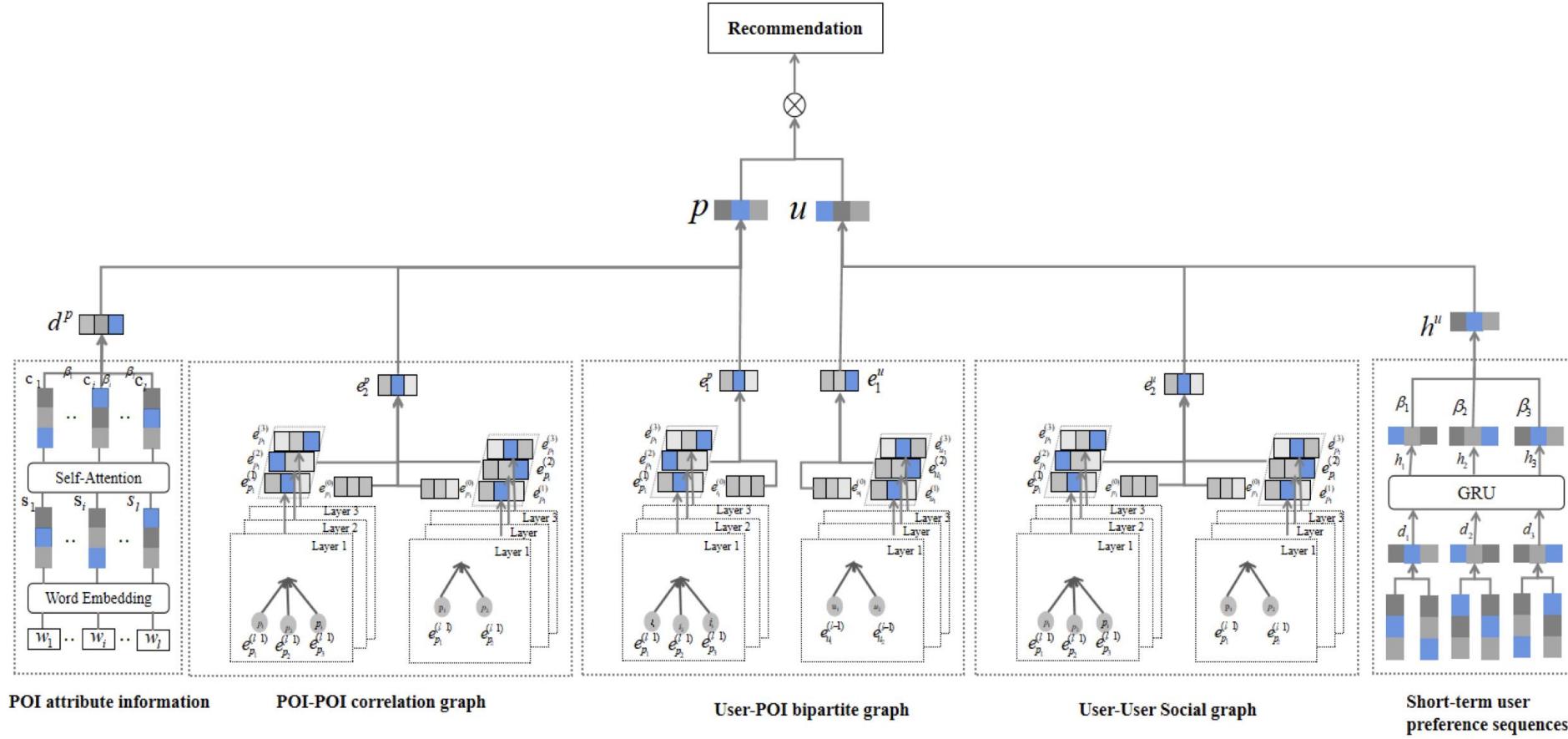


Figure 2: An illustration of our proposed SGRec. Here, we only demonstrate the Seq2Graph augmentation on the node p_2 for simplicity. In practice, each node in the sequence will be connected with various correlated neighbours in each training epoch.

2021 POI Recommendation Based on Graph Enhanced Attention GNN



2018 Next point-of-interest recommendation with temporal and multi-level context attention

- TMCA (Temporal and Multi-level Context Attention)
- Github [zhenzl/TMCA](#)
- Historical check-in 활동과 여러개의 contextual factors를 학습하는 LSTM-based encoder-decoder framework 구현, spatial-temporal하게 학습 가능하다고 함
- Gowalla, Yelp 데이터셋 사용
- Short paper

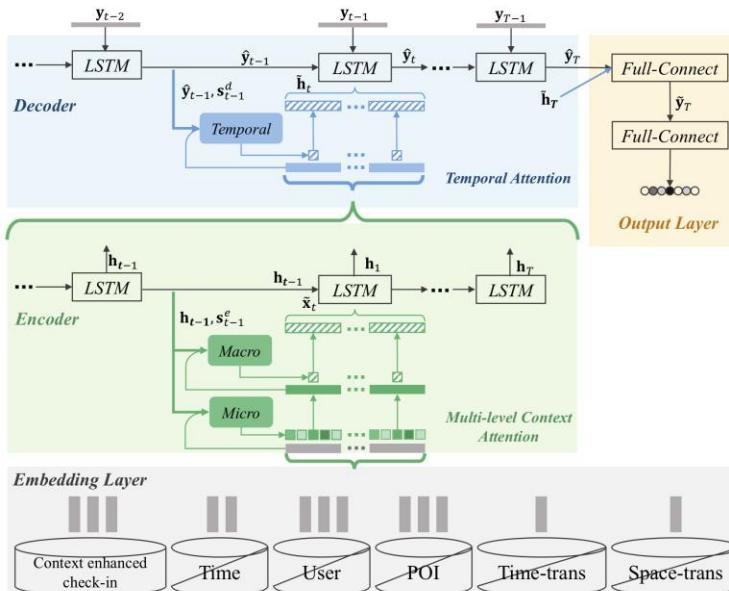


Fig. 2. TMCA architecture.

- 2017 Learning spatiotemporal-aware representation for poi recommendation
- 공간적, 시간적 정보를 user와 POI를 연결시킨 관계 안에 넣어 모델링하나고 함
- KG embedding 사용, $\langle \text{time}, \text{location} \rangle$ pair는 사용자에서 POI로 가는 임베딩으로부터 번역된 정보에 반응하게 됨
- POI 임베딩이 유저 임베딩과 거리가 가깝기 때문에 추천 결과는 번역된 POI와 닮을 수밖에 없음
- Foursquare and Gowalla 사용
- Short paper

- 2019 Reline: point-of-interest recommendations using multiple network embeddings
- RELINE (REcommendations with muLtiple Network Emveddings) 제안
- Foursquare, Weeplaces, and Gowalla 데이터셋 사용

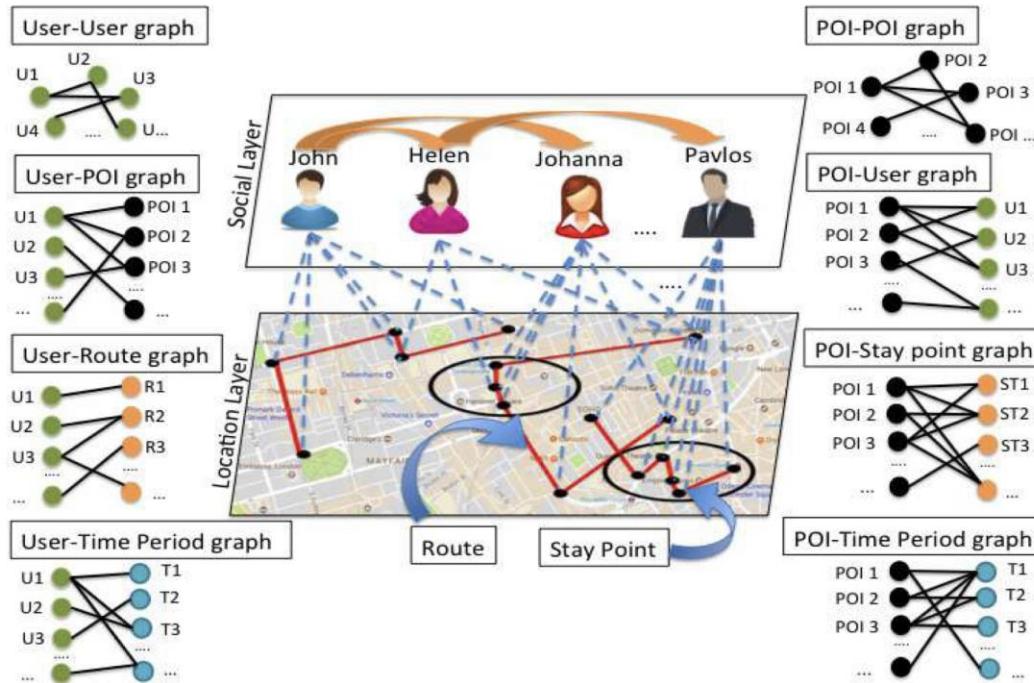


Fig. 2: An example of participating graphs in an LBSN.

2020 Dynamic discovery of favorite locations in spatio-temporal social networks

- Social relationships, textual reviews, and POI's geographical proximity를 활용한 next POI 추천 알고리즘 제안
- 사용자와 POI를 임베딩하는 기법 사용
- Dynamic factor graph model을 제안해 상관관계와 같은 다양한 요소를 모델이 학습하도록 함
- Foursquare, Yelp challenge dataset 사용
- Review 데이터 활용
- Related work 확인 필요

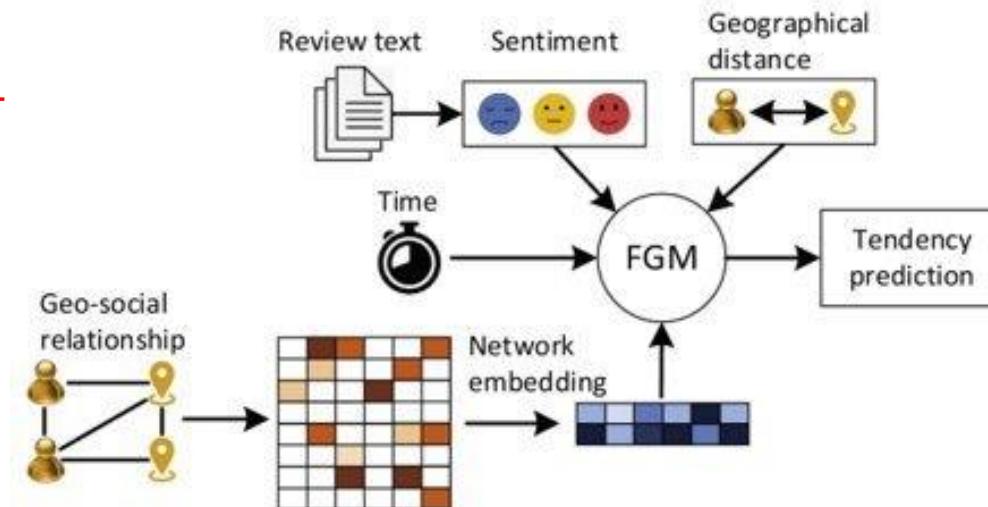


Fig. 1. Overview of the proposed POI recommendation approach.

2020 Dynamic discovery of favorite locations in spatio-temporal social networks

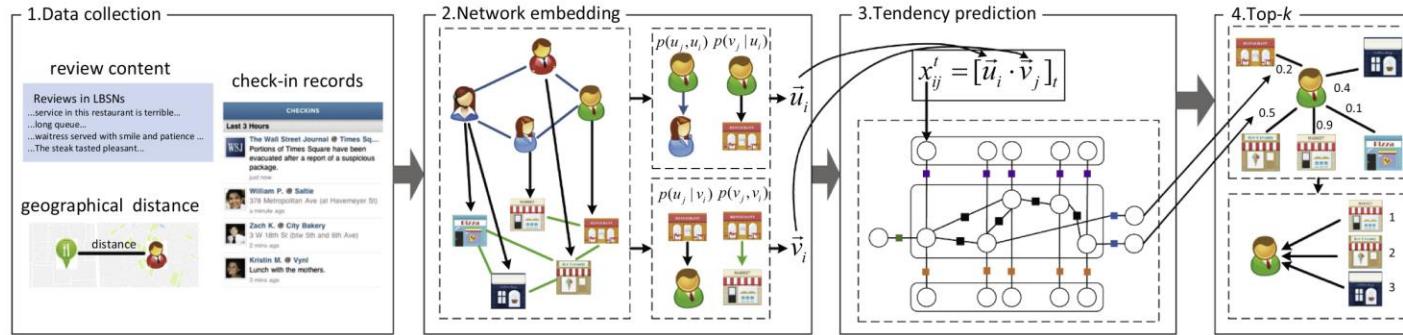


Fig. 2. Working mechanism of the proposed POI recommendation approach.

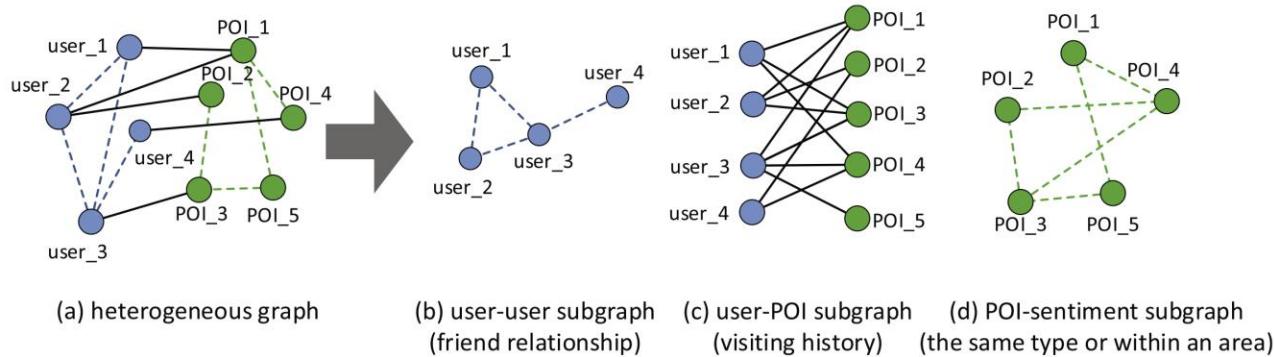


Fig. 3. Illustration of encoding geographical locations, historical reviews and sentiments from reviews into a low-dimensional vector by the graph-based method.

2020 Dynamic discovery of favorite locations in spatio-temporal social networks

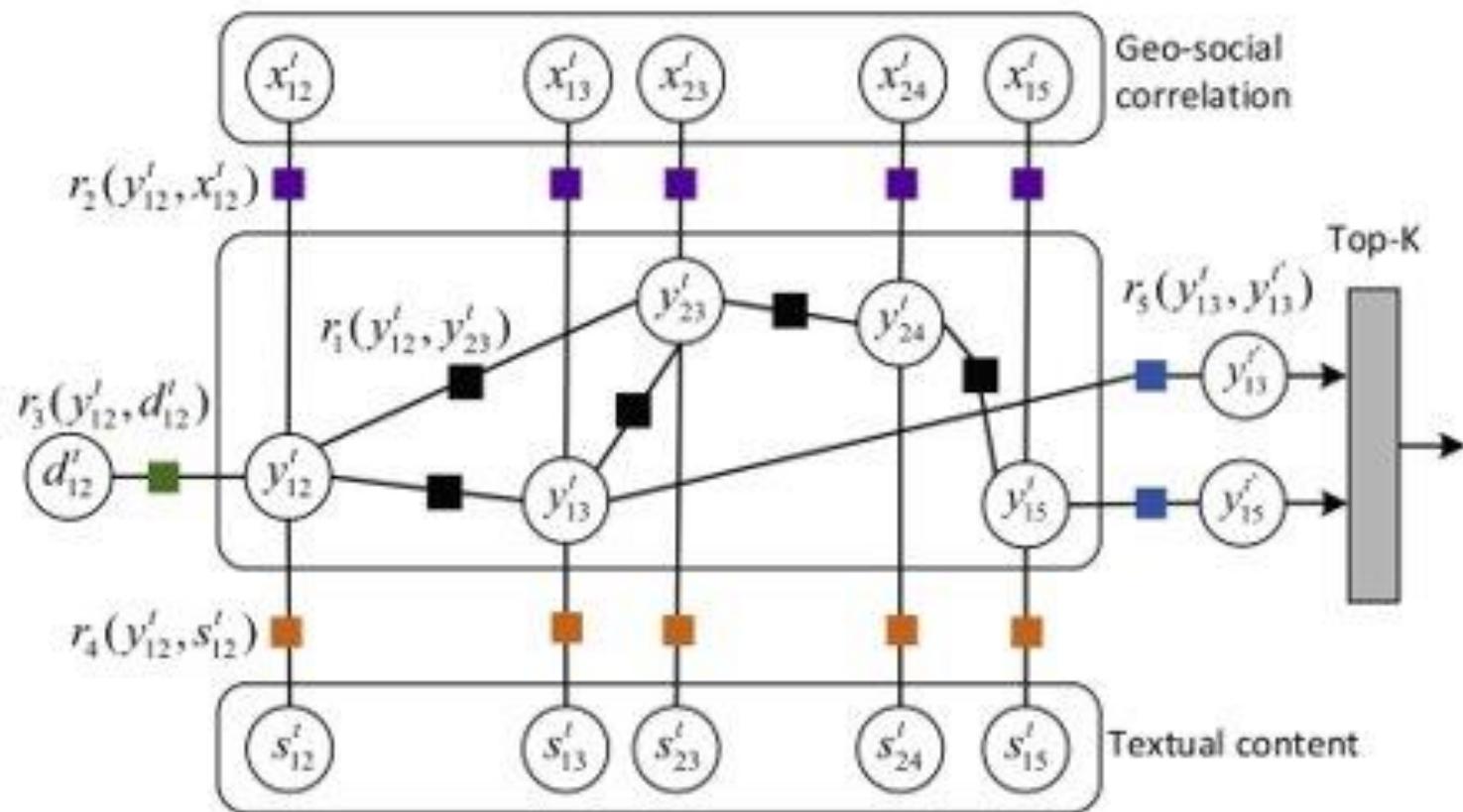


Fig. 4. Graphical representation of the ST-FGM model.

2019 Long-and short-term preference learning for next poi recommendation

- LSPL (Long-and short-term preference learning model) 제안
- Historical check-in data와 같은 temporal data와 user preference를 모델 안에 반영시킨다고 함. 특히나 사용자의 sequential behavior를 모델에서 가장 중요하게 여기므로, 우리와는 크게 관련 없는 것 같음
- Short paper
- Foursquare 데이터셋 사용

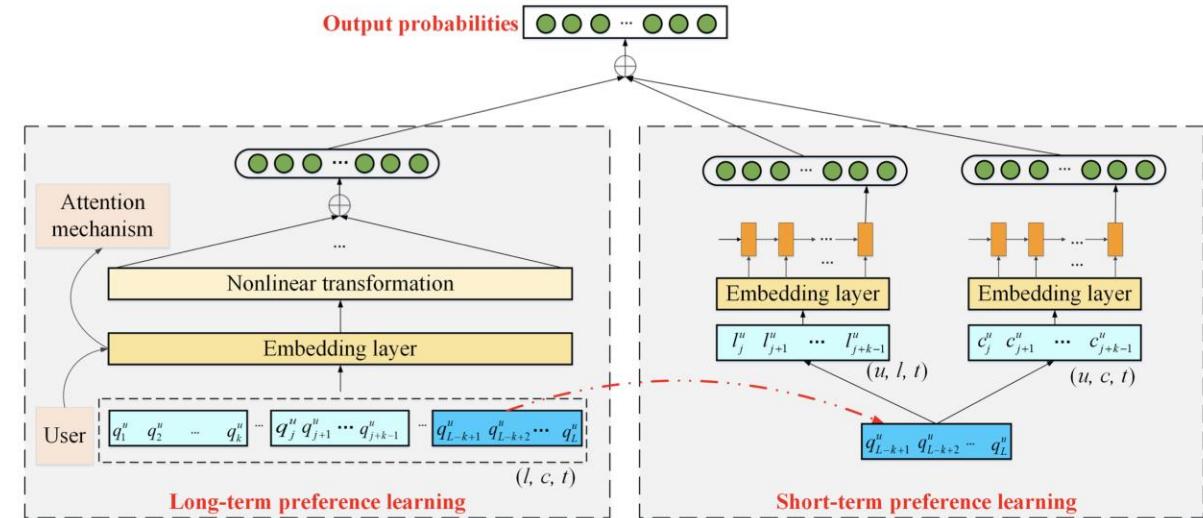


Figure 1: The overall architecture of LSPL model.

2020 Modeling hierarchical category transition for next poi recommendation with uncertain check-ins

- HCT (Hierarchical Category Transition) framework 제안
- Uncertain check-ins에 해당되는 collective POIs까지 포함해 next POI를 추천해주는 것이 이 연구의 목표
- 사용자의 전환 패턴 선호도를 모델링하기 위해 여러 레이어간의 카테고리 전환을 이용(explit), 특정 카테고리의 경우 구조적 의존성을 채택해 semantic 연관성을 포착하도록 함 (cold start 이슈 해결)
- Foursquares 데이터셋을 사용하는 듯함
- 리뷰 데이터 말고 카테고리를 데이터로 사용

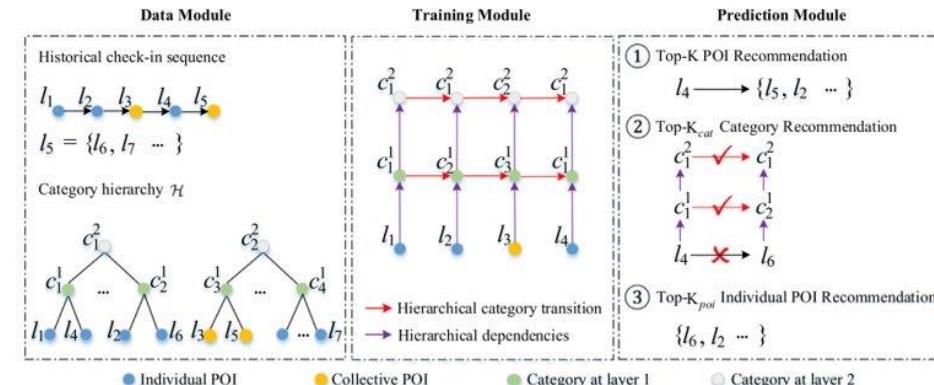


Fig. 8. An example to illustrate the overview framework of the proposed HCT, which is composed of three modules: Data Module, Training Module and Prediction Module. The blue (e.g., l_1) and yellow (e.g., l_3) circles represent the individual POI and the collective POI, respectively; the green (e.g., c_1^1) and white (e.g., c_1^2) circles separately represent the first-layer and the second-layer categories that a POI (e.g., l_1) belongs to. The red arrow (e.g., $c_1^1 \rightarrow c_2^1 \rightarrow c_3^2 \rightarrow c_1^2$) stands for the category transition at different layers, while the purple arrow (e.g., $l_1 \rightarrow c_1^1 \rightarrow c_1^2$) refers to the dependencies between POIs and categories as well as categories at different layers of \mathcal{H} . The correct mark indicates that HCT is able to infer the next possible category (e.g., c_1^1/c_1^2) that user u will visit in the collective POI (e.g., l_5) based on her current visited category (e.g., c_1^1/c_1^2); contrarily, the cross mark suggests that HCT cannot directly infer the next possible individual POI (e.g., l_6) in the collective POI (e.g., l_5) for user u based on her current visited POI (e.g., l_4). (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

2018 Content-aware hierarchical point-of-interest embedding model for successive poi recommendation

- 저자들은 기존 연구가 유저의 체크인 시퀀스 기록과 물리적 거리만 중점적으로 보고, POIs 간의 관계를 고려하지 않았다고 지적함
- CAPE (Content-Aware POI Embedding model) 제안
- POI의 특성을 보여주는 text content를 모델 내부에 활용, check-in context layer와 text content layer 두 개를 활용한다고 함
- Check-in layer는 POIs의 지리적 영향력을 포착하고, text content layer는 text content로부터 POIs의 특성을 포착하는 기능을 수행함
- **관련연구 봐야할 필요성 있음**
- Context layer 구성을 참고해도 좋을 듯함
- Short paper

2017 A time-aware spaio-textual recommender system

- 유저의 리뷰에서 spatial influence와 textual influence를 뽑아 review recommendation을 한다고 함. 그 이외에 POI recommendation도 한다고 함 (2개의 모델을 만듦)
- Review recommendation 관련해서 **관련연구 살펴볼 필요 있음**
- Yelp challenge dataset 사용

2011 On the semantic annotation of places in location-based social networks

- Whrrl라는 사이트에서 크롤링한 데이터를 데이터셋으로 사용, 각 장소별로 카테고리 나눔
- 카테고리를 분류하는 작업은 SVM이 수행
- Check-in behavior를 이용해 explicit patterns와 implicit relatedness를 판별한다고 함

Related Works

Travel Region Recommendation

2022 Multi-view Graph Attention Network for Travel Recommendation

- 이 논문도 사용자가 갈만한 장소를 추천하기보다, 다음에 방문할 여행 지역을 추천함. 다만, 가격과 같은 요소를 그래프 네트워크에 추가한다는 점이 기존 모델과 다름
- Attention Mechanism을 사용하는 듯 함
- 사용하는 데이터셋은 Tuniu Dataset으로, user IP address와 searched keywords를 제공함. 노드 구성으로는 user (U), travel product (V), departure (S), destination (D), price (P)이고, 여섯 개의 에지는 user-product (click), User-Departure (near), User-Destination (search for), Product-Departure (belong to), Product-Destination (belong to), Product-Price (belong to)로 되어있음.

2022 Multi-view Graph Attention Network for Travel Recommendation

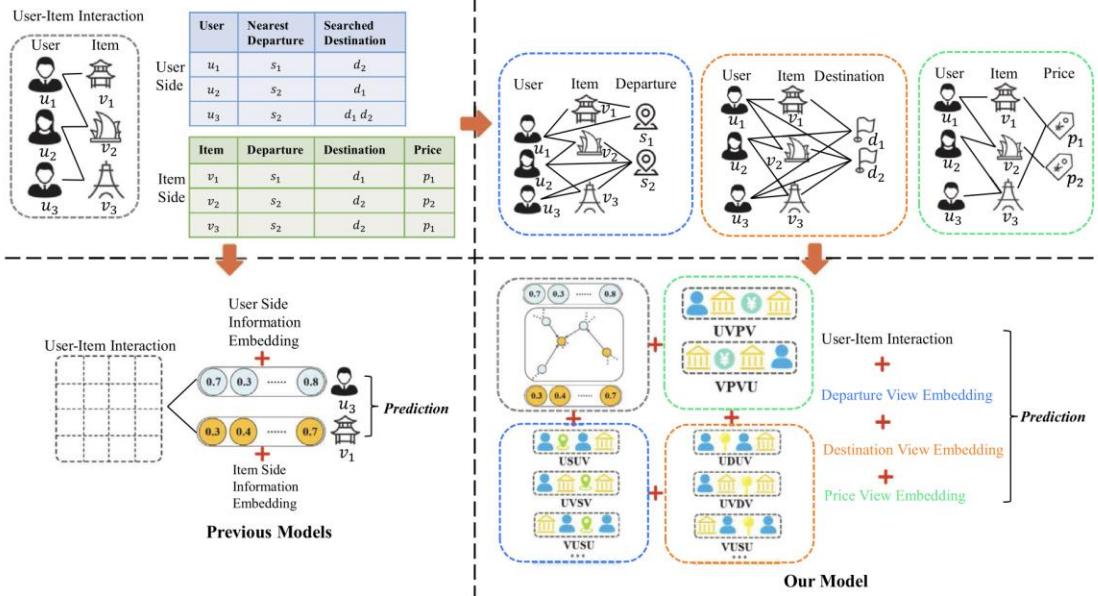


Fig. 2. The difference between our proposed MV-GAN model and the previous travel product recommendation models.

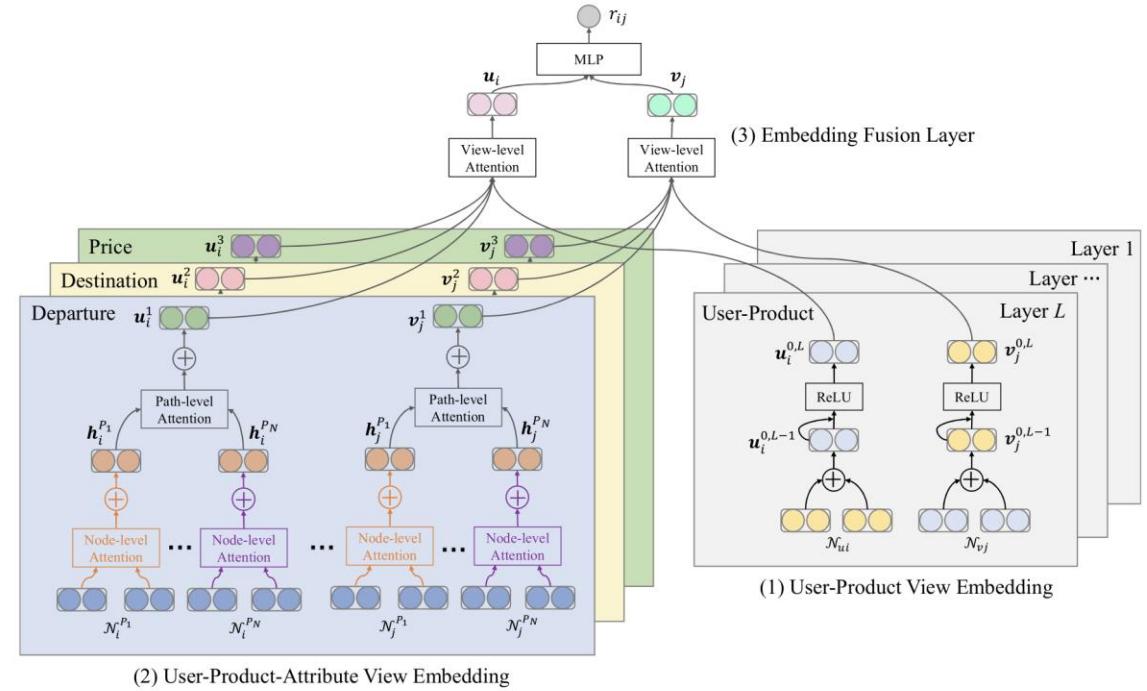


Fig. 5. The overall framework of the proposed model in the travel recommendation.

2021 A multi-task learning approach for improving travel recommendation with keywords generation

- 사용자의 클릭 시퀀스와 클릭할 당시 타이틀의 키워드를 따와서 여행지를 추천하는데, '여행지'가 아니라 여행 지역임

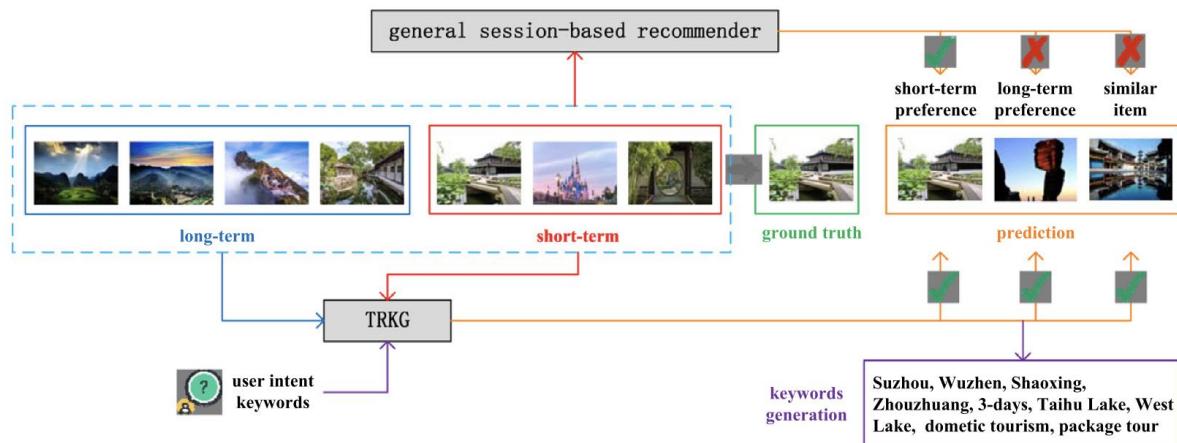


Fig. 1. The difference between our proposed TRKG model and the general session-based recommendation approach.

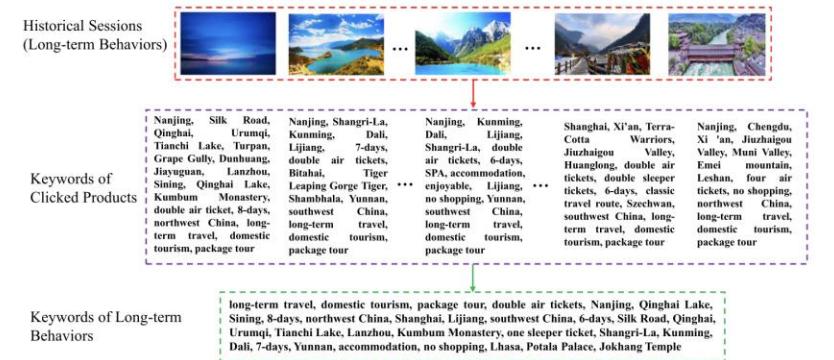


Fig. 3. Extracting keywords from users' long-term behaviors.

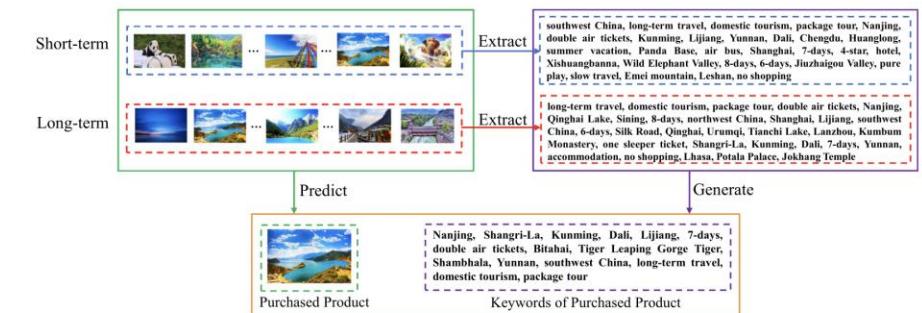


Fig. 4. An example of travel recommendation with keywords generation.

2021 (Short Paper) Out-of-Town Recommendation with Travel Intention Modeling

- 추천 모델 자체가 타지역으로 가는 사람들을 대상으로 함 (Out-of-town POI recommendation)
- 사용자의 home-town preferences와 travel intention을 모두 모델에서 고려한다고 함
- 사용자의 intention을 Neural Topic Model (NTM)을 이용해 모델 안에 반영한다고 함. 여기서 사용하는 topic은 textual review인 것으로 보임
- [xran2020 / TarinOR AAAI21](#)

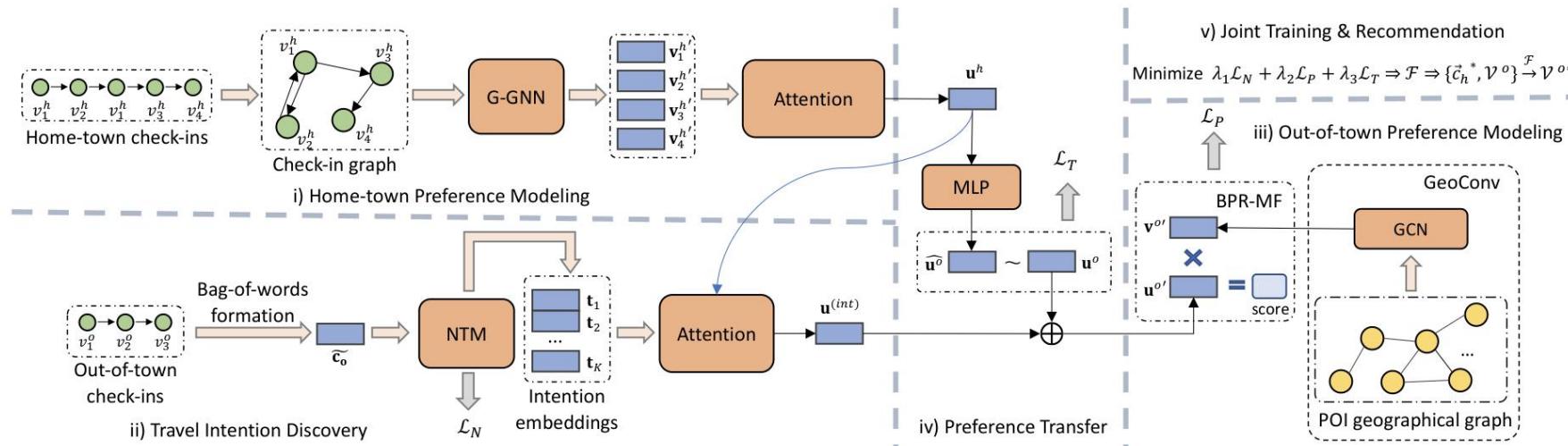


Figure 1: The overview of TRAINOR framework.

Related Works

Survey

2022 A Survey on Deep Learning Based Point-of-Interest (POI) Recommendations

- Dataset
 - Foursquare, Gowalla, Brightkite, Yelp, Weeplaces, Instagram, Twitter, Wechat, Baidu Maps, Facebook
 - Yelp 데이터는 리뷰를 포함함
- DYSTAL[55] 연구는 사용자의 social relationships와 POI 리뷰, 그래프 모델을 사용한 POI의 지리학적 proximity를 jointly learning해 방문 행동의 시공간적 패턴을 포착했다고 하

In another work, Xiong et al. [55] proposed a semi-supervised learning framework called **Dynamic Spatio-temporal POI recommendation (DYSTAL)**. DYSTAL has two key components: a network embedding method and a dynamic factor graph model. The network embedding method jointly learns the embedding vectors of users and POIs of three subgraphs i.e., POI-POI, user-POI, and user-user to excavate complex spatio-temporal patterns of visiting behaviors. The Dynamic factor graph model captures different factors including the correlation of users' vectors and POIs' vectors from the previous embedding layer via the Factor Graph Model (FGM) [98]. This model also considers the textual reviews of users by using SentiStrength [99] tool.

2022 A Survey on Deep Learning Based Point-of-Interest (POI) Recommendations

- Sequential effect를 모델 안에 반영하지 않은 논문들 위주로 살펴보면 될 것 같음

Table 5

Descriptions of influential factors.

Reference	Sequential Effect	Geographical Influence	Semantic Effect	Social Influence	Temporal Influence
ST-RNN [40], Flashback [41], LSTPM [44], TMCA [45], DeepMove [48], SANST [52], ASTEN [79], GT-HAN [87], HST-LSTM [90], STGN [91], Bi-STDDP [111], TEMN [112]	✓	✓	✗	✗	✓
ASPPA [42], iMTL [46], CatDM [47], CARA [49], MGRU [50], LSPL [77], PLSPL [78], ARNN [80], GT-HAN [86], t-LocPred [88], GE [94]	✓	✓	✓	✗	✓
CAPE [109]		✗	✓	✓	✗
Geo-Teaser [26], GeoSAN [51]	✓	✓	✗	✗	✗
CAPRE [89]	✓	✓	✓	✓	✗
STA [53]	✗	✓	✓	✗	✓
RELINe [54], JLGE [96], APOIR [105]	✓	✓	✗	✓	✓
LLRec (Teacher) [43]	✓	✓	✓	✓	✓
HME [113]	✓	✓	✓	✗	✗
DYSTAL [55]	✗	✓	✓	✓	✓
HCT [100]	✗	✓	✓	✗	✗

2022 A Survey on Deep Learning Based Point-of-Interest (POI) Recommendations

mender systems. Kefalas et al. [138] use contextual pre-filtering of the information to select the most relevant proximate users for the POI recommendations. The spatial influence of users' reviews represents the impact of proximate users who reviewed similar businesses to the target user. The proposed model extends the item-based contextual filtering in two ways, (i) by leveraging the proximity factor when computing the similarity of two users and (ii) by considering the history of proximate user reviews. Liu

[54,109,138] use social influence to improve their POI predictions. Christoforidis et al. [54] incorporate social influence alongside spatial and temporal context and combined the graphs into a unified prediction model. Kefalas et al. [138] try to capture the social influence using users' reviews. The users having similar vocabularies are considered to be related. Here, the social influence corresponds to the correlation between the target user and others concerning the lexical analysis of their reviews. The abundance of works leveraging social influence proves the importance of social effect in POI recommendation.

8.3. Semantic effect

Every POI has some properties and two POIs are semantically close to each other if they have similar properties. Every human also has his/her own preferences and a person wants to visit those POIs which are matched to his/her preferences [140]. So, from the check-in list of a user, we can capture the user preferences and try to predict those POIs that are semantically very similar to previous check-ins.

[140,138,77,45,109] are some of the papers that use the semantic information from the datasets to predict the next POI. Kefalas et al. [138] utilize the textual influence among the reviews that refer to the similarity between the reviews. Ye et al. [140] use a semantic annotation technique for POI networks to automatically annotate all places with category tags. The annotation algorithm learns a binary SVM classifier for each tag in the tag space to support multi-label classification. This algorithm extracts features and handles semantic annotation from places with the same tag and the relatedness among places. Wu et al. [77] learn the short and long-term contextual features of POIs and leverage attention

mechanisms to capture users' preference. Li et al. [45] propose an encoder-decoder neural network model that leverages the embedding method to incorporate heterogeneous contextual factors associated with each check-in activity, to populate the semantics of check-ins. The paper embeds check-in user and time, numerical factors, and categorical factors in contexts. Chang et al. [109] utilize the text content that provides information about the characteristics of a POI. They also measure the correlation between words by calculating the Jaccard similarity of POIs in their text content. The text content layer treats text content as a sentence and trains the word embedding vector using Word2Vec [74]. All these works employed different techniques to capture the semantic features from the POIs for getting better recommendation performance.

2022 A Survey on Deep Learning Based Point-of-Interest (POI) Recommendations

- 해당 survey 논문에서 참고할 만한 연구들은 다음과 같음
- 2018 Next point-of-interest recommendation with temporal and multi-level context attention
- 2017 Learning spatiotemporal-aware representation for poi recommendation
- 2019 Reline: point-of-interest recommendations using multiple network embeddings
- 2020 Dynamic discovery of favorite locations in spatio-temporal social networks
- 2019 Long-and short-term preference learning for next poi recommendation
- 2020 Modeling hierarchical category transition for next poi recommendation with uncertain check-ins
- 2018 Content-aware hierarchical point-of-interest embedding model for successive poi recommendation
- 2017 A time-aware spaio-textual recommender system
- 2011 On the semantic annotation of places in location-based social networks

2022 Toward Point-of-Interest Recommendation Systems: A Critical Review on Deep-Learning Approaches

- Review 데이터를 사용한 연구에 대한 review는 없음

2022 A Systematic Analysis on the Impact of Contextual Information on Point-of-Interest Recommendation

- Related work 살펴봐야 함

Table 1. Summary of POI Recommendation Papers in the Related Works in Relation to the Use of Interaction (i.e., check-ins) and Contextual Information

Related work	Interaction	Geographical	Temporal	Social	Categorical
Ye et al. [73]	✓	✓	✗	✓	✗
Ference et al. [24]	✓	✓	✗	✓	✗
Cheng et al. [16]	✓	✓	✗	✓	✗
Rahmani et al. [54]	✓	✓	✗	✗	✗
Aliannejadi et al. [3]	✓	✓	✗	✗	✗
Zhang and Chow [80]	✗	✓	✗	✓	✗
Cheng et al. [17]	✓	✓	✗	✓	✗
Li et al. [35]	✓	✓	✗	✗	✗
Guo et al. [28]	✓	✓	✗	✗	✗
Griesner et al. [27]	✓	✗	✓	✗	✗
Gao et al. [25]	✓	✗	✓	✗	✗
Li et al. [36]	✓	✗	✗	✓	✗
Cho et al. [19]	✗	✗	✓	✓	✗
Bao et al. [6]	✓	✗	✗	✓	✓
Gibson et al. [26]	✓	✗	✗	✗	✓
Rahmani et al. [56]	✓	✗	✗	✗	✓
Baral and Li [9]	✓	✓	✓	✓	✓
Stepan et al. [65]	✓	✓	✓	✓	✗
Cheng et al. [18]	✓	✓	✓	✗	✗
Baral and Li [8]	✓	✓	✓	✓	✓
Baral et al. [10]	✓	✓	✓	✓	✓
Liu and Xiong [39]	✓	✓	✓	✓	✗
Yin et al. [74]	✓	✗	✗	✓	✗
Hu and Ester [32]	✗	✓	✓	✗	✗
Yin et al. [75]	✓	✓	✓	✓	✗
Xie et al. [69]	✓	✓	✓	✓	✗
Rahmani et al. [55]	✓	✓	✓	✗	✗
Chen et al. [15]	✓	✓	✓	✗	✗
Baral et al. [7]	✓	✓	✗	✗	✗
Pan et al. [52]	✗	✓	✗	✗	✗
Zheng et al. [86]	✓	✗	✗	✗	✗
Lim et al. [38]	✓	✓	✓	✗	✗
Zhou et al. [87]	✓	✗	✗	✗	✗
Zhang et al. [82]	✗	✓	✓	✓	✗
Zhang and Chow [81]	✗	✓	✗	✓	✓
Manotumruksa et al. [46]	✓	✓	✗	✗	✗
Manotumruksa et al. [47]	✓	✗	✓	✗	✗
Manotumruksa et al. [48]	✓	✓	✓	✗	✗
Chang et al. [13]	✓	✓	✗	✗	✗
Lim et al. [38]	✓	✓	✓	✗	✗
Ma et al. [43]	✓	✓	✗	✗	✗
Zhou et al. [87]	✓	✓	✗	✓	✗

Works Not Related

2019 Empowering A* Search Algorithms with Neural Networks for Personalized Route Recommendation

- 여기에서 말하는 ‘personalized route recommendation’은 다음 목적지까지의 경로 추천이지, 다음 목적지를 추천하는 것이 아님

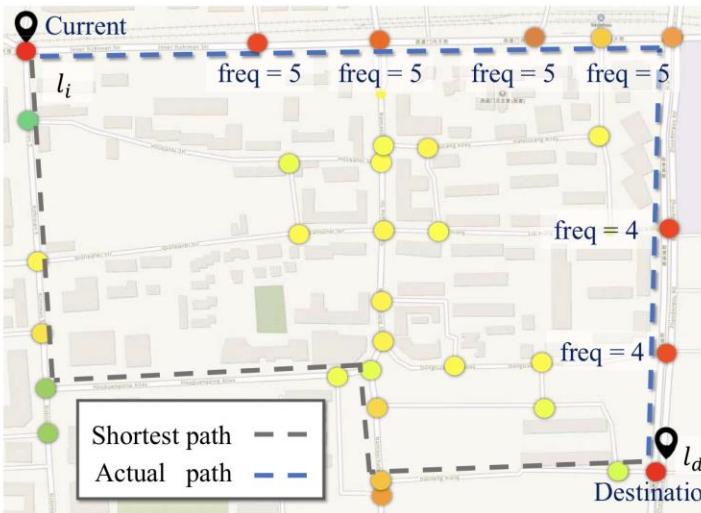


Figure 3: Visualization of the learned association scores using improved graph attention networks. The colored circles denote locations in the road network. A darker color indicates a larger importance degree w.r.t. current location l_i and destination l_d . “freq” denotes the visit frequency by the user in historical trajectories.

2022 Unified Route Recommendation Learning for Multi-Modal Transportation Recommendation with Spatiotemporal Pre-Training

- 교통 수단 추천을 위한 연구로, 우리와는 관련 없음

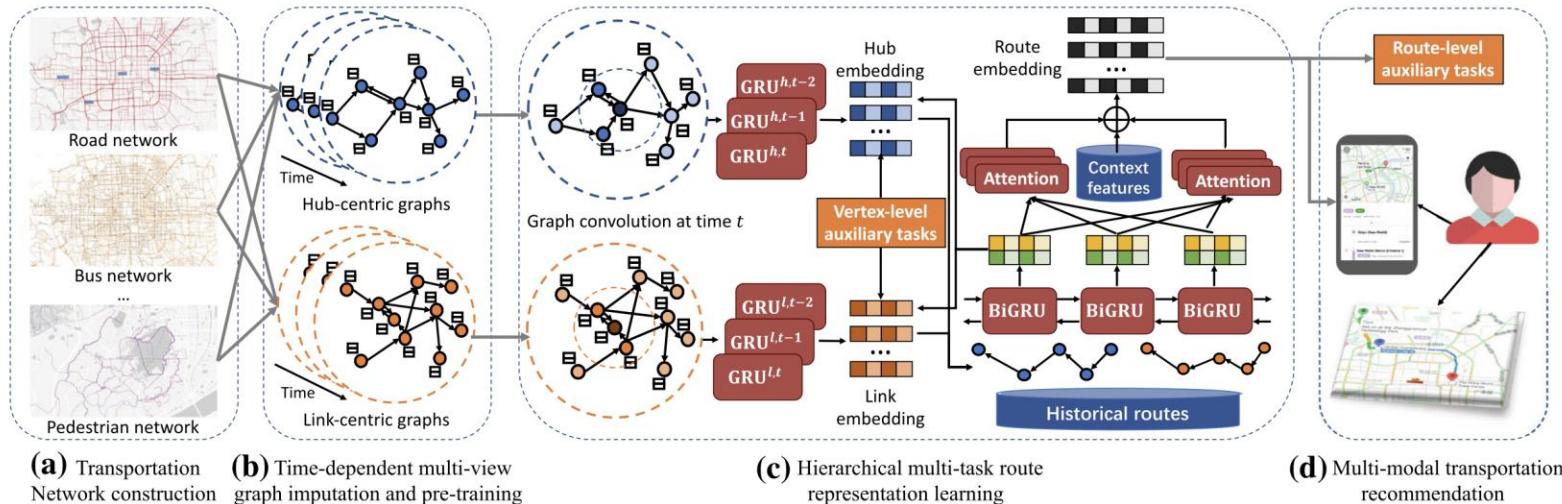


Fig. 1 An overview of unified route representation learning for multi-modal transportation recommendation

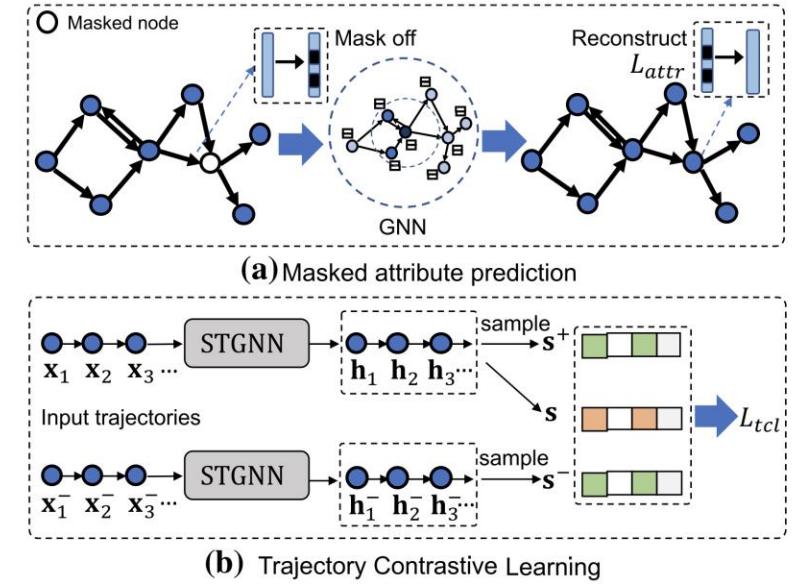


Fig. 4 Illustration of spatiotemporal pre-training tasks, including (1) the attribute prediction, and (2) the trajectory contrastive learning

2021 Origin-Aware Next Destination Recommendation with Personalized Preference Attention

- Abstract만 읽어봐서는 transportation 논문인 것 같음
- 택시 데이터셋 사용
- Short paper

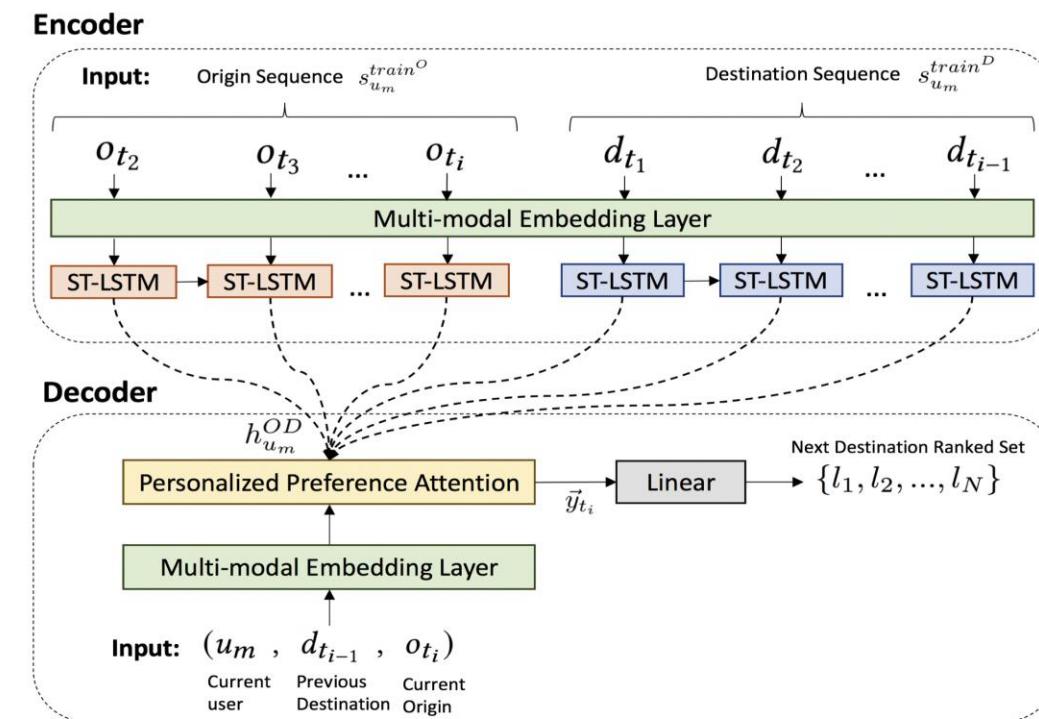


Figure 4: Illustration of STOD-PPA.

참고 링크

hubojing/POI-Recommendation

POI-Recommendation

关于兴趣点推荐的一切。论文大多来自顶刊顶会或其它主流期刊。

欢迎提Issue完善本项目。

论文

KDD 2022

- Graph-Flashback Network for Next Location Recommendation

SIGIR 2022

- Hierarchical Multi-Task Graph Recurrent Network for Next POI Recommendation [PDF CODE](#)
- Learning Graph-based Disentangled Representations for Next POI Recommendation [PDF](#)
- GETNext: Trajectory Flow Map Enhanced Transformer for Next POI Recommendation
- Next Point-of-Interest Recommendation with Auto-Correlation Enhanced Multi-Modal Transformer Network
- Empowering Next POI Recommendation with Multi-Relational Modeling [PDF](#)

WSDM 2022

- Translating Human Mobility Forecasting through Natural Language Generation [PDF](#)

AAAI 2022

- [workshop] TADSAM:A Time-Aware Dynamic Self-Attention Model for Next Point-of-Interest Recommendation
[PDF](#)

Gowalla dataset

- Social game으로 특정 장소에서 체크인하고 근처에 있는 사람들과 연락하고 게임하는 앱. 게임을 통해 얻은 유저 데이터셋을 스탠포드 측에 제공해서 지금은 일반 유저도 데이터셋을 사용할 수 있음.
- 유저가 어디에서 언제 체크인했는지 알 수 있고, 유저의 친구 활동도 같이 알 수 있음
- 논문: 2011 [Friendship and Mobility: User Movement In Location-Based Social Networks](#)

다음 논문

- 텍스트/타겟 위주로 분석해서 POI 추천해주는 논문 위주로
- Sequential하지 않은 데이터셋을 사용해서 next POI를 추천하는 논문이 있는지 조사
- 어쩌면 우리도 uncertain POIs를 언급하면서 check-in data를 활용해야 할 수도...?