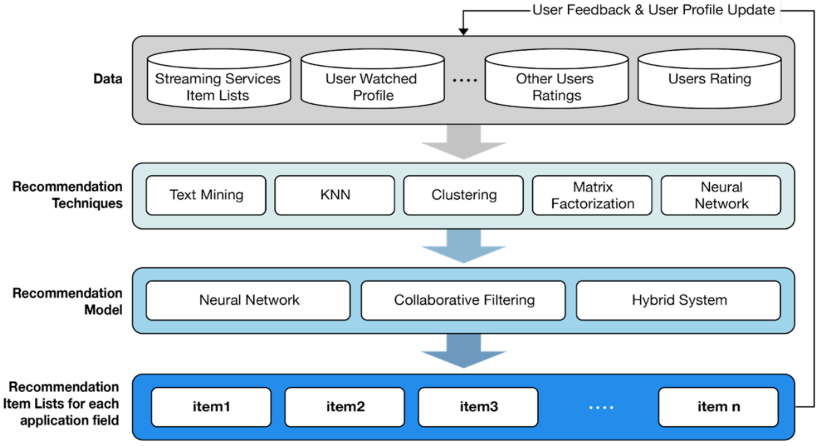
POI Recommendation Survey

# Giới thiệu

Với sự bùng nổ của công nghệ trong thập kỷ vừa qua, mỗi người đều dễ dàng sở hữu 1 hay nhiều thiết bị di động thông minh. Điều này mang đến cho các nhà phát triển và cung cấp dịch vụ mang xã hội trực tuyến số lượng người dùng khổng lồ, có thể kể đến như: Facebook, Twitter, Instagram, v.v. Cùng với điều này, sự phát triển của công nghệ truyền thông không dây và định vị là cơ sở tạo ra các dịch vụ mạng xã hội trực tuyến dựa trên vị trí (Location-based Social Network, LBSN) như: Foursquare, Gowalla, GeoLife, v.v. Khi sử dụng các nền tảng này, người dùng có thể dễ dàng chia sẻ vị trí địa lý và các nội dung liên quan tới địa điểm ở thế giới thực. Ví dụ như 1 người dùng với 1 chiếc điện thoại di động thông minh có thể chia sẻ địa điểm của 1 nhà hàng mà người đó đang ăn tối với bạn bè của mình thông qua LBSN. Những người dùng khác có khả năng mở rộng mạng lưới quan hệ của họ thông qua việc giới thiệu bạn bè nếu như họ có chung lịch sử tới thăm 1 hay nhiều địa điểm, chung quan điểm về 1 bài viết v.v. Qua thời gian phát triển, lượng thông tin từ người dùng được tích lũy trên các nền tảng này ngày càng lớn và đa dạng mở ra cơ hội cho các nghiên cứu về hệ khuyến nghị, đặc biệt là hệ khuyến nghị địa điểm ưa thích (Point-of-Interest Recommendation). Một thuật toán khuyến nghị địa điểm ưa thích sẽ tận dụng tối đa dữ liệu lịch sử check-in và các chiều thông tin khác của người dùng hay địa điểm để giới thiệu cho họ 1 hay nhiều địa điểm phù hợp tiếp theo.

Bàn luận thêm về xu hướng sử dụng Deep learning vào POI Recommendation

# Tổng quan hệ khuyến nghị



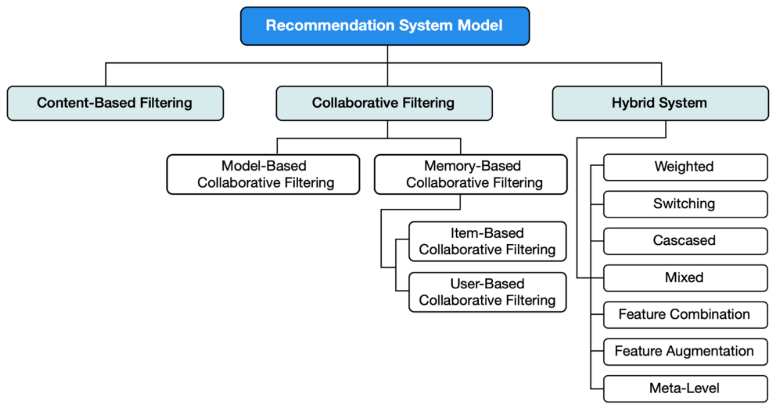
Hình 1. Tổng quan luồng hoạt động của hệ thống khuyến nghị

Hệ thống khuyến nghị là 1 công nghệ hỗ trợ đắc lực cho con người, giúp phân tích lượng dữ liệu khổng lồ được cung cấp bởi người dùng. Hệ thống dự đoán điểm của các sản phẩm, tạo 1 danh sách sắp xếp thứ các sản phẩm này cho mỗi người dùng, và giới thiệu tới người dùng những sản phẩm mà họ có thể thích. Nội dung trong phần này trình bày tổng quan về hệ khuyến nghị, các mô hình thuật toán cùng với các kỹ thuật thuật khai phá dữ liệu trong hệ khuyến nghị hiện có.

Hình 1 là tổng quan luồng hoạt động của 1 hệ khuyến nghị, gồm có các bước xử lý: (1) thu thập dữ liệu, (2) khai phá dữ liệu, (3) mô hình hóa dữ liệu, (4) và đưa ra gợi ý. Dữ liệu sử dụng trong hệ khuyến nghị có thể là các đánh giá, bình luận về sản phẩm, danh sách sản phẩm mà người dùng theo dõi, v.v. Các kỹ thuật khai phá dữ liệu truyền thống, có thể kể đến như: phân cụm, khai phá dữ liệu văn bản, KNN hay là học sâu, sử dụng mạng nơ-ron. Tiếp đó, các mô hình khuyến nghị sử dụng các đặc trưng đã được trích chọn để có thể mô hình hóa dữ liệu, từ đó đưa ra các khuyến nghị phù hợp tới người dùng.

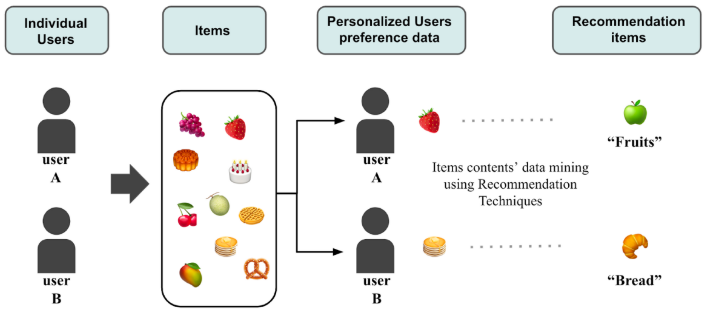
## Tổng quan mô hình khuyến nghị

Hình 2 mô tả tổng quan các mô hình khuyến nghị với 3 nhóm: lọc dựa trên nội dung (Content-based Filtering), lọc cộng tác (Collaborative Filtering), hệ lai (Hybrid).



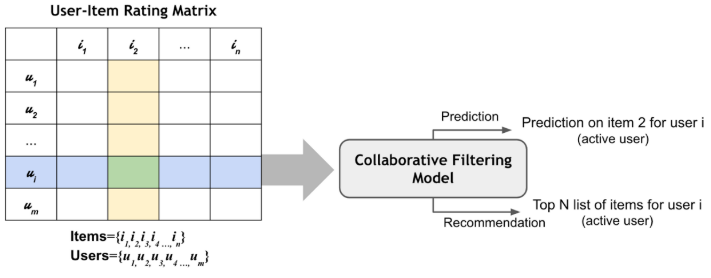
Hình 2: Tổng quan các mô hình khuyến nghị

Lọc dựa trên nội dung được mô tả trong Hình 3, là 1 phương pháp khuyến nghị các sản phẩm có các đặc tính mà người dùng thích, dựa trên thông tin của sản phẩm đó. Nói cách khác, phương pháp này khuyến nghị sản phẩm cho người dùng dựa trên những thứ họ đã chọn trong quá khứ. Đây là phương pháp đơn giản nhất trong các mô hình hệ khuyến nghị, được sử dụng chủ yếu trong thời kỳ đầu. Do việc khuyến nghị dựa trên đặc tính của sản phẩm, hệ thống sẽ bị giới hạn khi không có khả năng giới thiệu các sản phẩm mới tới người dùng. Với đặt tính trên, phương pháp này chủ yếu được sử dụng với các sản phẩm dễ dàng khuyến nghị dựa trên nội dung của chúng như: phim, âm nhạc, giáo dục, thương mại điện tử, v.v.



Hình 3. Nguyên lý của mô hình lọc dựa trên nội dung

Lọc cộng tác là một mô hình lọc thông tin, xây dựng 1 cơ sở dữ liệu sở thích người dùng thông qua dữ liệu đánh giá của họ để dự đoán các sản phẩm phù hợp với sở thích của họ, từ đó đưa ra các gợi ý. Mô hình này có thể được chia thành: lọc cộng tác dựa trên bộ nhớ (Memory-based Collaborative Filtering) và lọc cộng tác dựa trên mô hình (Model-based Collaborative Filtering). Trong lọc cộng tác dựa trên bộ nhớ, ta có thể phân loại thành: lọc cộng tác dựa trên người dùng (User-based Collaborative Filtering) và lọc cộng tác dựa trên sản phẩm (Item-based Collaborative Filtering). Lọc cộng tác dựa trên người dùng là 1 mô hình so sánh sự tương đồng giữa các người dùng thông qua dữ liệu đánh giá của họ lên các sản phẩm, từ đó khuyến nghị các sản phẩm phù hợp. Lọc cộng tác dựa trên sản phẩm dự đoán bằng cách sử dụng độ tương đồng giữa sản phẩm và sản phẩm được chọn bởi người dùng thông qua 1 ma trận đánh giá của người dùng và sản phẩm. Nói cách khác, lọc cộng tác dựa trên bộ nhớ sử dụng các kỹ thuật như: Pearson Correlation, Vector Cosine Correlation, KNN để tạo các nhóm có đặc tính giống nhau, từ đó khuyến nghị các sản phẩm tới người dùng trong nhóm. Do cách hoạt động dựa trên dữ liệu đánh giá, nên mô hình khó có thể hoạt động tốt khi không có đủ dữ liệu cần thiết. Để khắc phục vấn đề này, lọc cộng tác dựa trên mô hình đưa ra khuyến nghị nhờ sử dụng các thuật toán như: phân cụm, SVD hay PCA.



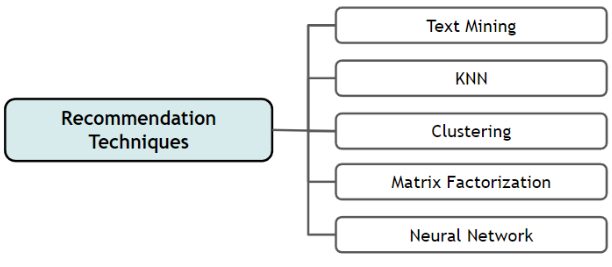
Cả 2 phương pháp nếu trên đều có điểm hạn chế, lọc dựa trên nội dung phụ thuộc vào dữ liệu sản phẩm mà người dùng đã chọn trong quá khứ, trong khi lọc cộng tác phụ thuộc vào dữ liệu đánh giá của người dùng. Hệ khuyến nghị lai được đề xuất để giải quyết giới hạn của 2 phương pháp trên và cải thiện hiệu năng. Hệ khuyến nghị lai được chia thành 7 loại: Weighted Hybridization, Switching Hybridization, Cascade Hybridization, Mixed Hybridization, Feature Combination, Feature Augmentation và Meta-level, được trình bày trong Bảng 1.

|  |  |
| --- | --- |
| Phương pháp lai | Mô tả |
| Weighted hybridization | Phương pháp sử dụng trọng số được điều chỉnh dần theo mức độ trùng của đánh giá người dùng với đánh giá được dự đoán bởi hệ thống. |
| Switching Hybridization | Phương pháp thay đổi mô hình khuyến nghị tùy vào các trường hợp |
| Cascade Hybridization | Sau khi sử dụng 1 trong những mô hình gợi ý để tạo 1 tập ứng viên, phương pháp kết hợp mô hình được sử dụng trước đó với 1 mô hình khác để sắp xếp tập ứng viên theo thứ tự phù hợp với người dùng nhất |
| Mixed Hybridization | Khi khởi tạo dịch vụ, hệ thống sử dụng lọc dựa trên nội dung khắc phục nhược điểm của lọc cộng tác với dữ liệu được thu thập trước. Sau khi có dữ liệu đánh giá, hệ thống sử dụng lọc cộng tác. |
| Feature Combination | Một mô hình lọc cộng tác được sử dụng cho dữ liệu đặc trưng và dữ liệu mẫu, 1 mô hình lọc dựa trên nội dung được sử dụng cho dữ liệu tăng cường |
| Feature Augmentation | Mô hình lai sử dụng 1 mô hình khuyến nghị để phân loại điểm ưa thích của 1 sản phẩm, là đầu vào cho 1 mô hình khuyến nghị khác |
| Meta-level | Là phương pháp sử dụng 1 mô hình khuyến nghị là đầu vào dữ liệu cho 1 mô hình khác. Do sở thích người dùng ở dạng nén và thể hiện thông qua Meta-level nên sẽ dễ dàng hơn cho cơ chế cộng tác khi sử dụng điểm đánh giá |

Bảng 1. 7 loại hệ khuyến nghị lai và mô tả

## Các kỹ thuật khai phá dữ liệu trong hệ khuyến nghị

Khai phá dữ liệu là kỹ thuật tìm ra những thông tin có ích bằng cách khám phá các mối tương quan và mẫu dữ liệu giữa dữ liệu dựa trên phân tích với tập dữ liệu lớn, tạo cơ sở cho hệ thống khuyến nghị sản phẩm tới người dùng. Hình 4 liệt kê các kỹ thuật được sử dụng chủ yếu trong hệ khuyến nghị để trích chọn đặc trưng: Text Mining, KNN, Clustering, Matrix Factorization, Neural Network.



Hình 4. Kỹ thuật được sử dụng chủ yếu trong hệ khuyến nghị

* Text Mining
* KNN
* Clustering
* MF
* NN

# Hệ khuyến nghị POI

## Tập dữ liệu

Các nghiên cứu về POI Recommendation đã và đang sử dụng dữ liệu check-in được thu thập từ rất nhiều nền tảng: Foursquare, Gowalla, Yelp, Twitter, Facebook, Brightkite, Instagram, WeChat, Baidu Map. Hầu hết những tập dữ liệu này được tạo bởi dữ liệu dạng bảng ghi lại mối quan hệ giữa người dùng và POI, người dùng-người dùng trong LBSN. Mối quan hệ người dùng-POI thường chứa thông tin check-in của người dùng: thời gian, vị trí và các đặc trưng ngữ nghĩa. Trong đó đặc trưng ngữ nghĩa của POI có thể là: loại POI, tag, ngày tạo, kinh độ, vĩ độ, số lượt check-in, số người đã check-in, v.v. Mặt khác, đặc trưng ngữ nghĩa của người dùng bao gồm: số bài viết, bạn bè, các điểm check-in, v.v. Nhằm mục đích giữ lại ngữ cảnh xã hội, hầu hết các bộ dữ liệu bao gồm cả danh sách bạn bè của mỗi người dùng.

### Foursquare

* Thành lập năm 2009, hoạt động với việc thu thập và cung cấp dữ liệu vị trí cho các tập đoàn công nghệ và các hãng.
* Bộ dữ liệu chứa tập các điểm check-in hầu hết ở Mỹ và Tokyo
* Chứa danh sách bạn bè của mỗi người dùng trong LBSN
* Các mô hình khuyến nghị POI thường sử dụng dữ liệu trong khoảng thời gian từ 2010 tới 2014

### Gowalla

* Là nền tảng mạng xã hội dựa trên vị trí, được thành lập năm 2007 và được Facebook mua lại năm 2012
* Gowalla là 1 ứng dụng trên điện thoại, cho phép người dùng ghi lại các địa điểm mà họ tới thăm.
* Hầu hết các mô hình sử dụng dữ liệu từ 02/2009 tới 10/2010
* Chứa danh sách bạn bè của mỗi người dùng, mô tả chi tiết của mỗi POI và hồ sơ người dùng

### Brightkite

* Là mạng xã hội dựa trên vị trí hoạt động vào năm 2007 và kết thúc năm 2012.
* Nền tảng này cung cấp khả năng check-in thông qua tin nhắn hoặc 1 ứng dụng điện thoại sau khi đến 1 địa điểm.
* Bộ dữ liệu không còn được chính thức hỗ trợ, nhưng vẫn có thể tìm được thông qua các nghiên cứu

### Yelp

* Là 1 nền tảng LSBN, cung cấp khả năng đánh giá và chấm điểm từ những chia sẻ của người dùng cho 1 địa điểm.
* Hiện vẫn đang hoạt động như là 1 công ty đánh giá cho các cơ sở kinh doanh.
* Cung cấp nhiều đánh giá có ngữ nghĩa, góp phần cải thiện kết quả của các mô hình POI Recommendation

### Weeplaces

* Là dịch vụ tích hợp với Gowalla và Facebook, cho phép người dùng hiển thị bản đồ trực quan các vị trí check-in được chia sẻ với bạn bè thông qua các nền tảng Foursquare, Gowalla, Facebook.
* Chứa danh sách bạn bè của người dùng.

### Instagram

* Là nền tảng mạng xã hội hoạt động từ 2010, hiện tại được sở hữu bởi Facebook, cho phép người dùng đăng và chia sẻ ảnh và video trực tuyến.
* Người dùng có thể tìm kiếm các bài đăng của người dùng khác thông qua các thẻ và vị trí.
* Bộ dữ liệu này chủ yếu chứa dữ liệu check-in của người dùng

### Twitter

* Là nền tảng mạng xã hội dựa trên vị trí, được thành lập năm 2007 và được Facebook mua lại năm 2012
* Gowalla là 1 ứng dụng trên điện thoại, cho phép người dùng ghi lại các địa điểm mà họ tới thăm.
* Hầu hết các mô hình sử dụng dữ liệu từ 02/2009 tới 10/2010
* Chứa danh sách bạn bè của mỗi người dùng, mô tả chi tiết của mỗi POI và hồ sơ người dùng

### Các tập dữ liệu khác

* Ngoài ra còn có các bộ dữ liệu của: WeChat, Baidu Maps, Facebook.
* Tập dữ liêu WeChat gồm: tin nhắn, tin nhắn thoại, video, vị trí được chia sẻ
* Baidu Maps cung cấp bản đồ, hình ảnh vệ tinh, công cụ lập lịch di chuyển
* Facebook hiện là nền tảng mạng xã hội lớn nhất, nơi người dùng có thể đăng bài viết, hình ảnh, hoặc các dữ liệu đa phương tiện khác để chia sẻ về cuộc sống của họ. Bài đăng có thể có thông tin check-in về các địa điểm được người dùng tới thăm.

## Thách thức

* Data sparsity
* Cold start
* Scarcity of benchmark dataset
* Privacy preserved POI recommendation

## Các nhân tố ảnh hưởng tới hệ khuyến nghị POI

* Sequential Effect
* Geographical Influence
* Semantic Effect
* Social Influence
* Temporal Influence

## Các nghiên cứu liên quan

### Các phương pháp tiếp cận truyền thống

### Các phương pháp tiếp cận dựa trên học sâu

Do sự thành công của hệ khuyến nghị phụ thuộc cơ bản vào dữ liệu lịch sử POI nên các mô hình tuần tự (RNN, LSTM) được sử dụng chủ yếu. Trong đó, LSTM là phổ biến nhất do khả năng nắm bắt thông tin tuần tự dài hạn. Một số nghiên cứu đã thử thay đổi 1 chút LSTM để cải thiện khả năng mô hình hóa ưu tiên ngắn hạn và dài hạn. Có thể thấy, việc nắm bắt thông tin tuần tự là sự quan tâm chính trong các mô hình POI recommendation được đề xuất. Các mô hình hiện đại nhất gần đây tận dụng cơ chế self-attention, transformer cho POI recommendation giúp hạn chế đáng kể các vấn đề liên quan tới chuỗi dữ liệu rất dài.

* RNN based
* LSTM based
* GRU
* Graph Embedding
* GAN
* Other models

#### RNN-based

* Các mô hình RNN đã chứng minh sự hiệu quả trong các bài toán NLP
* Do có sự tương đồng giữa dữ liệu, nhiều nghiên cứu đã sử dụng các mô hình dựa trên RNN để giải quyết bài toán POI Recommendation

**ST-RNN: Spatial-Temporal Recurrent Neural Networks**

* Mở rộng RNN cơ bản bằng cách thêm 1 ma trận chuyển tiếp của thời gian và không gian để nắm bắt được các ảnh hưởng của chu kỳ thời gian và sự ảnh hưởng của vị trí địa lý.
* Mô hình cũng áp dụng phép nội suy tuyến tính để huấn luyện ma trận chuyển tiếp.

**Flashback**

* Mô hình sử dụng RNN cơ bản
* Khắc phục tình trạng thưa thớt dữ liệu bằng cách tận dụng các thông tin phong phú của bối cảnh không-thời gina và thực hiện hồi tưởng (flashback) trên các trạng thái ẩn của RNN.
* Đánh trọng số các trạng thái ẩn lịch sử để nắm bắt các ảnh hưởng không-thời gian tốt hơn
* Embedding các thuộc tính của người dùng để nắm bắt sở thích của họ

**ASPPA: Adaptive Sequence Partitioner with Power-law Attention**

* là mô hình học các cấu trúc ẩn của chuỗi check-in, mục đích là phát hiện và nhận diện ngữ nghĩa của các chuỗi POI nhỏ và khám phá các mẫu tuần tự của chúng.
* Là sự kết hợp bởi Adaptive Sequence Partitioner (ASP) được dùng cho text và kiến trúc stacked RNN
* Sử dụng cơ chế Power-law Attention (PA) để tích hợp ngữ cảnh không gian và thời gian của mỗi điểm check-in vào mô hình

**LL-REC: Light Location Recommender System**

* Được đề xuất để giảm bớt các vấn đề liên quan tới quyền riêng tư với thiết kế sử dụng mô hình cloud-based, với kiến trúc: teacher, student
* Teacher model được triển khai ở server, nơi có phần cứng mạnh, áp dụng các kỹ thuật sau:
  + Attention để mô hình hóa sở thích người dùng
  + Vec-tơ hóa nội dung ngữ cảnh của POI nhờ Word2Vec.
  + Ma trận chuyển tiếp không gian và thời gian được dùng để nắm được sự tương quan giữa không-thời gian giữa 2 địa điểm check-in.
* Student model nhanh, nhẹ được triển khai trên thiết bị người dùng, cập nhật pre-trained model từ teacher và đưa ra gợi ý

#### LSTM-based

* Khắc phục nhược điểm không lưu giữ được các phụ thuộc dài của RNN
* Hầu hết các nghiên cứu không thay đổi kiến trúc cơ bản của LSTM, 1 số thay đổi 1 chút kiến trúc vốn có của nó
* Để cải thiện khả năng lưu giữ các phụ thuộc dài, cơ chế Attention cũng được áp dụng cho LSTM

**HST-LSTM: Hierarchical Spatial-Temporal Long-Short Term Memory**

* Sử dụng một kiến trúc phân cấp để mã hóa tính tính tuần hoàn trong sự di chuyển của người dùng
* Mô hình cố gắng nắm bắt sự tuần tự của người dùng khi tới thăm các địa điểm trong quá khứ nhằm cải thiện kết quả.

**TMCA: Temporal and Multi-Level Context Attention**

* Sử dụng LSTM cùng với Attention 3 cấp độ: multi-level context attention (micro, macro) và temporal attention, dùng để lựa chọn các yếu tố ngữ cảnh và lịch sử liên quan
* Ngoài ra, mô hình cũng sử dụng embedding để kết hợp các yếu tố ngữ cảnh theo 1 cách đồng nhất

**LSPL: Long and short-term preference learning model**

* được đề xuất nhằm nắm bắt sở thích ngắn hạn và dài hạn
* Mô hình có 2 mô-đun, được kết hợp với nhau để đưa ra dự đoán:
  + Long-term mô-đun gồm lớp embedding và lớp attention, nắm bắt sở thích dài hạn của user bằng cách học các đặc trưng ngữ cảnh của POI
  + Short-term mô-đun sử dụng 2 mô-đun LSTM riêng biệt, 1 cho location level và 1 cho category level và nắm bắt chuỗi hành vi tuần tự của người dùng

**PLSPL: Personalized Long- and Short-term Preference Learning**

* là cải tiến của LSPL, bằng cách bổ sung thêm đơn vị kết hợp tuyến tính (linear combination unit) để có thể nắm bắt tính cá nhân hóa của mỗi người dùng bằng cách học các trọng số cá nhân hóa thông qua mô-đun long-term và short-term

**ASTEN: Attentive Spatio TEmporal Neural**

* Sử dụng Embedding, LSTM và cơ chế Attention
* ASTEN nhúng các POI và biểu diễn 1 điểm check-in 1 cách hiệu quả.
* LSTM sử dụng POI và biểu diễn 1 điểm check-in cùng với cơ chế attention để năm bắt ảnh hưởng của sự tuần tự, thời gian và địa lý.
* Mô hình giải quyết nhiễu trong quỹ đạo di chuyển của người dùng thông qua cơ chế attention

**LSTPM: Long and Short-Term Preference Modeling**

* Long and Short-Term Preference Modeling (LSTPM) sử dụng mô hình LSTM cơ bản, chia tập điểm check-in thành các quỹ đạo, gồm 3 mô-đun:
  + Mô hình sở thích dài hạn (Long-term preference modeling) sử dụng các quỹ đạo
  + Mô hình sở thích ngắn hạn (Short-term preference modeling) sử dụng quỹ đạo gần nhất và kết hợp với mô-đun dài hạn để dự đoán POI kế tiếp
* Bài báo có nói, gợi ý POI kế tiếp không phụ thuộc vào điểm check-in hiện tại, tuy nhiên, nó có phụ thuộc vào các điểm check-in trước đó.
* Hướng tiếp cận dựa trên RNN/LSTM không có khả năng mô hình hóa quan hệ giữa 2 POI không liên tiếp. Để nắm bắt khía cạnh này, mô hình sử dụng 1 cơ chế geo-dilated LSTM cùng với LSTM cơ bản trong mô-đun sở thích ngắn hạn.

**iMTL: Interactive multi-task learning**

* sử dụng bộ mã hóa 2 kênh và 1 task-specific decoder
* Bộ mã hóa 2 kênh (không gian và thời gian) nắm bắt sự tương quan tuần tự của các hoạt động và sự ưu tiên vị trí.
* Các biểu diễn được mã hóa bởi LSTM được dùng trong task-specific decoder để thực hiện dự đoán
* Một đóng góp mới của bài báo là họ tập trung vào 1 bộ POI. Giả sử l1 là 1 tòa nhà và tòa nhà có các căn hộ l2, l3, l4. Như vậy, mô hình sẽ coi l1 là 1 bộ POI và l2, l3, l4 là các POI riêng biệt.
* Bài báo đề xuất 1 chiến lược mô tả đặc tính mờ để dự đoán các POI riêng biệt tốt hơn từ 1 bộ POI.

**CatDM: Category-aware Deep Model**

* là mô hình đưa ra dự đoán vị trí POI mà người dùng có thể đến trong vòng 24h kế tiếp, gồm:
  + 1. Metric embedding: học các đặc trưng ẩn của user, POI, loại POI và thời gian
  + 2. Lớp mã hóa sâu thứ 1: nắm bắt sở thích người dùng thông qua loại POI
  + 3. Hai lớp lọc: giảm không gian tìm kiếm để sinh ra các dự đoán
  + 4. Lớp mã hóa sâu thứ 2: nắm bắt sở thích người dùng thông qua POI
  + 5. Mô-đun xếp hạng các dự đoán
* Để xếp hạng các dự đoán, mô hình xem xét 4 độ tương quan: user-POI, user-loại POI, POI-ảnh hưởng thời gian, POI-vị trí hiện tại của user.
* Mô hình sử dụng loại POI và ảnh hưởng địa lý để giải quyết vấn đề sự thưa thớt dữ liệu
* Ngoài ra, mô hình cũng sử dụng cơ chế attention để kết quả tốt hơn

**ARNN: Attentional Recurrent Neural Network**

* nắm bắt cả tính tuần tự và sự chuyển tiếp đều đặn (transition regularity) để giải quyết vấn đề thưa thớt dữ liệu. Mô hình gồm 4 lớp:
  + Neighbor discovery layer: hàng xóm được trích xuất từ dữ liệu không đồng nhất bởi đồ thị kiến thức (KG - knowledge graph) và meta-path
  + Embedding layer: biến đổi các đặc trưng thưa thớt của chuỗi check-in thành biểu diễn vector và học các đặc trưng không-thời gian, ngữ cảnh thông
  + Attention layer: tính toán độ tương đồng giữa vị trí hiện tại và các vị trí hàng xóm, từ đó nắm bắt sự chuyển tiếp của chúng
  + Recurrent layer: nắm bắt tính tuần tự bậc cao hơn nhờ LSTM

**GT-HAN: Geographical-Temporal Awareness Hierarchical Attention Network**

GT-HAN sử dụng mô hình Bi-LSTM, tận dụng 3 thuộc tính:

* Ảnh hưởng địa lý: hướng người dùng đến các POI khác (1)
* Tính nhạy cảm địa lý: tiếp nhận người dùng từ các POI khác (2)
* Khoảng cách giữa các POI (3)

Thành phần chính của mô hình là: lớp embedding, lớp geographical-temporal attention, lớp context-specific co-attention

* Lớp embedding nắm bắt các đặc trưng (1), (2) và ảnh hưởng ngữ nghĩa
* Lớp không-thời gian khám phá quan hệ địa lý giữa các POI và phụ thuộc thời gian của 1 danh sách check-in và dùng Bi-LSTM để nắm bắt chuỗi phụ thuộc của 1 danh sách check-in của người dùng
* Lớp context-specific co-attention nắm bắt sở thích không cố định của người dùng.

**t-LocPred: Time-aware Location Prediction**

là mô hình dựa trên Bi-LSTM, gồm 2 phần: ConvAoI và mem-attLSTM:

* ConvAoI: dùng lớp CNN và lớp ConvLSTM để tìm độ tương quan giữa 2 AoI (Area-of-Interest) kề nhau và khoảng thời gian trong 1 ngày và 1 tuần. CNN và ConvLSTM hoạt động như mô hình trích xuất thô các thông tin về không-thời trong gian ngắn và dài hạn.
* mem-attLSTM nắm bắt độ tương quan dài hạn phức tạp thông qua 1 bộ nhớ LSTM tăng cường nhận biết không gian và cơ chế attention cho nhận biết thời gian. Như vậy, mem-attLSTM hoạt động như là 1 lớp lọc chi tiết mà nó lựa chọn POI mà người dùng có khả năng tới nhất.

**CAPRE: Content-aware successive POI recommendation**

Là mô hình dựa trên Bi-LSTM, tận dụng nội dung văn bản do người dùng viết để đưa ra đề xuất, gồm 4 mô-đun:

1. Input layer: nhận dữ liệu check-in
2. Content encoder layer: sử dụng CNN cấp ký tự, multi-head attention và POI embedding để nắm bắt các phương diện sở thích của người dùng về POI
3. User behavior pattern: nắm bắt các mẫu hành vi liên quan tới địa lý của người dùng và nội dung văn bản của họ
4. Output layer: dùng MLP để nắm bắt tổng quát sở thích người dùng về POI

**STGN: Spatio-Temporal Gated Network**

* thay đổi kiến trúc cơ bản của LSTM để có thể nắm bắt ưu tiên ngắn hạn và dài hạn dễ hơn bằng cách thêm 4 cổng mới: 2 dùng dài hạn và 2 dùng cho ngắn hạn.
* Ngoài ra, mô hình này cũng thêm 1 cell state mới cho ngắn hạn và 1 cho dài hạn.
* Mô hình được cải thiện nhờ sử dụng kết hợp cổng input và quên gọi là Spatio-Temporal Coupled Gated Network (STCGN)
* STCGN giảm số lượng tham số, từ đó mô hình có thể được huẩn luyện dễ hơn và cải thiện đáng kể.

#### Self-attention

* Là mô hình rất thành công khi áp dụng cho mô hình hóa ngôn ngữ.
* Do dữ liệu POI có các điểm tương đồng so với dữ liệu dạng chữ, nên nhiều công bố đã áp dụng kỹ thuật này cho mô hình của họ

**GeoSAN: Geography-aware sequential recommender based on the Self-AttentionNetwork**

GeoSAN sử dụng 1 mạng geography-aware self attention (1) và 1 bộ mã hóa địa lý (geography encoder) (2): (1) bao gồm: lớp embedding, self-attention encoder, target-aware attention decoder, matching function, (2) sử dụng dụng bản đồ dạng lưới và bản đồ GPS để mã hóa vị trí GPS

Để giải quyết vấn đề thưa thớt dữ liệu, tác giả đề xuất 1 hàm mất mát cross-entropy với trọng số nhị phân dựa trên các mẫu thử quan trọng, như vậy thông tin của các negative sample được đánh trọng số cao hơn.

**SANST**:

* SANST là cải tiến của SASRec, sử dụng 1 mạng transformer 2 lớp.
* SASRec không nắm bắt các đặc trưng không gian, thời gian => SANST thêm vị trí của điểm POI được tới vào embedding của các điểm check-in
* Vị trí của POI được biểu diễn thông qua 1 lưới (Grid), với vị trí của POI được biểu diễn thông qua các ID của ô trong lưới (grid cell IDs).
* Grid cell ids được học thong qua bộ mã hóa GeoHash và mạng Bi-LSTM
* Để nắm bắt được ảnh hưởng thời gian, SANST thêm 1 tham số vào mạng self-attention, dùng để tính khoảng thời gian giữa 2 lần check-in

#### GRU

* RNN rất tốt trong việc phân tích dữ liệu time-series và LSTM giúp việc nắm bắt các ảnh hưởng ngắn và dài hạn tới quyết định tới 1 POI của người dùng.
* Tuy nhiên, RNN và LSTM có xu hướng bị ảnh hưởng bởi hiện tượng cold start. Nhiều mô hình dựa trên RNN phụ thuộc vào lớp ẩn cuối cùng, điều mà giới hạn quá trình học các thông tin về người dùng từ các lớp ẩn.
* Để giải quyết, GRU được sử dụng trong nhiều mô hình POI Recommendation
* GRU có ít tham số hơn so với LSTM nhưng có thêm 1 số cổng khác để giải quyết vấn đề trên cùng với bùng nổ hay biến mất gradient

**DeepMove**

DeepMove có 2 mô-đun: Multi-modal Recurrent Prediction Framework (1) và Historical Attention Module (2)

(1): trích chọn đặc trưng bằng cách cùng thêm biểu diễn dữ liệu không thời gian và đặc trưng người dùng vào 1 vector, sau đó đưa vào đơn vị GRU để mô hình hóa các yếu tố dài hạn và phụ thuộc phức tạp trong 1 chu trình

(2): nắm bắt tính chu kỳ đa cấp độ của việc người dùng di chuyển

**CARA**

Hầu hết các mô hình xem xét các ảnh hưởng từ các ngữ cảnh khác nhau dựa trên sở thích người dùng. Tuy nhiên, những ảnh hưởng này có tác động không giống nhau. CARA gồm 4 lớp, tnput layer, embedding layer, recurrent layer (sử dụng GRU), output layer, được đề xuất để giải quyết vấn đề trên.

Để nắm bắt ảnh hưởng ngữ cảnh khác nhau tới sở thích người dùng, mô hình sử dụng 2 cơ chế cổng:

Contextual Attention Gate: điều khiển ảnh hưởng thông thường và chuyển tiếp ngữ cảnh dựa trên sở thích không cố định của người dùng

Time- and Spatial-based Gate: xem xét các khoảng thời gian và khoảng cách địa lý giữa giữa 2 điểm check-in thành công để kiểm soát sự ảnh hưởng của trạng thái ẩn của đơn vị GRU trước đó

**MGRU**

MGRU chỉnh sửa GRU cơ bản bằng cách thêm 2 cổng mới.

* Dynamic Contextual-Attention-Gate: nắm bắt ảnh hưởng của các ngữ cảnh động như: thời gian trong ngày, tâm trạng người dùng, người đi cùng, …
* Transition-Contextual-Attention-Gate: nắm bắt sự ảnh hưởng khi chuyển tiếp ngữ cảnh như: khoảng thời gian và khoảng cách địa lý từ POI quá khứ tới tương lai.

MGRU có 3 lớp:

* input layer: tiền xử lý dữ liệu, vector hóa chuỗi check-in
* recurrent layer: nắm bắt các đặc trưng của chuỗi sử dụng MGRU
* output layer: đưa ra gợi ý

#### Graph Embedding

Nhiều kỹ thuật gần đây tận dụng tiềm năng của graph embedding, đó là học những đặc trưng thấp chiều của không gian dữ liệu được mô hình hóa như là 1 dạng của đồ thị: POI-POI, user-POI, POI-time

**GE**

Xie và cộng sự đề suất GE, sử dụng graph embedding cho gợi ý POI kế tiếp.

GE nắm bắt cùng lúc các ảnh hưởng từ sự tuần tự, địa lý, chu kỳ thời gian và ngữ nghĩa theo 1 cách thống nhất bằng cách sử dụng 4 đồ thị vô hướng (bipartite).

* Đồ thị POI-POI nắm bắt ảnh hưởng tuần tự
* Đồ thị POI-khu vực nắm bắt ảnh hưởng về địa lý
* Đồ thị POI-thời gian nắm bắt ảnh hưởng về chu kỳ thời gian
* Đồ thị POI-từ nắm bắt ảnh hưởng về ngữ nghĩa

Mô hình vector hóa 4 đồ thị quan hệ trên và đưa vào 1 không gian thấp chiều, sau đó tính toán sự tương đồng giữa 1 truy vấn của người dùng (vector user, thời gian truy vấn, địa điểm) và các POI nơi mà chưa được tới bởi người dùng. Những POI giống nhất sẽ được gợi ý cho người dùng.

**STA**

STA tổng quát hóa kiến thức về Graph Embedding bằng cách thực hiện vector hóa cả thông tin người dùng và POI và cùng 1 không gian ẩn. Người dùng và POI là 2 đối tượng khác nhau nên cách tiếp cận này là không tự nhiên.

Mặt khác, STA nhận kiểu dữ liệu vị trí và thời gian dạng <time, location> và sử dụng biểu diễn vector của cặp này như là 1 mối quan hệ cho liên kết người dùng và POI

**JLGE**

JLGE sử dụng 6 đồ thị thông tin: 2 đồ thị có hướng (user-user, POI-POI) và 4 đồ thị vô hướng (user-location, user-time, location-user, location-time)

Mô hình gồm 3 bước xử lý:

1. Mô hình xây dựng các đồ thị thông tin và trọng số trên các cạnh
2. Mô hình học đồng thời cách vector hóa người dùng và POI vào cùng 1 không gian ẩn từ 6 đồ thị được xây dựng ở bước 1 thông qua mô hình LINE.
3. Mô hình cá nhân hóa các gợi ý POI cho mỗi người dùng bằng cách hiệu chỉnh ảnh hưởng của các mạng tham gia cho các gợi ý cuối cùng cho người dùng được chọn

**RELINE**

RELINE là mô hình mở rộng của JLGE, gồm 2 thành phần mới:

* Mạng Stay Points: biểu diễn vị trí mà người dùng hay dừng tại đó nhất
* Mạng Routes: đường (path) mà người dùng đi ngay sau khi tới POI.

Ngoài ra, 2 đồ thị vô hướng mới: user-route và POI-stay point được thêm vào mô hình JLGE để nắm bắt tốt hơn sở thích không cố định của người dùng.

**DYSTAL**

DYSTAL là mô hình sử dụng thiết kế học bán giám sát, gồm 2 phần chính: network embedding method (1) và dynamic factor graph model (2)

(1): học cùng lúc cách vector hóa người dùng và POI thông qua 3 đồ thị: POI-POI, user-POI, user-user để tìm ra các đặc trưng không-thời gian phức tạp của các hành vi tới thăm POI của người dùng.

(2): nắm bắt các yếu tố khác nhau bao gồm: độ tương quan của người dùng và POI thông qua Factor Graph Model

Ngoài ra, DYSTAL còn xem xét dữ liệu đánh giá bằng chữ của người dùng thông qua SentiStrength

#### Các mô hình lai

## Phương thức đánh giá