

# **POI Recommendation in Location-Based Social Networks**





## ¿Qué son las **LBSNs**?

- Redes sociales basadas en la **ubicación**.
- Foursquare, Facebook Places, GeoLife, Gowalla (RIP).
- Desafío: recomendar nuevos lugares y hacer publicidad ***location-aware***.



## Características únicas de las LBSNs

---

- ◉ Influencia geográfica: primera ley de **Tobler**.
- ◉ Datos de frecuencia y **sparcity**.
- ◉ Influencia social.



## Formalización de recomendación de POI

- Conjunto de usuarios  $U$ , conjunto de ubicaciones  $L$ .
- Conjunto de lugares visitados por un usuario, denotados por  $\langle longitud, latitud \rangle$ .
- Matriz de frecuencia de *check-ins*:  $C$ .
- Lista de relaciones de amistad: matriz  $S$ .
  - Valor de confianza social o binario.



# **Taxonomía de POI Recommendation**



## *Pure check-in data*

- ◉ Dos usuarios son similares si han hecho *check-in* en muchos lugares en común.
- ◉ *User-based CF*: usuarios similares tienen gustos similares de ubicaciones.
- ◉ *Item-based CF*: a los usuarios les interesan lugares similares.



## Cosine similarity measure

$$\text{sim}(u, v) = \frac{\sum_{l_j \in L} c_{uj} c_{vj}}{\sqrt{\sum_{l_j \in L} c_{uj}^2} \sqrt{\sum_{l_j \in L} c_{vj}^2}}$$



## Model based: matrix factorization.

$$\min_{U,V} \frac{1}{2} \sum_{(u,i) \in T} (c_{ui} - U_i^T V_j)^2 + \frac{\lambda}{2} \|U\|_F^2 + \frac{\lambda}{2} \|V\|_F^2$$

$$\min_{U,V} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_{ij} (g(c_{ij}) - g(U_i^T V_j))^2 + \lambda_1 \|U\|_F^2 + \lambda_2 \|V\|_F^2$$



# **Geographical Influence Enhanced POI Recommendation**



## ***Geographical Influence Enhanced***

---

- Primera ley de Tobler.
- Los usuarios prefieren ubicaciones cercanas.
- Los usuarios se interesan por ubicaciones que rodeen a sus preferidas.



## Ye et al.: power-law distribution

$$y = a \times x^b$$

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \{y'(x'_n, W) - t_n\} + \frac{\lambda}{2} \|W\|^2$$

$$\begin{aligned} Pr[l_j | L_i] &= \frac{Pr[l_j \cup L_i]}{Pr[L_i]} \\ &= \frac{Pr[L_i] \times \prod_{l_y \in L_i} Pr[d(l_j, l_y)]}{Pr[L_i]} \\ &= \prod_{l_y \in L_i} Pr[d(l_j, l_y)] \end{aligned}$$



**Yuan et al.: willingness is a function of distance.**

$$w_i(dis) = a \times dis^k$$

$$p(l_j|l_i) = \frac{w_i(dis(l_i, l_j))}{\sum_{l_k \in L, l_k \neq l_i} w_i(dis(l_i, l_k))}$$

$$\begin{aligned} \hat{c}_{u,l} &= P(l|L_u) \propto P(l)P(L_u|l) \\ &= P(l) \prod_{l' \in L_u} P(l'|l) \end{aligned}$$



## Otros algoritmos

---

- ◎ **Cheng et al.:** multi-center Gaussian model.
  - Algoritmo *greedy* de *clustering* para encontrar los centros.
- ◎ **Zhang et al.:** kernel density estimation.
  - Mucho mejor desempeño que los basados en PD o MGM.
- ◎ **Lian et al.:** *weighted matrix factorization based POI recommendation* (GeoMF).
  - Mejor desempeño que con matriz de frecuencias.



# **Social Influence Enhanced POI Recommendation**



## Ye et al.: friend-based CF

$$\hat{r}_{i,j} = \frac{\sum_{u_k \in F_i} r_{k,j} w_{i,k}}{\sum_{u_k \in F_i} r_{k,j}}$$

- Conjunto de *top-n* amigos similares.
- *Directional social influence weight*.



## Cheng et al.: probabilistic matrix factorization with social regularization.

$$\begin{aligned} \min_{U, V} & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_{ij} (g(c_{ij}) - g(U_i^T V_j))^2 + \lambda_1 \|U\|_F^2 + \lambda_2 \|V\|_F^2 \\ & + \beta \sum_{i=1}^N \sum_{f \in F_i} \text{sim}(i, f) \|U_i - U_f\|_F^2 \end{aligned}$$

*La influencia de relaciones sociales “pesa” menos que la influencia de la geografía en recomendaciones de POI.*



“



# **Temporal Influence Enhanced POI Recommendation**



**Yuan et al.: different locations at different times.**

$$\hat{c}_{u,t,l}^{(t)} = \frac{\sum_v w_{u,v}^{(t)} c_{v,t,l}}{\sum_v w_{u,v}^{(t)}}$$

- Siempre mejor desempeño que *User-based CF*.



## Otros algoritmos

---

- ◉ **Gao et al.:** influencia temporal basada en dos propiedades.
  - Distintas preferencias de *check-in* en diferentes horas.
  - Preferencias similares en horas consecutivas.



## Conclusiones e investigaciones futuras

- ◉ Recomendaciones basadas en **binarios** son mejores que las basadas en frecuencia.
- ◉ *Social Influence POI recommendation* no es tan buena: **ignoran distintos tipos de relaciones**.
- ◉ Escalabilidad: *parallelized computing methods*.