



**Tu universidad
de postgrado**
Your university
for graduate
studies



**Tu universidad
para una formación
permanente**
Your lifelong
learning university



**Tu universidad
para una enseñanza
innovadora**
Your innovative
education university



**La universidad
para tu futuro**
The university
for your future

Sistemas de recomendación sobre dominios cruzados

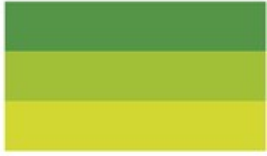
Iván Cantador, Alejandro Bellogín

Universidad Autónoma de Madrid

ivan.cantador@uam.es, alejandro.bellogin@uam.es



Recomendaciones para un único dominio



- Los sistemas de recomendación tradicionales sugieren ítems pertenecientes a un **único dominio**

- libros en GoodReads
- películas en Netflix
- canciones en Spotify
- ...

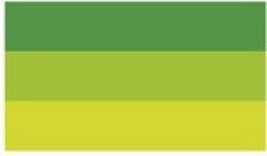
goodreads

NETFLIX



- Esto no se percibe como una limitación, sino como el foco de un mercado particular

Perfiles de usuario para múltiples sistemas



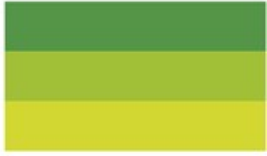
Hoy en día, los **usuarios**...

- proporcionan *feedback* sobre **ítems de diferentes tipos**
 - p.e. en Amazon podemos puntuar libros, DVDs, ...
- expresan sus opiniones en **diferentes medios sociales** y para **diferentes proveedores**
 - p.e. Facebook, Twitter, Amazon, Netflix, TripAdvisor

y los **proveedores** desean...

- realizar **venta cruzada** (*cross-selling*) de productos y servicios
- proporcionar recomendaciones a **nuevos usuarios**

Recomendaciones para múltiples dominios (I)



- En algunas aplicaciones, podría ser útil ofrecer al usuarios recomendaciones personalizadas conjuntas de ítems pertenecientes a **diferentes dominios**
 - En un sitio de comercio electrónico, se podrían sugerir **películas** o **videojuegos** basados en un **libro** comprado por un cliente
 - En una aplicación de viajes, se podrían sugerir **eventos culturales** de interés a una persona que ha hecho una reserva en **cierto hotel** de una ciudad particular
 - En un sistema de e-learning, se podrían sugerir **páginas web educativas** con temas relacionadas con un **video documental** que un estudiante a visto

Recomendaciones para múltiples dominios (II)



- Algunas aplicaciones reales ya recomiendan **ítems de diferentes dominios, pero...**



Recomendaciones para múltiples dominios (II)



- Algunas aplicaciones reales ya recomiendan **ítems de diferentes dominios, pero...**
 - sus recomendaciones sólo proceden de análisis estadísticos sobre ítems populares, sin considerar estrategia de personalización alguna, o

Customers Who Bought This Item Also Bought

 CaseCrown Apple iPad 2 Bold Standby case (Black) for iPad 2 (Bui... ★★★★☆ (294) \$25.21	 DigitalsOnDemand 15-Item Accessory Bundle for New Apple iPad 2 2... ★★★★☆ (10) \$49.99	 3 Pack of Premium Crystal Clear Screen Protectors for Apple iPad ★★★★☆ (541) \$3.00	 Apple iPad 2 Leather Smart Cover - Black (MC947LL / A) ★★★★☆ (26) \$63.63	 3 Pack of Universal Touch Screen Stylus Pen (Red +... by Bargaincell ★★★★☆ (640) \$1.99
---	---	--	--	--

Recomendaciones para múltiples dominios (II)



- Algunas aplicaciones reales ya recomiendan **ítems de diferentes dominios, pero...**
 - sus recomendaciones sólo proceden de análisis estadísticos sobre ítems populares, sin considerar estrategia de personalización alguna, o
 - sólo explotan información sobre las preferencias del usuario en el dominio destino

Looking for "ipad" Products?
Other customers suggested these items:

COURTESAN
D.A. BOULTER
COURTESAN ~ D.A. Boulter (Kindle Edition)
★★★★☆ (20)
\$2.99

CrazyOnDigital Essential 20...
~ Crazy on Digital
★★★★☆ (9)
\$36.99

3 Pack of Universal Touch...
~ Bargaincell
★★★★☆ (640)
Click for more info

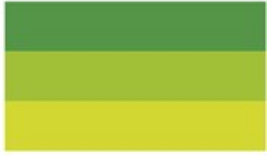
CrazyOnDigital Black Folio...
~ Crazy on Digital
★★★★☆ (3)
\$9.98

Skiva Component+Composite...
~ Skiva
★★★★☆ (84)
\$39.99

Damon Brown's Simple Guide...
~ Damon Brown (Kindle Edition)
★★★★☆ (5)
\$1.99

Explore related products
accessories android
apple apple ipad
case ebook ipad 2
ipad 2 case ipad
accessories ipad
accessory ipad bag
ipad case ipad
cases ipad cover
ipad folio ipad leather
case ipad screen
protector ipad sleeve
ipad stand ipad stylus
iphone iphone stylus
ipod ipod accessories
ipod touch kindle
leather stylus tablet
touch screen stylus

Recomendaciones para múltiples dominios (III)

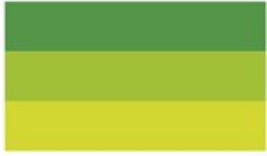


¿Podemos hacer uso de datos personales proporcionados en **distintos dominios** para generar **mejores recomendaciones**?

definición de “*dominio*”

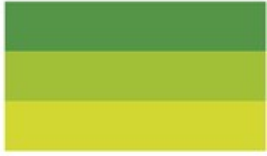
definición de “*mejores recomendaciones*”

Problemas relacionados con SRs sobre dominios cruzados



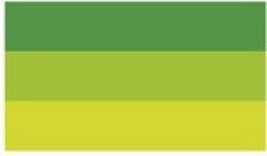
- **Aprendizaje Automático**
 - Multi-Task Learning / Transfer Learning
- **Modelado de usuario**
 - agregación de preferencias de usuario para personalización en sistemas cruzados, publicidad, seguridad
- **Sistemas de recomendación conscientes del contexto**
 - distintos dominios como diferentes contextos
- **Sistemas de recomendación híbridos** (conjuntos de clasificadores)
 - AdaBoost → híbrido
 - Bootstrap / Blending → dominios cruzados

Historia de los SRs sobre dominios cruzados



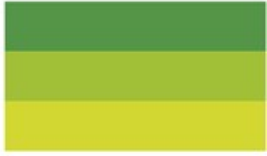
- **2002:** el término “**sistemas de recomendación sobre dominios cruzados**” aparece por primera vez en una patente:
 - Triplehop Technologies (ahora Oracle)
- **2005:** algunos artículos plantean “**dominios cruzados**” como un tema de investigación interesante
 - Mark van Setten, Sean M. McNee & Joseph A. Konstan. 2005
 - Shlomo Berkovsky, Tsvi Kuflik & Francesco Ricci. 2005
- **2007:** primeros artículos con contribuciones en “**dominios cruzados**”
 - Ronald Chung, David Sundaram & Ananth Srinivasan. 2007
 - Shlomo Berkovsky, Tsvi Kuflik & Francesco Ricci. 2007

Historia de los SRs sobre dominios cruzados



- Primeros artículos proponiendo clasificaciones de problemas y aproximaciones
 - Antonis Loizou. 2009
 - Sinno Jialin Pan & Qiang Yang. 2010
 - Bin Li. 2011
 - Paolo Cremonesi, Antonio Tripodi & Roberto Turrin. 2011
 - Ignacio Fernández-Tobías, Iván Cantador, Marius Kaminskis & Francesco Ricci. 2012

Recomendaciones sobre dominios cruzados

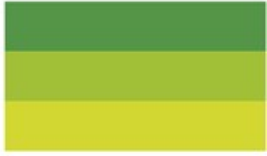


- **Dominio único:** tratar cada dominio independientemente
- **Dominios colectivos:** “juntar” dominios y tratarlos como un único dominio

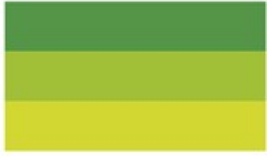
baseline

- **Dominios cruzados:** transferir conocimiento de un dominio origen a un dominio destino
 - **asunción:** solapamiento de información de usuarios y/o ítems sobre diferentes dominios
 - solapamientos de usuarios, ítems, atributos, ...

Objetivos de esta charla

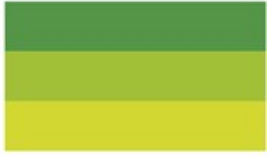


- **Taxonomía** de problemas y técnicas
- **Revisión de la literatura:** quién está haciendo qué
- **Guías** basadas en prácticas consolidadas y del estado del arte en la comunidad científica

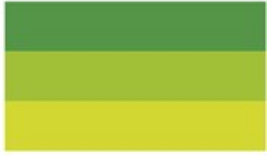


1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

El problema de recomendación sobre dominios cruzados

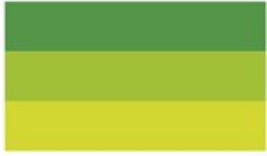


- **Dominios**
 - ¿qué tipos de dominios existen?
- **Objetivos**
 - ¿por qué se necesitan sistemas de recomendación sobre dominios cruzados?
- **Tareas**
 - ¿qué partes de los conjuntos de datos se pueden usar?
- **Escenarios**
 - ¿qué solapamientos de información pueden existir entre dominios?



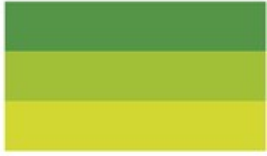
- 1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados**
 - **Definición de dominio**
 - Objetivos y tareas de la recomendación sobre dominios cruzados
 - Escenarios de recomendación sobre dominios cruzados
2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

Definición de dominio (I)



- Un **dominio** es un campo de pensamiento, actividad o interés particular
- En la literatura, los investigadores han considerado **distintas nociones de dominio**:
 - películas vs. libros
 - películas de acción vs. películas de comedia
 - ...

Definición de dominio (II)



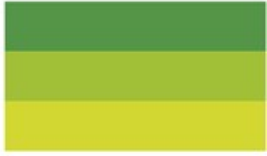
- Los **dominios** difieren debido a:
 - diferentes tipos de ítems
 - películas vs. libros
 - diferentes tipos de usuarios
 - usuarios “pay-per-view” vs. usuarios con suscripciones anuales
 - “partición” de usuarios con respecto a los ítems
 - p.e. usuarios con ratings en
 - sólo libros
 - sólo películas
 - libros y películas

Definición de dominio

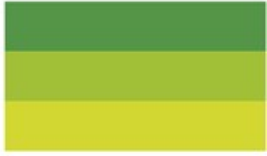


Nos centramos en el caso de 2 dominios

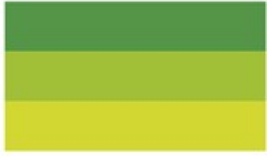
origen D_S \leftrightarrow destino D_T
(auxiliar)



- **Nivel de atributo** (*comedia* ↔ *thriller*)
 - el mismo tipo de ítems, diferentes valores de cierto atributo
- **Nivel de tipo de ítem** (*películas* ↔ *libros*)
 - tipos similares, compartiendo algunos atributos
- **Nivel de ítem** (*películas* ↔ *restaurantes*)
 - distintos tipos, difiriendo en la mayoría o todos los atributos
- **Nivel de sistema** (*Netflix* ↔ *MovieLens*)
 - casi los mismos ítems, almacenados de diferentes modos y/o mediante diferentes operaciones



- **Nivel de atributo** (*comedia* ↔ *thriller*): **12%**
 - géneros de película (MovieLens, EachMovie)
- **Nivel de tipo de ítem** (*películas* ↔ *libros*): **9%**
 - Amazon
- **Nivel de ítem** (*películas* ↔ *restaurantes*): **55%**
 - MovieLens, Last.fm, Delicious, BookCrossing, Facebook
- **Nivel de sistema** (*Netflix* ↔ *MovieLens*): **24%**
 - Last.fm, Delicious



1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados

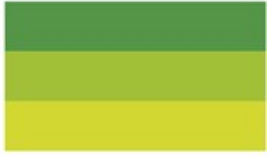
- Definición de dominio
- **Objetivos y tareas de la recomendación sobre dominios cruzados**
- Escenarios de recomendación sobre dominios cruzados

2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados

3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados

4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

Objetivos de la recomendación sobre dominios cruzados



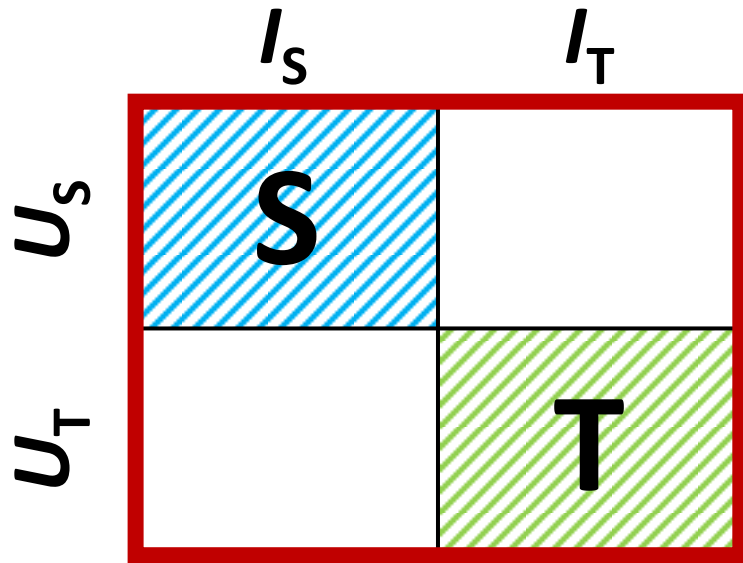
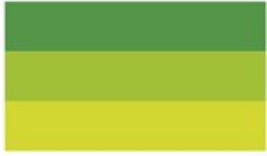
- Abordar el problema de **arranque frío** (*cold-start problem*)
 - recomendaciones a nuevos usuarios
 - venta cruzada (*cross-selling*) de productos
- Mejorar la **precisión** de las recomendaciones
 - p.e. aumentando la baja densidad (*sparsity*) de ratings
- Ofrecer un **valor añadido** a las recomendaciones
 - diversidad, novedad, serendipia
- Enriquecer los **modelos de usuario**
 - descubriendo nuevas preferencias de usuario
 - abordando la vulnerabilidad en redes sociales

Objetivos en la literatura...

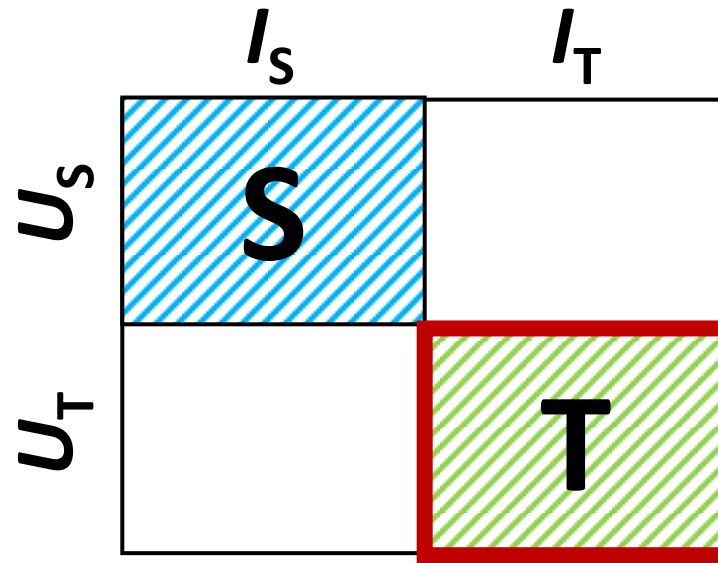


Objetivo	Porcentaje
Arranque frío	5%
Nuevo usuario	15%
Nuevo ítem	5%
Precisión	55%
Diversidad	5%
Privacidad	5%
Modelo de usuario	10%

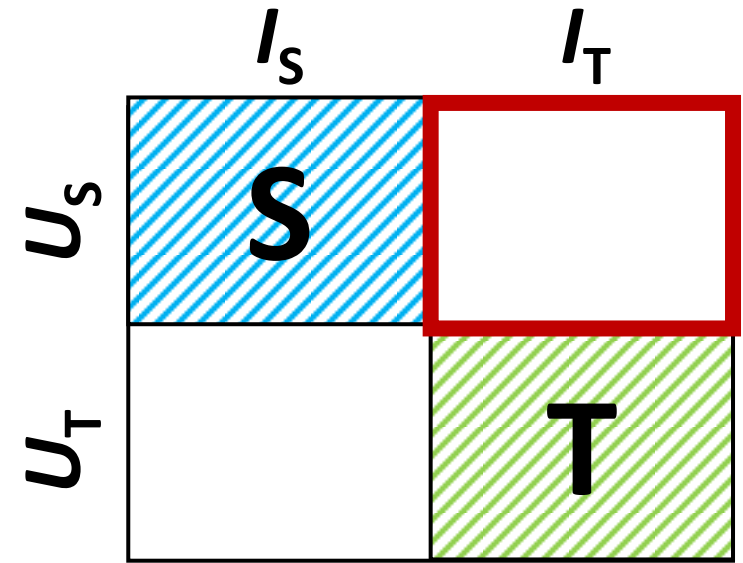
Tareas de recomendación sobre dominios cruzados



Multi-dominio



Dominios enlazados



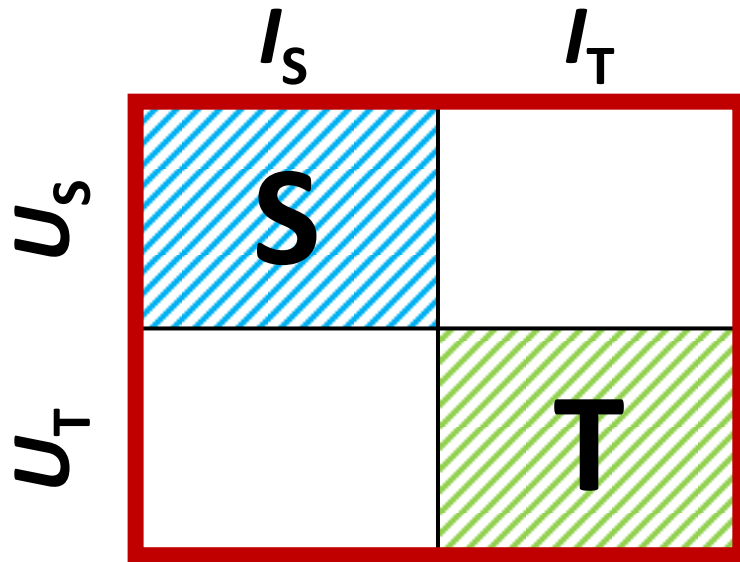
Dominios cruzados

 = datos del dominio origen

 = datos del dominio destino

 = destino de las recomendaciones

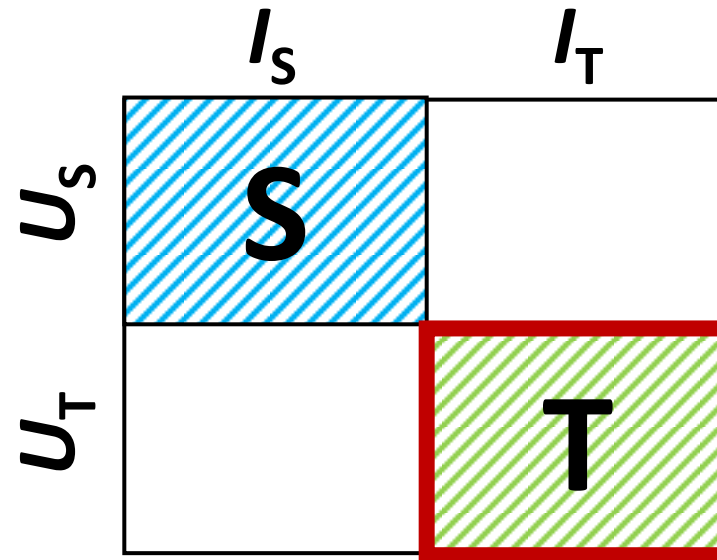
Tareas de recomendación sobre dominios cruzados



Multi-dominio

- Recomendar ítems en dominios origen y destino
- Objetivo: venta cruzada, diversidad, novedad, serendipia
- Aproximación: compartición de conocimiento y enlace de dominios

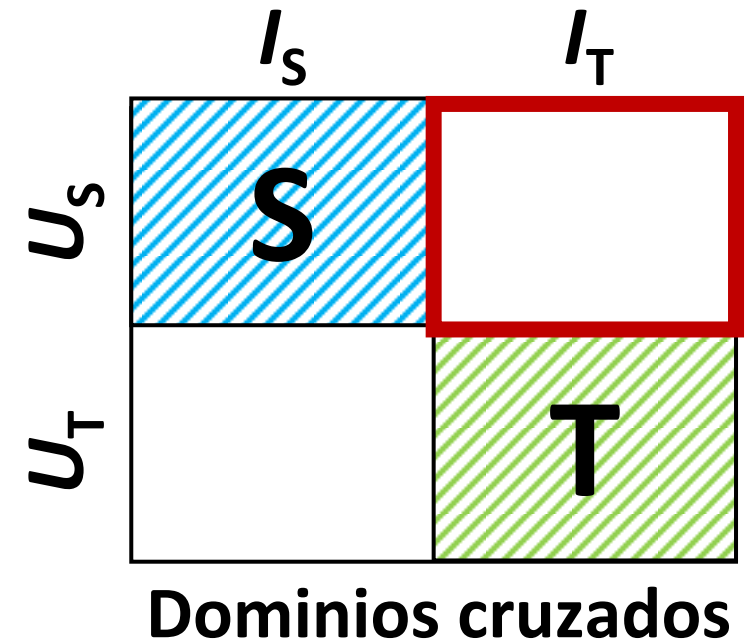
Tareas de recomendación sobre dominios cruzados



Dominios enlazados

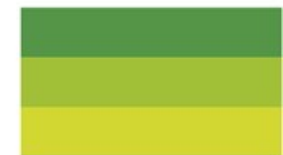
- Recomendar ítems a usuarios en el dominio de destino
- Objetivo: mejorar precisión de recomendaciones en el dominio destino (p.e. aumentando la baja densidad de ratings)
- Aproximación: cualquiera

Tareas de recomendación sobre dominios cruzados

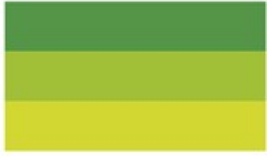


- Recomendar ítems en el dominio destino a usuarios en el dominio origen
- Objetivo: problemas de arranque frío, nuevo usuario y nuevo ítem
- Aproximación: agregación de conocimiento

Tareas en la literatura...



Tarea	Porcentaje
Multi-dominio	20%
Dominios enlazados	55%
Dominios cruzados	25%



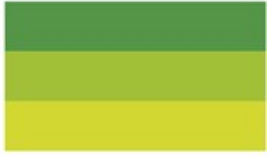
1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados

- Definición de dominio
- Objetivos y tareas de la recomendación sobre dominios cruzados
- **Escenarios de recomendación sobre dominios cruzados**

2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados

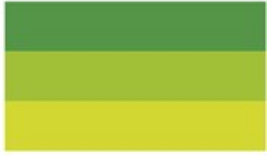
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados

4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados



- \mathbf{X}_U → conjunto de características usadas para representar usuarios
 - = \mathbf{F}_U → información colateral (atributos = *features*) sobre usuarios (p.e. datos demográficos, etiquetas sociales, contactos, ...)
 - = \mathbf{I} → ítems puntuados/consumidos por usuarios

- \mathbf{X}_I → conjunto de características usadas para representar ítems
 - = \mathbf{F}_I → información colateral (atributos = *features*) sobre ítems (p.e. géneros, palabras clave, ...)
 - = \mathbf{U} → usuarios que han puntuado los ítems



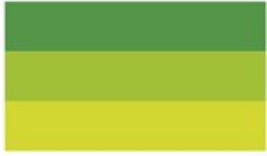
Atributos comunes de ...

... usuarios:

- $F_U(S) \cap F_U(T) \neq \emptyset$
 - p.e. datos demográficos de usuarios en ambos dominios

... ítems:

- $F_I(S) \cap F_I(T) \neq \emptyset$
 - p.e. ítems compartiendo el mismo conjunto de atributos de ambos dominios



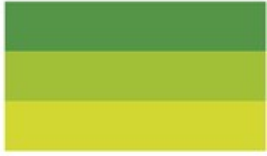
Mapeando atributos de...

... usuarios:

- $f : \mathbf{X}_U(S) \rightarrow \mathbf{X}_U(T)$
 - p.e. a través de la relación “amigo de”

... ítems:

- $f : \mathbf{X}_I(S) \rightarrow \mathbf{X}_I(T)$
 - p.e. “vampiro” en origen y “zombi” en destino representan “terror”



Solapamiento de ...

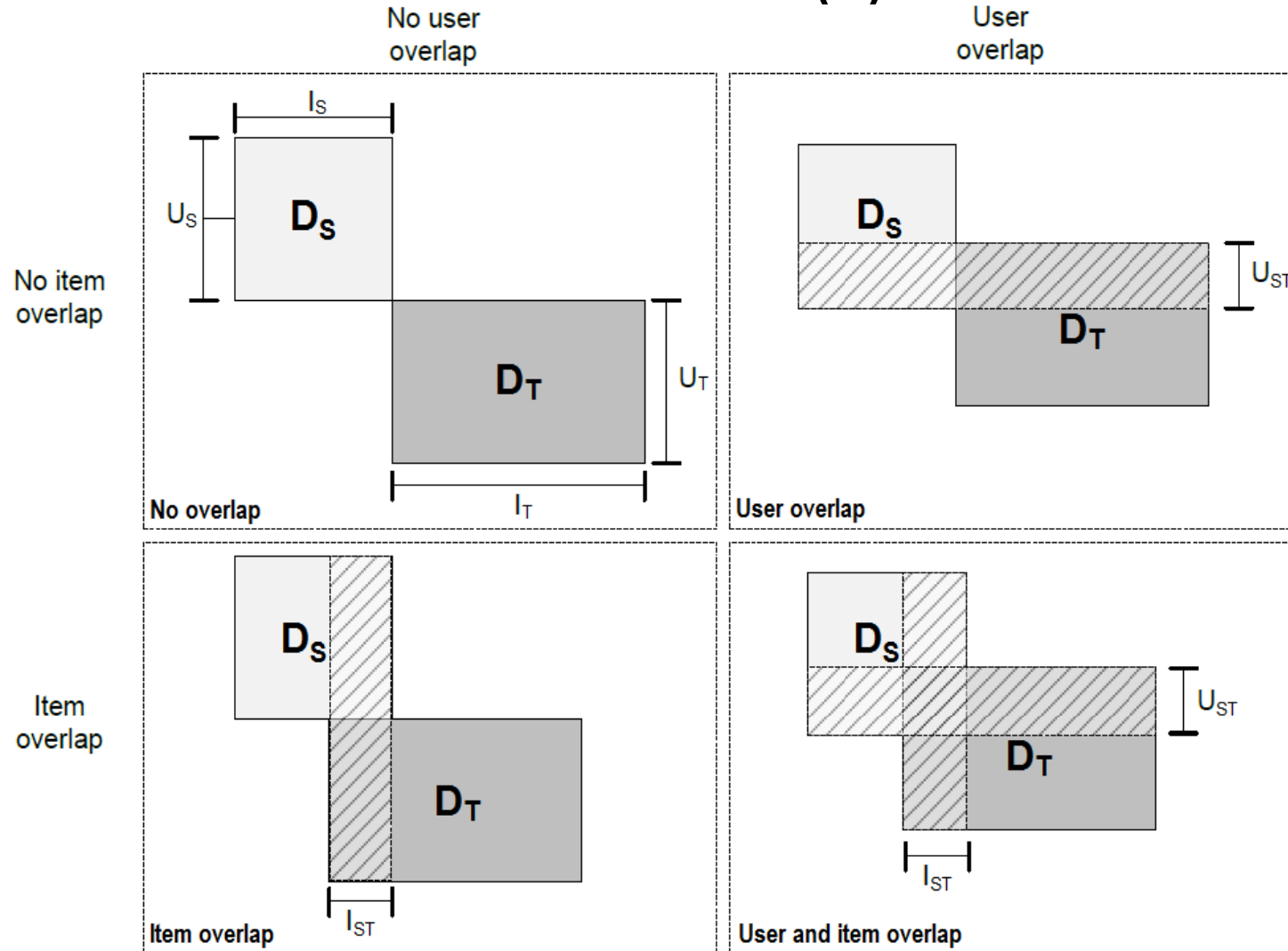
... ítems:

- $I(S) \cap I(T) \neq \emptyset$
 - p.e. los mismos ítems comunes entre dominios

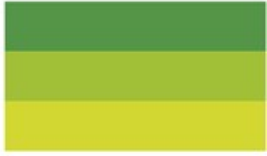
... usuarios:

- $U(S) \cap U(T) \neq \emptyset$
 - p.e. los mismos usuarios comunes entre dominios

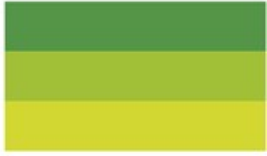
Escenarios de recomendación sobre dominios cruzados (I)



Escenarios de recomendación sobre dominios cruzados (II)

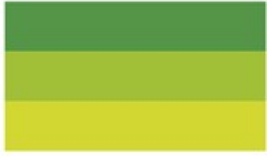


- **No solapamiento**
 - $U_{ST} = U_S \cap U_T = \emptyset$ y $I_{ST} = I_S \cap I_T = \emptyset$
- **Solapamiento de usuarios**
 - $U_{ST} \neq \emptyset$, pero todo ítem pertenece a un único dominio
 - p.e. algunos usuarios puntúan películas y libros
- **Solapamiento de ítems**
 - $I_{ST} \neq \emptyset$, pero todo usuario pertenece a un único sistema
 - p.e. dos proveedores IPTV compartiendo un catálogo de programas de TV
- **Solapamiento de usuarios e ítems**
 - $U_{ST} \neq \emptyset$ y $I_{ST} \neq \emptyset$



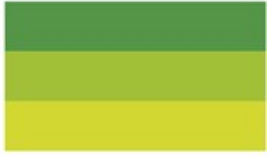
1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
- 2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados**
 - **Tipos de técnicas**
 - Técnicas de enlace/agregación de conocimiento
 - Técnicas de compartición/transferencia de conocimiento
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

Dominios cruzados: ¿oportunidad o problema?



- El dominio origen es una potencial **fuentes de sesgo**
 - Si el dominio origen es más rico que el dominio destino, los algoritmos aprenden cómo recomendar ítems en el dominio origen y consideran el dominio destino como ruidoso
- El dominio origen es una potencial **fuentes de ruido**
 - Si los modelos de usuario en los dos dominios difieren, el dominio origen introduce ruido en el aprendizaje del dominio destino

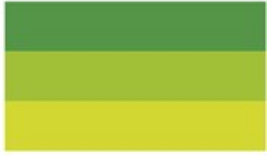
Dominios cruzados: ¿oportunidad o problema?



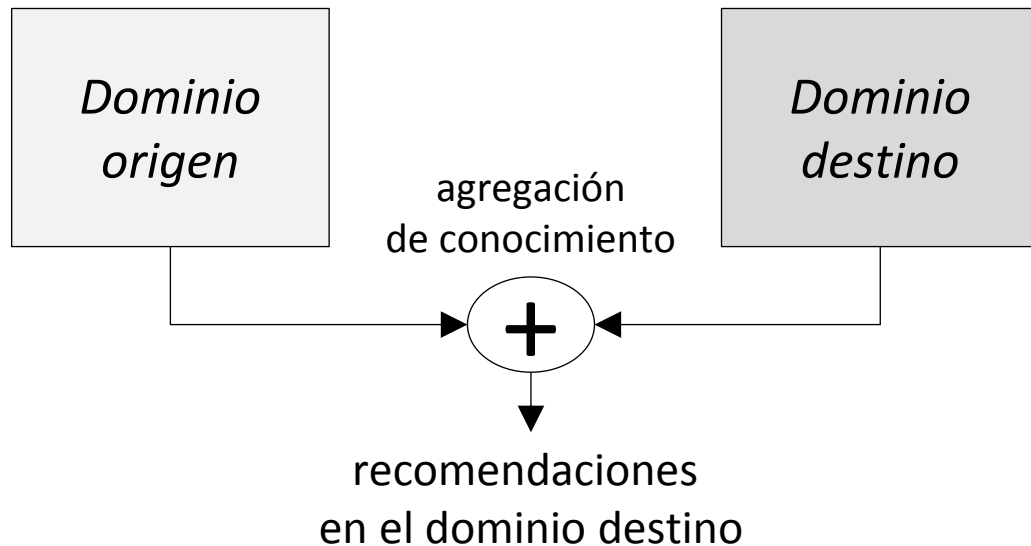
es una cuestión de **pesos**

¿cuál es el “peso” relativo de los dos dominios?

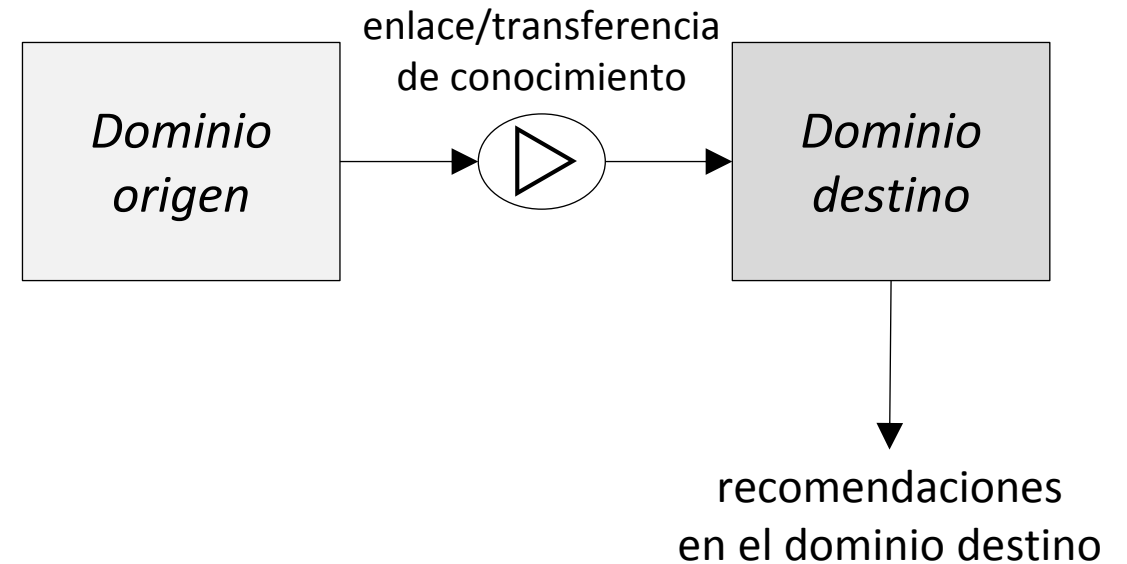
¿cuánto “ponderamos” la información procedente del dominio origen?



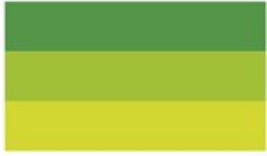
- Dos tipos de aproximaciones, basadas en cómo se explota el conocimiento del dominio origen



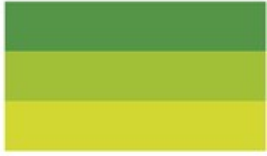
Enlace/agregación de conocimiento



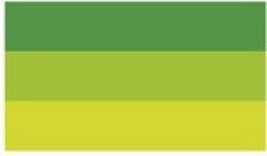
Compartición/transferencia de conocimiento



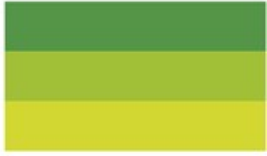
- **Enlace/agregación de conocimiento**
 - Unión de preferencias de usuario
 - Mediación de modelos de usuario
 - Combinación de recomendaciones
 - Enlace de dominios
- **Compartición/transferencia de conocimiento**
 - Compartición de factores latentes
 - Transferencia de patrones de rating



1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
- 2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados**
 - Tipos de técnicas
 - **Técnicas de enlace/agregación de conocimiento**
 - Técnicas de compartición/transferencia de conocimiento
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

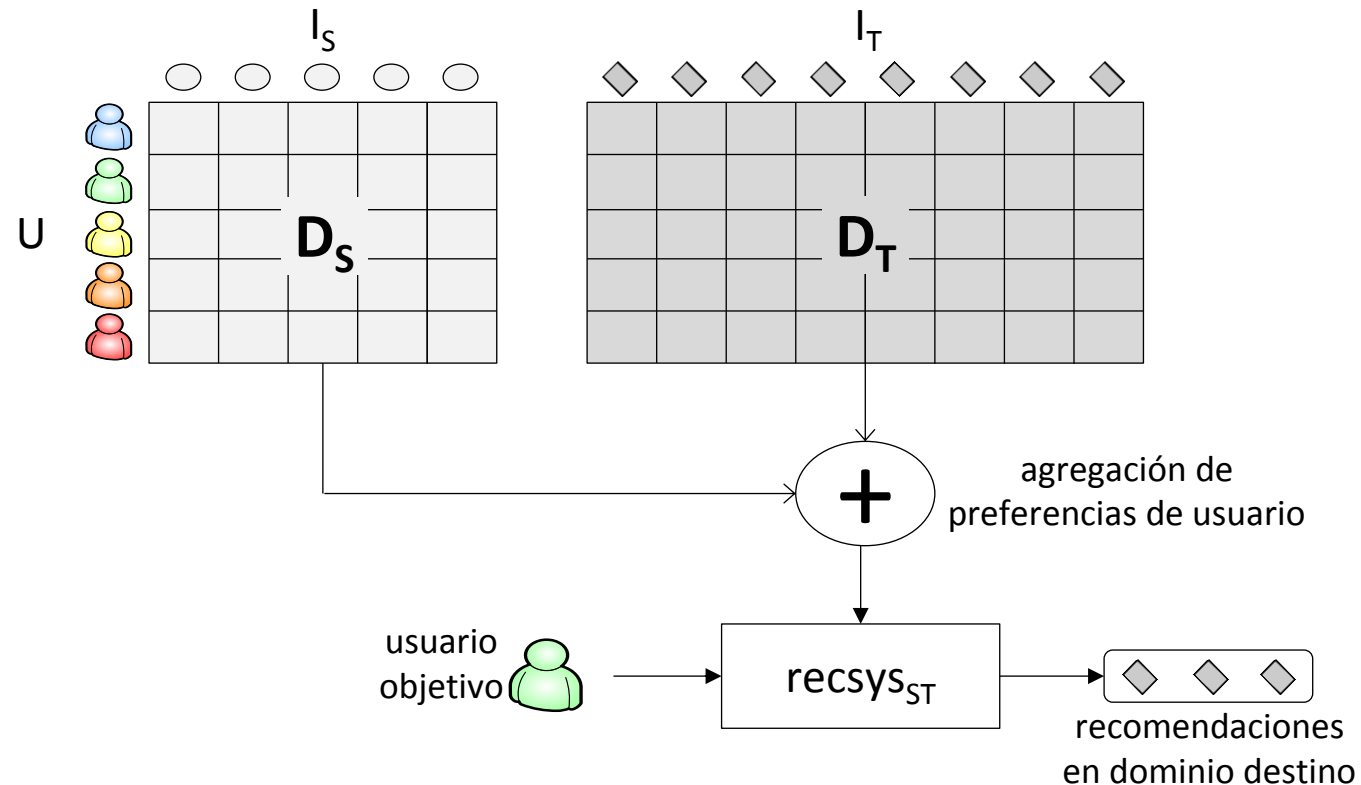


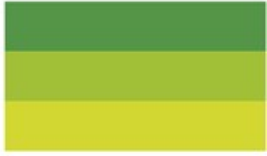
- **Enlace/agregación de conocimiento**
 - **Unión de preferencias de usuario**
 - Mediación de modelos de usuario
 - Combinación de recomendaciones
 - Enlace de dominios
- Compartición/transferencia de conocimiento
 - Compartición de factores latentes
 - Transferencia de patrones de rating



- Agregación de preferencias de usuario**

- ratings, etiquetas sociales (*tags*), registros de transacciones, datos de clics





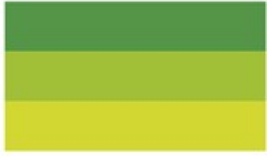
- **Ventajas**

- funciona bien para para el problema del nuevo usuario
- es robusta (evolución de técnicas estándar para dominio único)
- facilita la explicación de recomendaciones

- **Inconvenientes**

- necesita solapamiento de usuarios entre los dominios origen y destino

Unión de preferencias de usuario: aproximaciones (I)



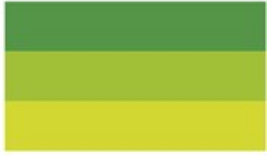
- En la matriz agregada, se pueden aplicar técnicas de dominio único “ponderadas”
 - kNN basado en usuario
 - Berkovsky et al. 2007; Shapira et al. 2013; Winoto & Tang 2008;
 - Técnicas basadas en grafo
 - Nakatsuji et al. 2010; Cremonesi et al. 2011; Tiroshi et al. 2013
 - Factorización de matrices / Máquinas de factorización
 - Loni et al. 2014

Unión de preferencias de usuario: aproximaciones (II)

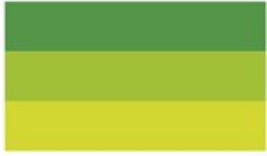


- **Recomendación de puntos de interés combinando datos de varias ciudades**
 - Se seleccionan ciudades para la matriz agregada según distintas propiedades:
 - Ciudades más populares (con más datos)
 - Ciudades más cercanas o del mismo país (más parecidas culturalmente)
 - Permite reducir la dispersión a base de aumentar los usuarios comunes:

Cross-domain strategy	Cities								Average
	Istanbul	Jakarta	Kuala Lumpur	Mexico City	Moscow	Santiago	São Paulo	Tokyo	
N-CD	89.54%	67.14%	83.44%	89.36%	94.48%	85.28%	64.87%	79.13%	81.66%
C-CD	67.64%	57.54%	66.14%	67.80%	61.35%	83.68%	34.43%	74.52%	64.14%
P-CD	29.09%	13.63%	13.53%	9.30%	8.71%	7.73%	8.99%	10.79%	12.72%

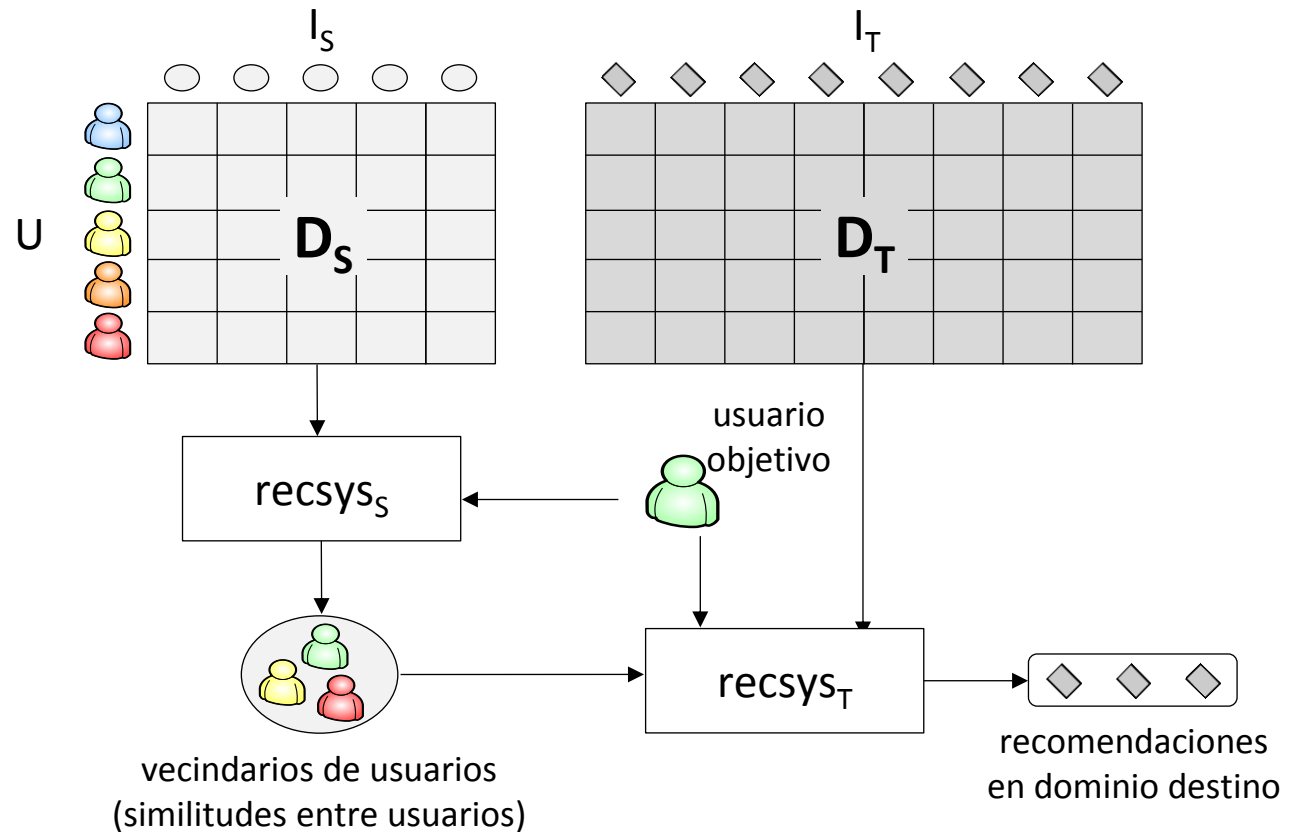


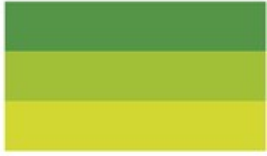
- **Enlace/agregación de conocimiento**
 - Unión de preferencias de usuario
 - **Mediación de modelos de usuario**
 - Combinación de recomendaciones
 - Enlace de dominios
- Compartición/transferencia de conocimiento
 - Compartición de factores latentes
 - Transferencia de patrones de rating



- **Agregación de modelos** (CF, CB, híbridos) desde diferentes dominios

- vecindarios de usuario
- similitudes de usuario





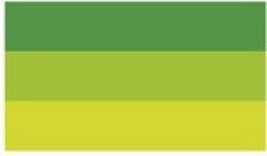
- **Ventajas**

- apropiada para el problema del nuevo usuario y para la mejora de precisión
- es robusta (evolución de técnicas estándar para dominio único)

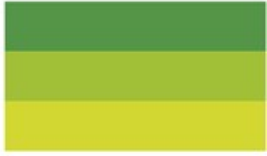
- **Inconvenientes**

- necesita de solapamiento de usuarios o de ítems entre los dominios origen y destino

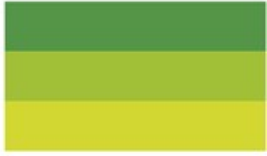
Mediación de modelos de usuario: aproximaciones



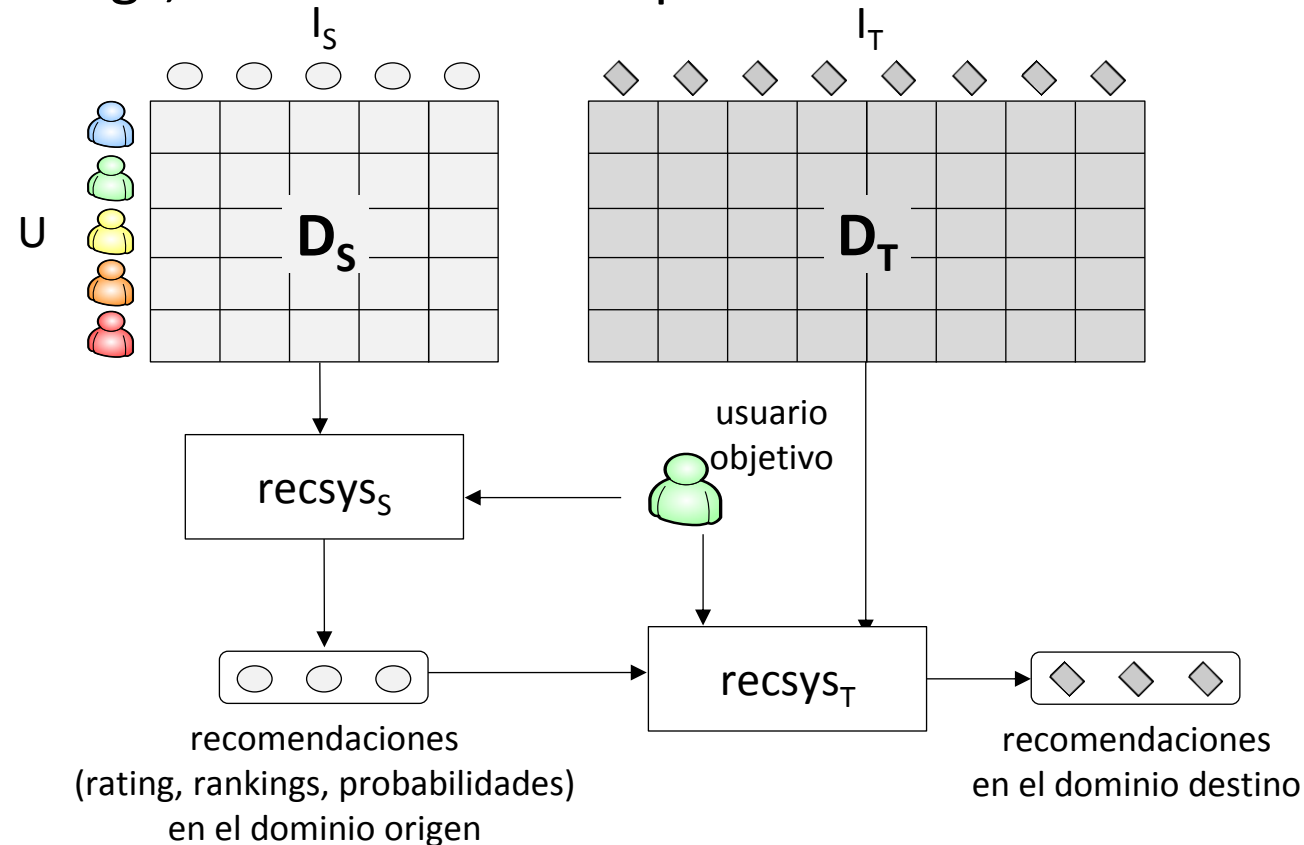
- **Agregación de similitudes** basadas en contenido o colaborativas
 - Berkovsky et al. 2007; Shapira et al. 2013; Shlomo Berkovsky, Tsvi Kuflik, y Francesco Ricci. 2008.
- **Agregación de vecindarios** de usuario
 - Berkovsky et al. 2007; Tiroshi & Kuflik 2012; Shapira et al. 2013
- **Agregación de atributos** latentes
 - Low et al. 2011

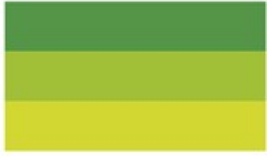


- **Enlace/agregación de conocimiento**
 - Unión de preferencias de usuario
 - Mediación de modelos de usuario
 - **Combinación de recomendaciones**
 - Enlace de dominios
- Compartición/transferencia de conocimiento
 - Compartición de factores latentes
 - Transferencia de patrones de rating



- **Fusión de recomendaciones sobre dominio único**
 - ratings, rankings, distribuciones de probabilidad





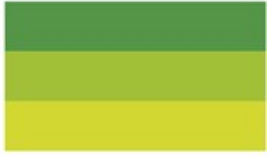
- **Ventajas**

- es fácil de implementar
- es independiente de los recomendadores considerados
- incrementa la diversidad
- es independiente del contexto

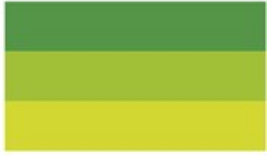
- **Inconvenientes**

- necesita solapamiento de usuarios
- es difícil tunear los pesos asignados a las recomendaciones procedentes de diferentes dominios

Combinación de recomendaciones: aproximaciones

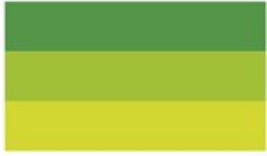


- Agregación de valores estimados de ratings (*blanding*)
 - Berkovsky et al. 2007; Givon & Lavrenko 2009
- Combinación de estimaciones de distribuciones de rating
 - Zhuang et al. 2010

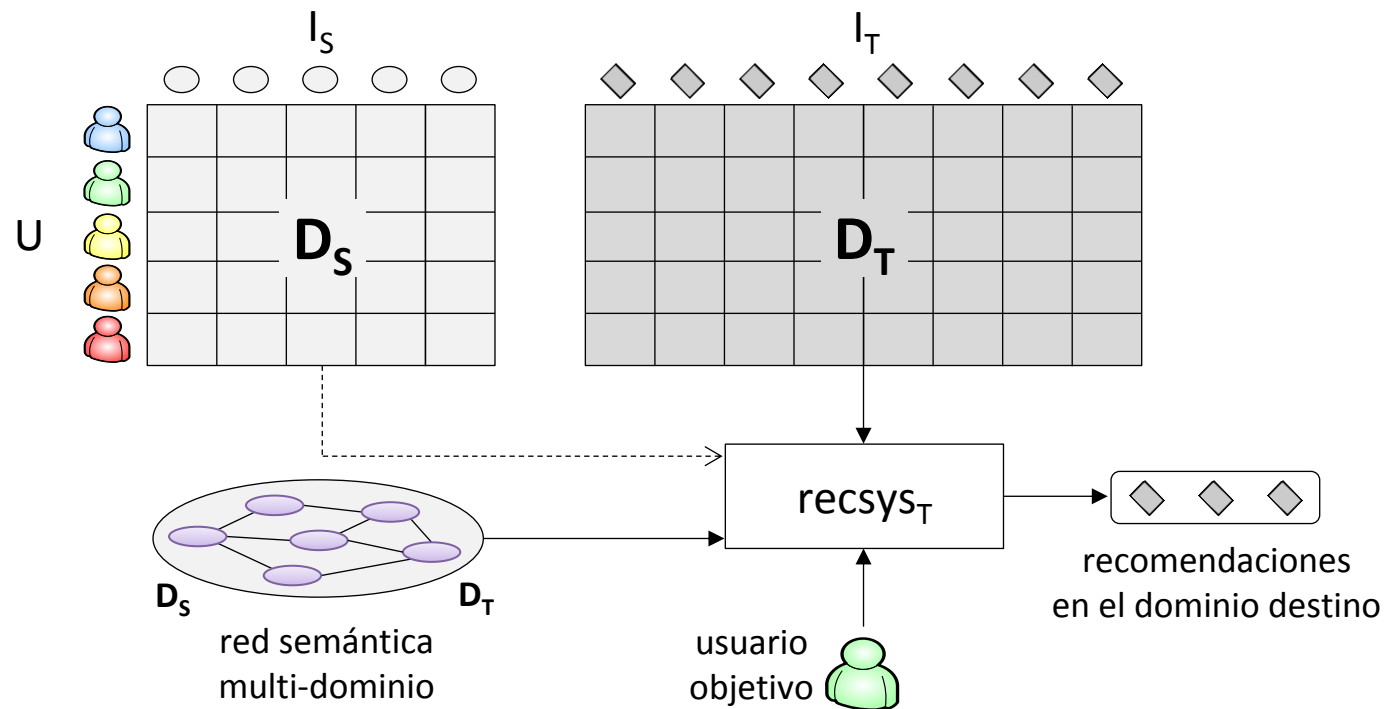


- **Enlace/agregación de conocimiento**
 - Unión de preferencias de usuario
 - Mediación de modelos de usuario
 - Combinación de recomendaciones
- **Enlace de dominios**
- **Compartición/transferencia de conocimiento**
 - Compartición de factores latentes
 - Transferencia de patrones de rating

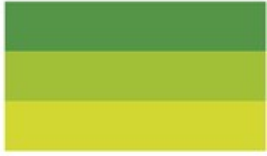
Enlace de dominios (I)



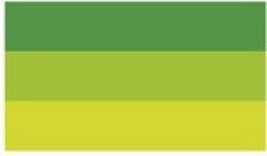
- Establecimiento de **relaciones entre dominios** mediante un conocimiento común
 - atributos de ítem, atributos de usuario, reglas de asociación, redes semánticas



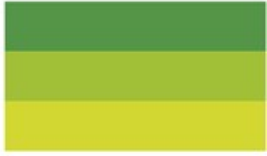
Enlace de dominios (II)



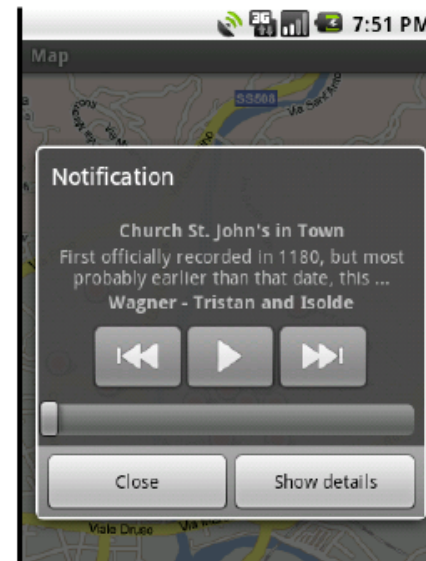
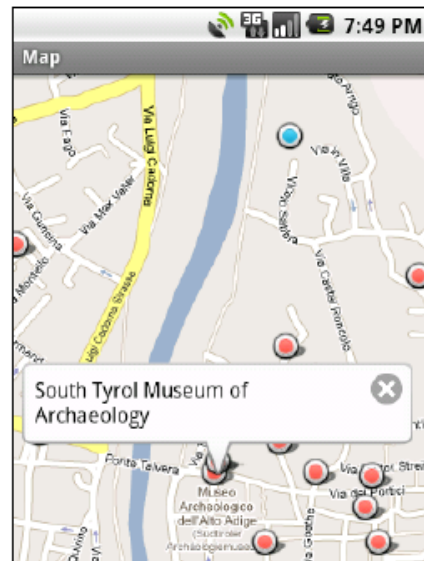
- **Ventajas**
 - no necesita que haya solapamiento entre usuarios o ítems
 - es compatible con otras técnicas
- **Inconvenientes**
 - es de difícil generalización
 - está diseñado para escenarios de dominios cruzados particulares



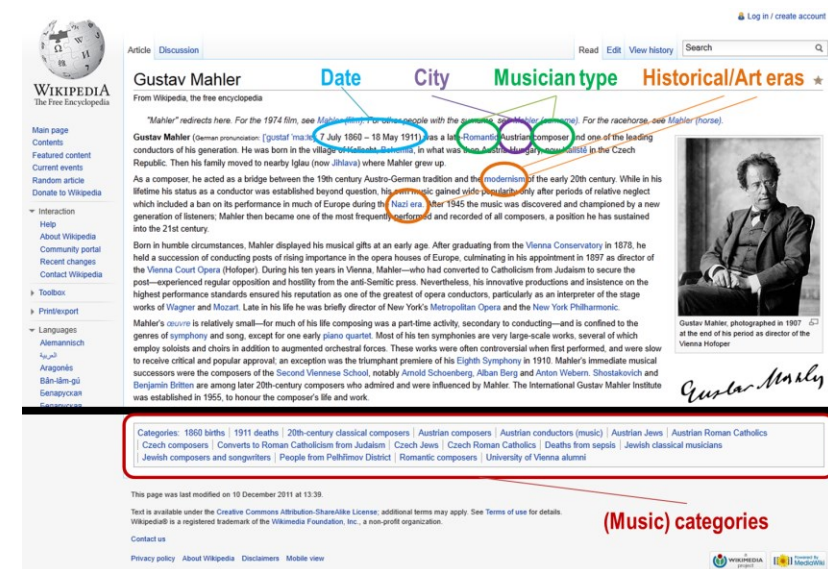
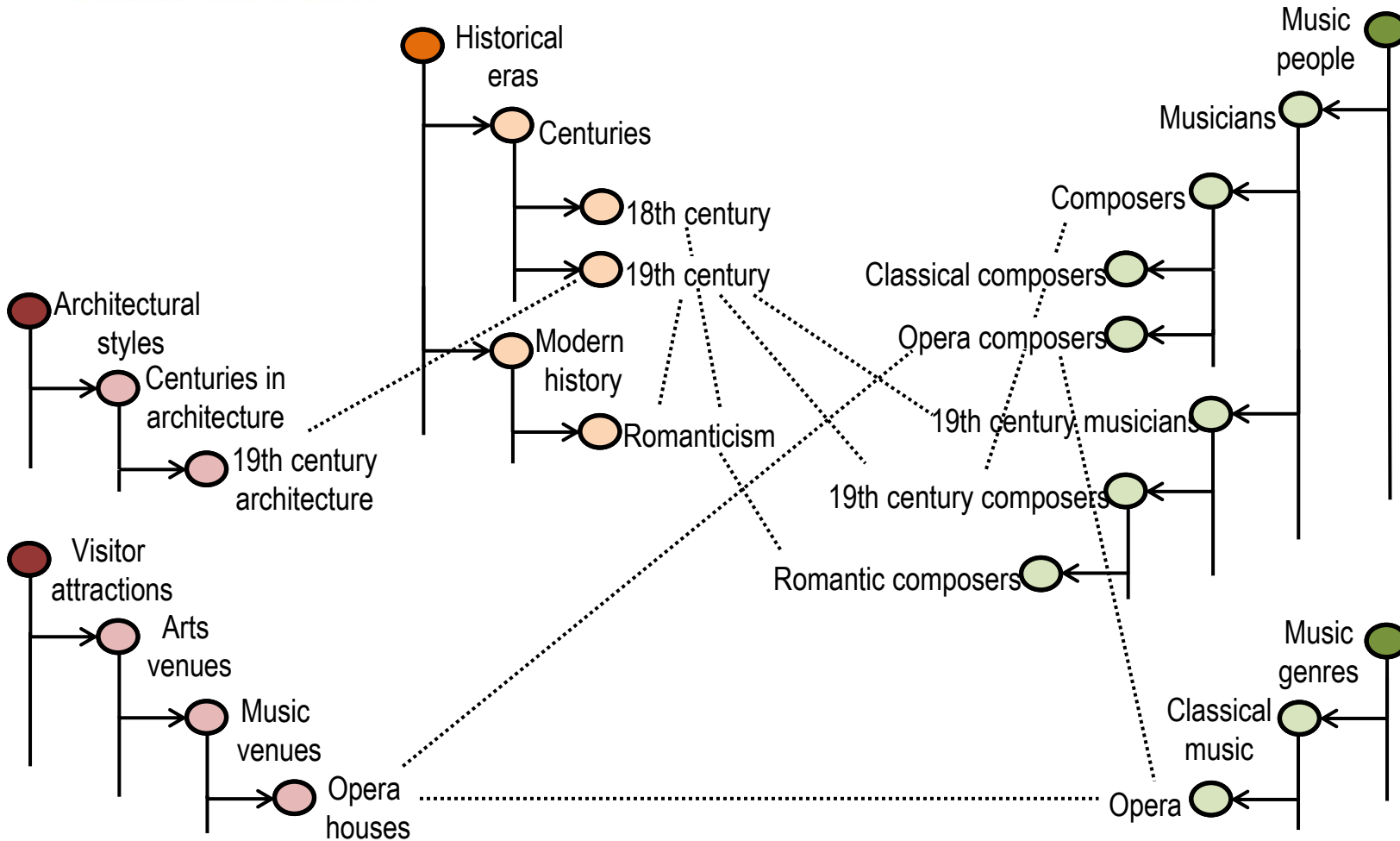
- **Solapamiento de atributos de usuario/ítem**
 - Chung et al. 2007
- **Solapamiento de etiquetas sociales**
 - Szomszor et al. 2008; Abel et al. 2011; Abel et al. 2013; Fernández-Tobías et al. 2013
- **Solapamiento de texto (*BoW*)**
 - Berkovsky et al. 2006
- **Redes semánticas**
 - Loizou 2009; Fernández-Tobías et al. 2011; Kaminskis et al. 2013
- **Reglas basadas en conocimiento**
 - Azak et al. 2010; Cantador et al. 2013



- **Recomendación de música para puntos de interés**
 - Música ambiente para una guía turística de una ciudad
 - Playlist de música adaptativa para un viaje en coche

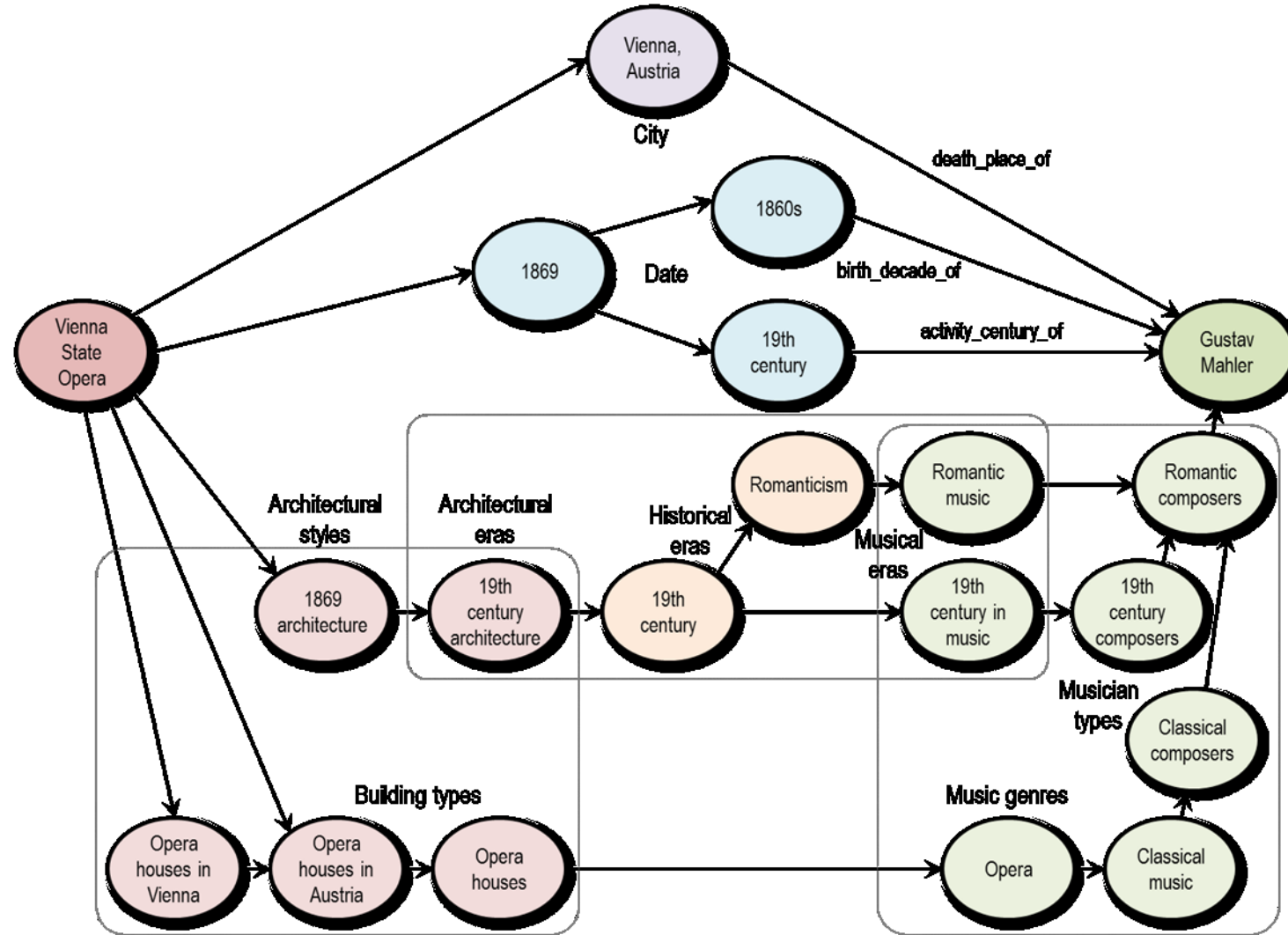


Enlace de dominios: red semántica (II)

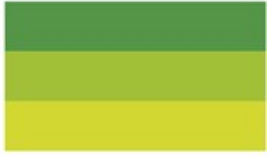


Ignacio Fernández-Tobías, Marius Kaminskas, Iván Cantador, Francesco Ricci. 2011.
A Generic Semantic-based Framework for Cross-domain Recommendation.

Enlace de dominios: red semántica (III)



Ignacio Fernández-Tobías, Marius Kaminskas, Iván Cantador, Francesco Ricci. 2011.
A Generic Semantic-based Framework for Cross-domain Recommendation.



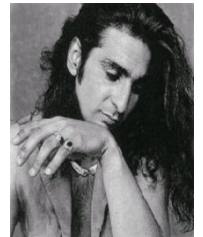
- **Vienna State Opera → Arnold Schoenberg**

- Arnold Schoenberg was born in **Vienna**, where Vienna State Opera is located
- Arnold Schoenberg was born in the **19th century**, when Vienna State Opera was built
- Arnold Schoenberg was a **Classical music composer**, **Classical music** genre is related to **Opera houses**, which is the building type of Vienna State Opera



- **Las Ventas → Antonio Flores**

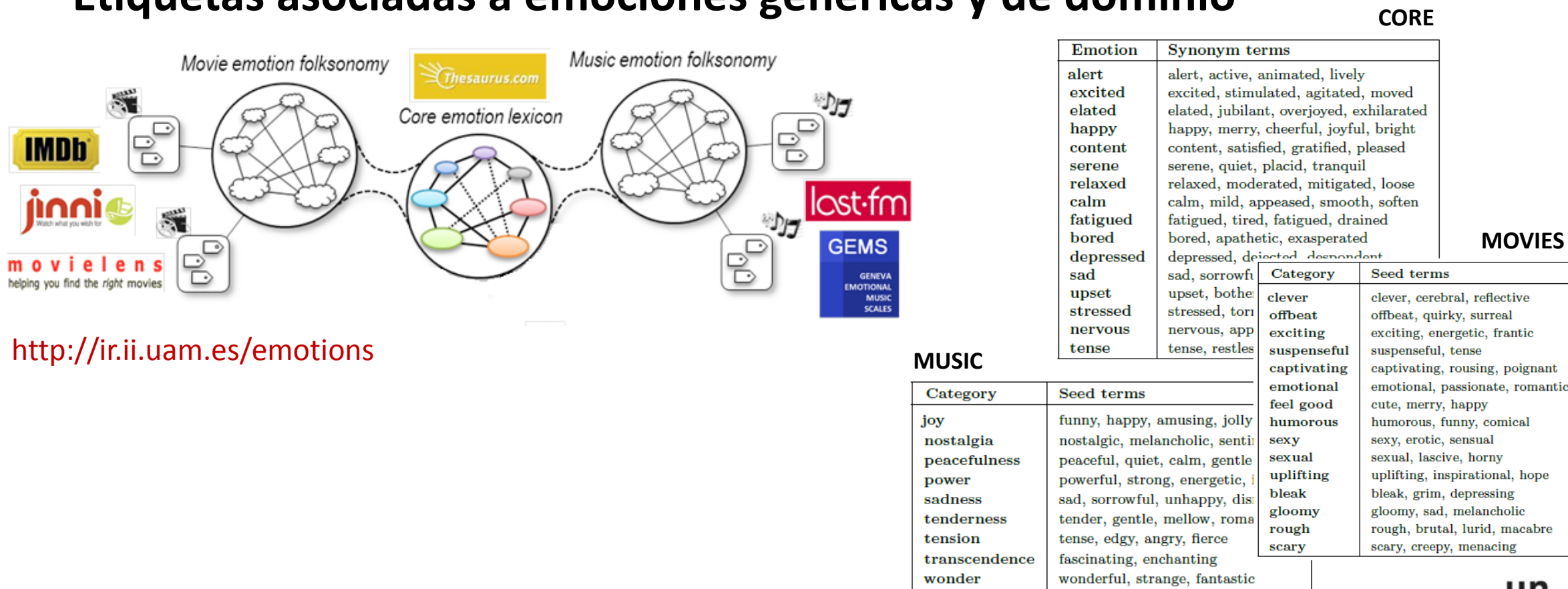
- Antonio Flores was born in **Madrid**, where Las Ventas is located
- Antonio Flores died in the **20th century**, when Las Ventas was built
- Antonio Flores was a **Flamenco** singer, **Flamenco** is a **Romanic music** genre and is related to **Moorish architecture**, and **Moorish Revival architecture** is the architectural style of Las Ventas



Enlace de dominios: etiquetas sociales (I)

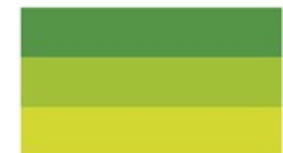


- Etiquetas asociadas a emociones genéricas y de dominio

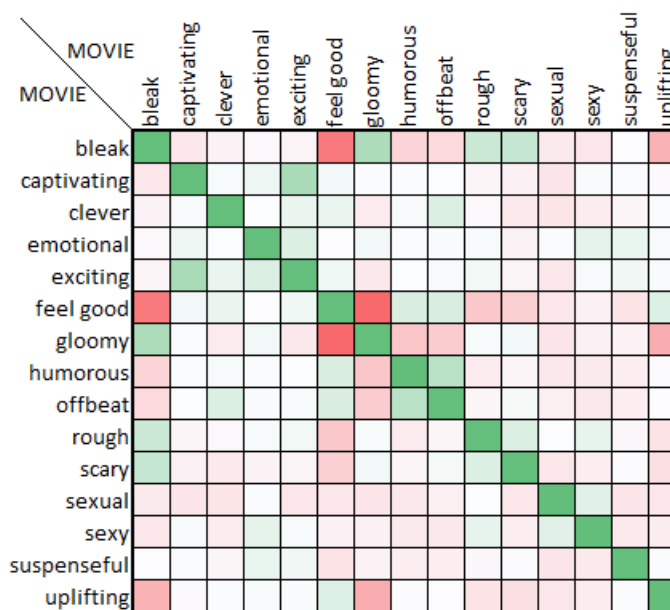
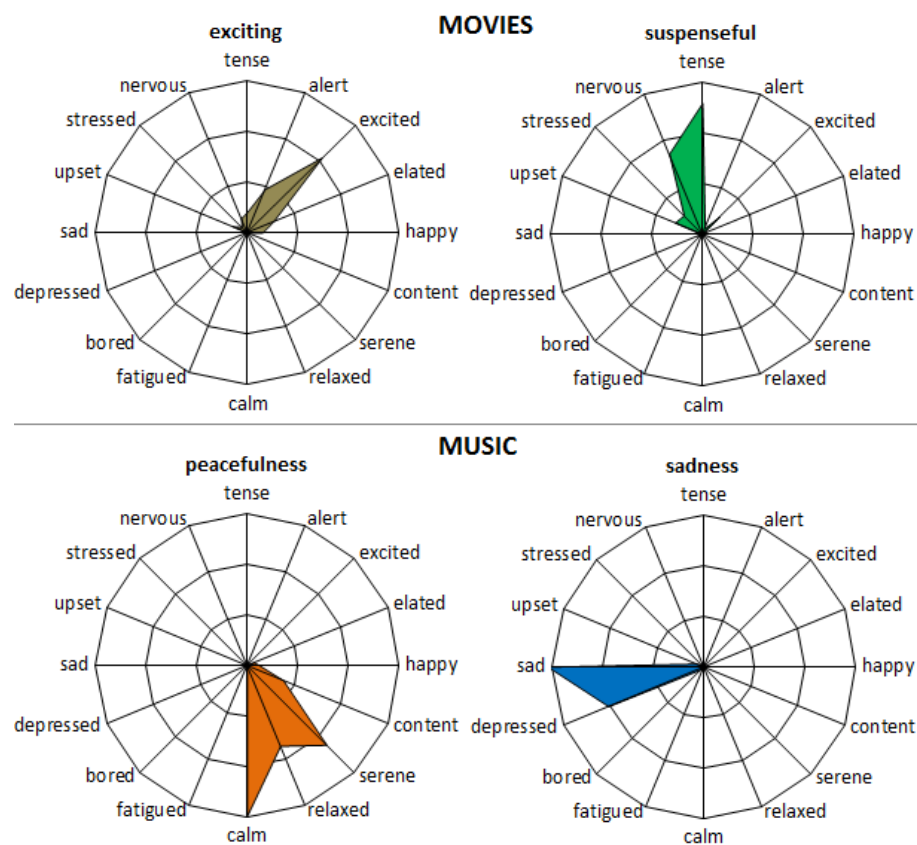


<http://ir.ii.uam.es/emotions>

Enlace de dominios: etiquetas sociales (II)

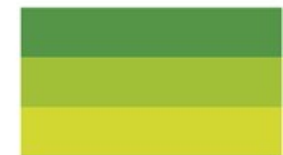


• Etiquetas asociadas a emociones genéricas y de dominio



Ignacio Fernández-Tobías, Iván Cantador, Laura Plaza. An Emotion Dimensional Model Based on Social Tags: Crossing Folksonomies and Enhancing Recommendations. Proceedings of the 14th International Conference on Electronic Commerce and Web Technologies.

Enlace de dominios: etiquetas sociales (III)

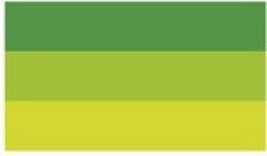


- Etiquetas asociadas a emociones genéricas y de dominio

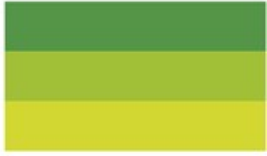
From the following list of generic emotions, select those you think are the MOST RELATED to this movie.

Emotion	Very relevant	Relevant	Not relevant
upset Upset, bother, disturbed, troubled, distressed.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
stressed Stressed, tormented, harassed, vexed, irked.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
nervous Nervous, apprehensive, uneasy, worried, disturbed.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
tense Tense, restless, uptight, jittery, restive.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
fatigued Fatigued, tired, fatigued, drained, exhausted.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
bored Bored, apathetic, exasperated, indifferent, weary.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
depressed Depressed, dejected, despondent, disconsolate, low.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
sad Sad, sorrowful, doleful, downcast, gloomy.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
alert Alert, active, animated, lively, sprightly.	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
excited Excited, stimulated, agitated, quick, moved.	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
elated Elated, jubilant, overjoyed, exhilarated, delighted.	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
happy Happy, merry, cheerful, joyful, bright.	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
content Content, satisfied, gratified, pleased, enjoyed.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
serene Serene, quiet, placid, tranquil, peaceful.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
relaxed Relaxed, moderated, mitigated, loose, free.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>
calm Calm, mild, appeased, smooth, soften.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

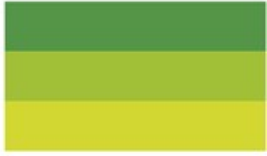
Profile type	Classifier	movies					music				
		acc	acc+	acc-	g	AUC	acc	acc+	acc-	g	AUC
-	<i>Majority class</i>	56.009	100.000	0.000	0.000	0.402	57.273	100.000	0.000	0.000	0.417
<i>emotion-unaware</i>	<i>Naïve Bayes</i>	53.648	77.011	23.902	42.904	0.502	49.545	53.175	44.681	48.743	0.497
	<i>Random forest</i>	<u>59.442</u>	56.322	63.415	<u>59.763</u>	<u>0.596</u>	<u>55.909</u>	65.079	43.617	<u>53.278</u>	<u>0.556</u>
	<i>MLP</i>	59.227	64.751	52.195	58.135	0.592	50.909	53.968	46.809	50.261	0.511
	<i>SVM</i>	57.296	61.303	52.195	56.566	0.573	50.455	56.349	42.553	48.968	0.505
<i>core emotion-aware</i>	<i>Naïve Bayes</i>	58.798	73.946	39.512	54.054	0.575	52.727	61.111	41.489	50.353	0.525
	<i>Random forest</i>	61.588	55.556	69.268	62.034	0.616	<u>54.091</u>	61.111	44.681	<u>52.254</u>	<u>0.540</u>
	<i>MLP</i>	62.876	69.732	54.146	61.447	0.627	48.636	55.556	39.362	46.763	0.486
	<i>SVM</i>	59.871	63.602	55.122	59.210	0.599	50.000	50.794	48.936	49.856	0.503
<i>domain emotion-aware</i>	<i>Naïve Bayes</i>	57.940	80.077	29.756	48.814	0.550	52.727	62.698	39.362	49.678	0.523
	<i>Random forest</i>	<u>60.515</u>	55.939	66.341	<u>60.918</u>	<u>0.606</u>	58.182	65.079	48.936	56.433	0.581
	<i>MLP</i>	59.657	66.667	50.732	58.156	0.595	55.455	60.317	48.936	54.330	0.555
	<i>SVM</i>	57.511	63.218	50.244	56.359	0.574	<u>59.091</u>	62.698	54.255	<u>58.324</u>	<u>0.592</u>



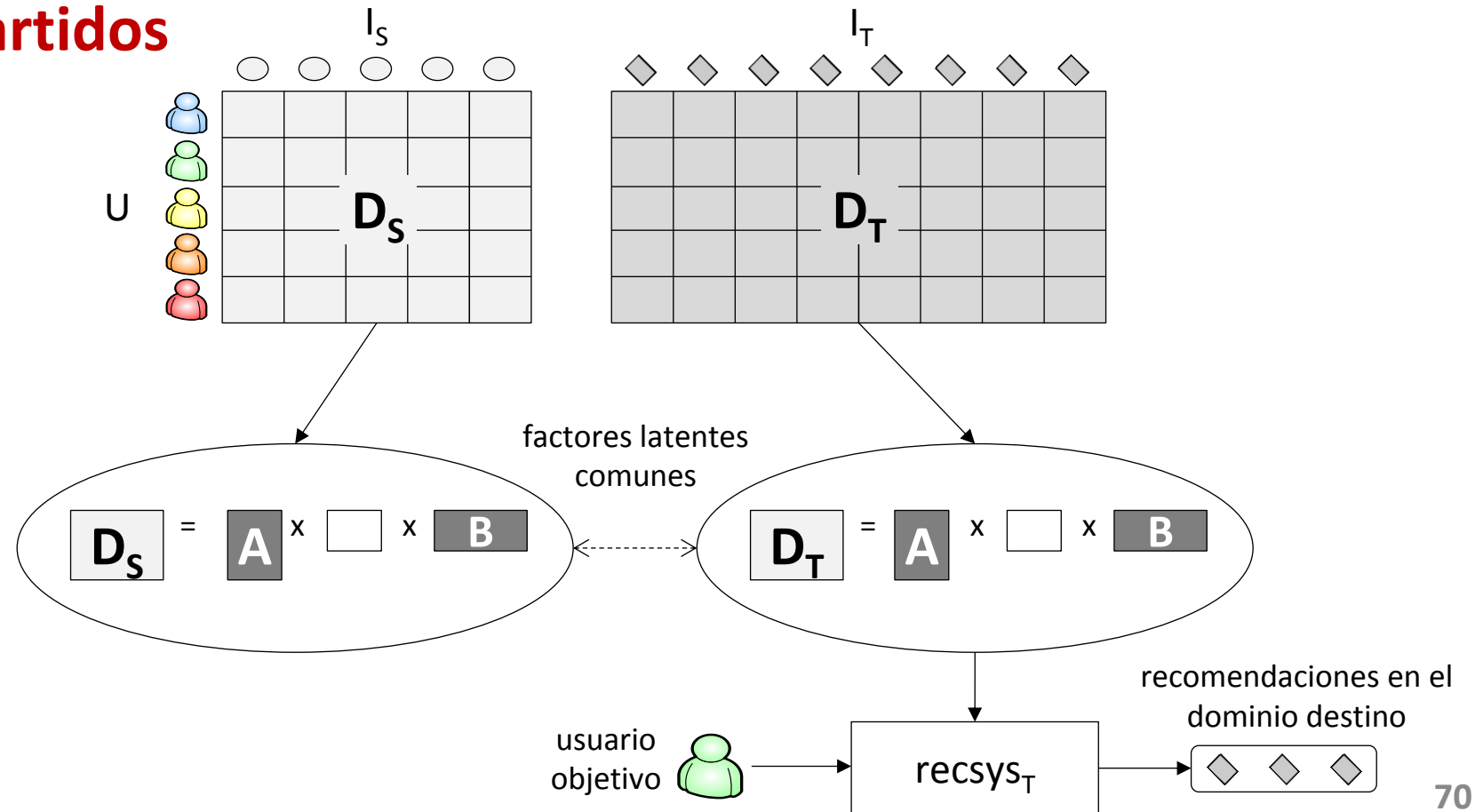
1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
- 2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados**
 - Tipos de técnicas
 - Técnicas de enlace/agregación de conocimiento
 - **Técnicas de compartición/transferencia de conocimiento**
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

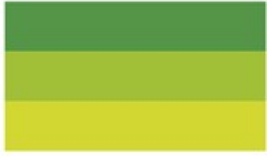


- Enlace/agregación de conocimiento
 - Unión de preferencias de usuario
 - Mediación de modelos de usuario
 - Combinación de recomendaciones
 - Enlace de dominios
- **Compartición/transferencia de conocimiento**
 - **Compartición de factores latentes**
 - Transferencia de patrones de rating



- Los dominios origen y destinos están relacionados mediante **factores latentes compartidos**





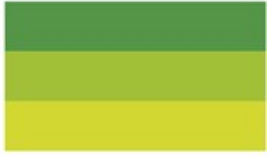
- **Ventajas**

- funciona bien para disminuir la dispersión de ratings (*sparsity*) e incrementar precisión para los dominios origen y destino

- **Inconvenientes**

- es computacionalmente costosa
- necesita solapamiento de usuarios y/o ítems entre los dominios origen y destino

Compartición de factores latentes: aproximaciones (I)



- **Co-factorización de tres matrices:** los factores de usuario e ítem (U y V) son compartidos entre dominios; los patrones de rating (B) son diferentes
 - Pan et al. 2010 y 2011

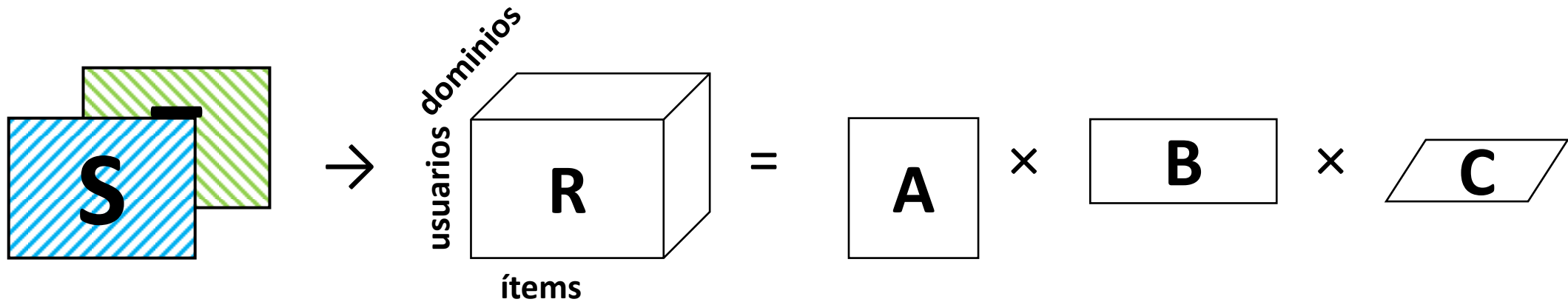
$$\mathbf{R}_S = \mathbf{U} \times \mathbf{B}_S \times \mathbf{V}'$$

$$\mathbf{R}_T = \mathbf{U} \times \mathbf{B}_T \times \mathbf{V}'$$

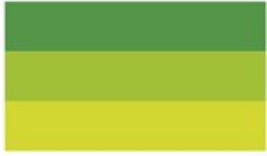
Compartición de factores latentes: aproximaciones (II)



- **Factorización basada en tensores:** un dominio como un contexto
 - Hu et al. 2013



Compartición de factores latentes: aproximaciones (III)



- **Factores aprendidos a partir de etiquetado social**
 - Fernández-Tobías et al., 2014

$$\hat{r}_{ui} = \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right)^T \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right)$$

$$\min_{p_u, q_i, x_s, y_t} \sum_{(u,i) \in \mathcal{R}} E(p_u, q_i, \{x_s\}_{s \in T_u}, \{y_t\}_{t \in T_i})$$

$$= \min_{p_u, q_i, x_s, y_t} \sum_{(u,i) \in \mathcal{R}} \frac{1}{2} \left[r_{ui} - \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right)^T \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right) \right]^2$$

$$+ \frac{\lambda}{2} \left(\|p_u\|^2 + \|q_i\|^2 + \sum_{s \in T_u} \|x_s\|^2 + \sum_{t \in T_i} \|y_t\|^2 \right)$$

$$\frac{\partial E}{\partial p_u} = -e_{ui} \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right) + \lambda p_u$$

$$\frac{\partial E}{\partial q_i} = -e_{ui} \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right) + \lambda q_i$$

$$\frac{\partial E}{\partial x_a} = -e_{ui} \frac{n_{ua}}{|T_u|} \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right) + \lambda x_a$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_b} = -e_{ui} \frac{n_{ib}}{|T_i|} \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right) + \lambda y_b$$

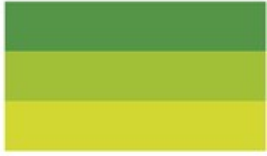
$$p_u \leftarrow p_u - \alpha \left[\lambda p_u - e_{ui} \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right) \right]$$

$$q_i \leftarrow q_i - \alpha \left[\lambda q_i - e_{ui} \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right) \right]$$

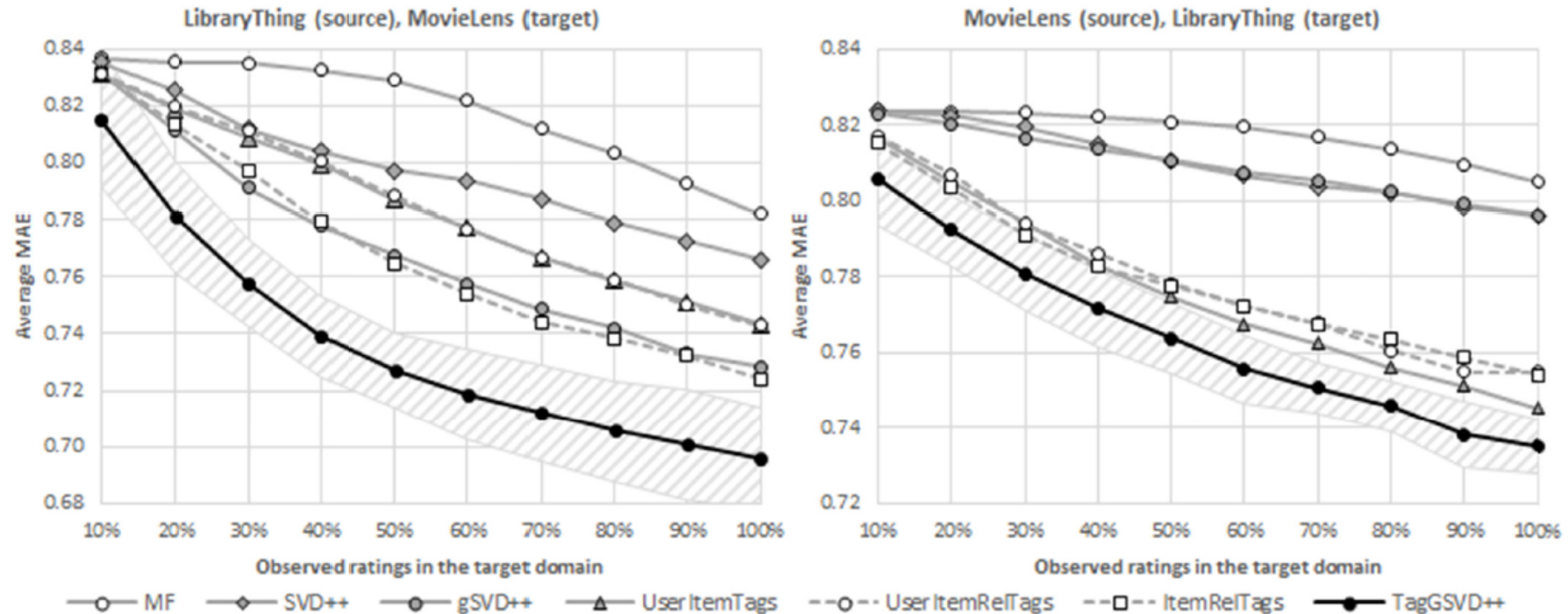
$$x_a \leftarrow x_a - \alpha \left[\lambda x_a - e_{ui} \frac{n_{ua}}{|T_u|} \left(q_i + \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} n_{it} y_t \right) \right]$$

$$y_b \leftarrow y_b - \alpha \left[\lambda y_b - e_{ui} \frac{n_{ib}}{|T_i|} \left(p_u + \frac{1}{|T_u|} \sum_{s \in T_u} n_{us} x_s \right) \right]$$

Compartición de factores latentes: aproximaciones (IV)



- **Factores aprendidos a partir de etiquetado social**
 - Fernández-Tobías et al., 2014



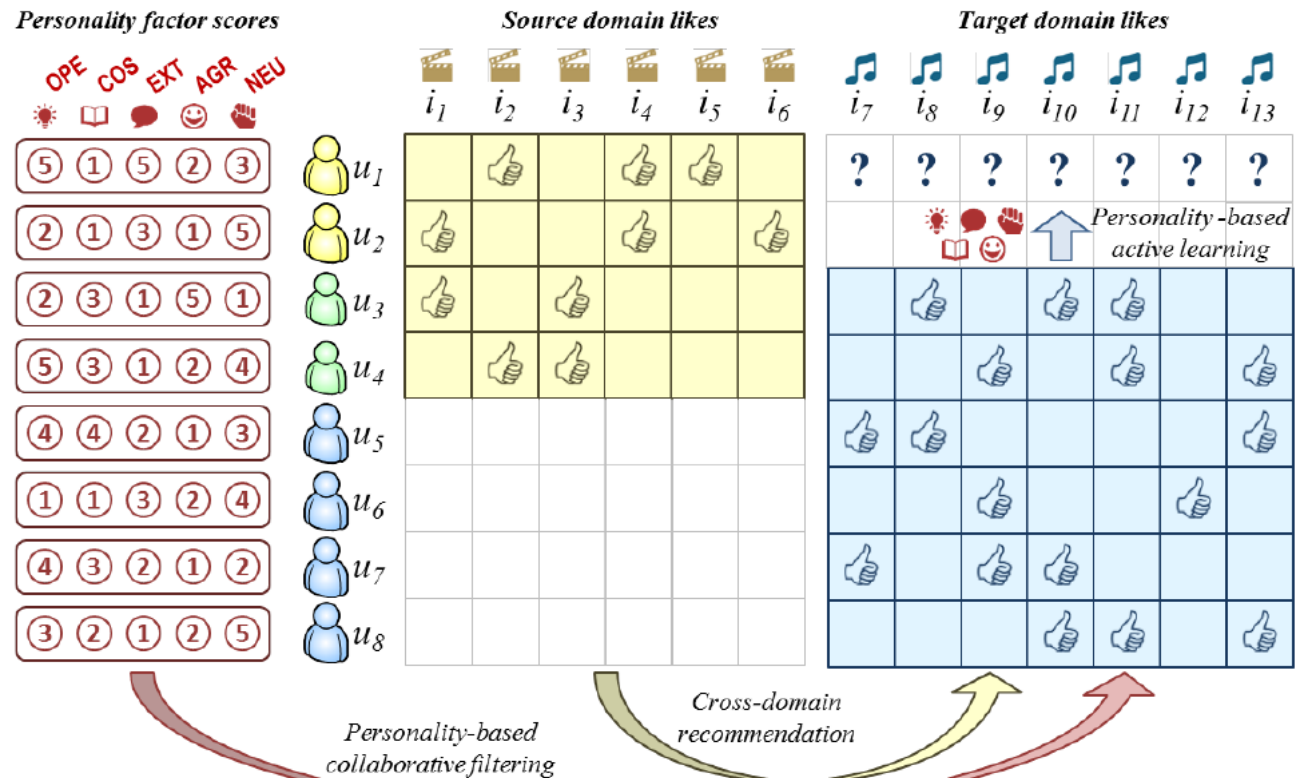
Ignacio Fernández-Tobías, Iván Cantador. Exploiting Social Tags in Matrix Factorization Models for Cross-domain Collaborative Filtering. Proceedings of the 1st International Workshop on New Trends in Content-based Recommender Systems.

Compartición de factores latentes: aproximaciones (V)

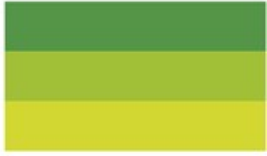
- Factores aprendidos a partir de rasgos de personalidad de usuarios

- Fernández-Tobías al. 2015

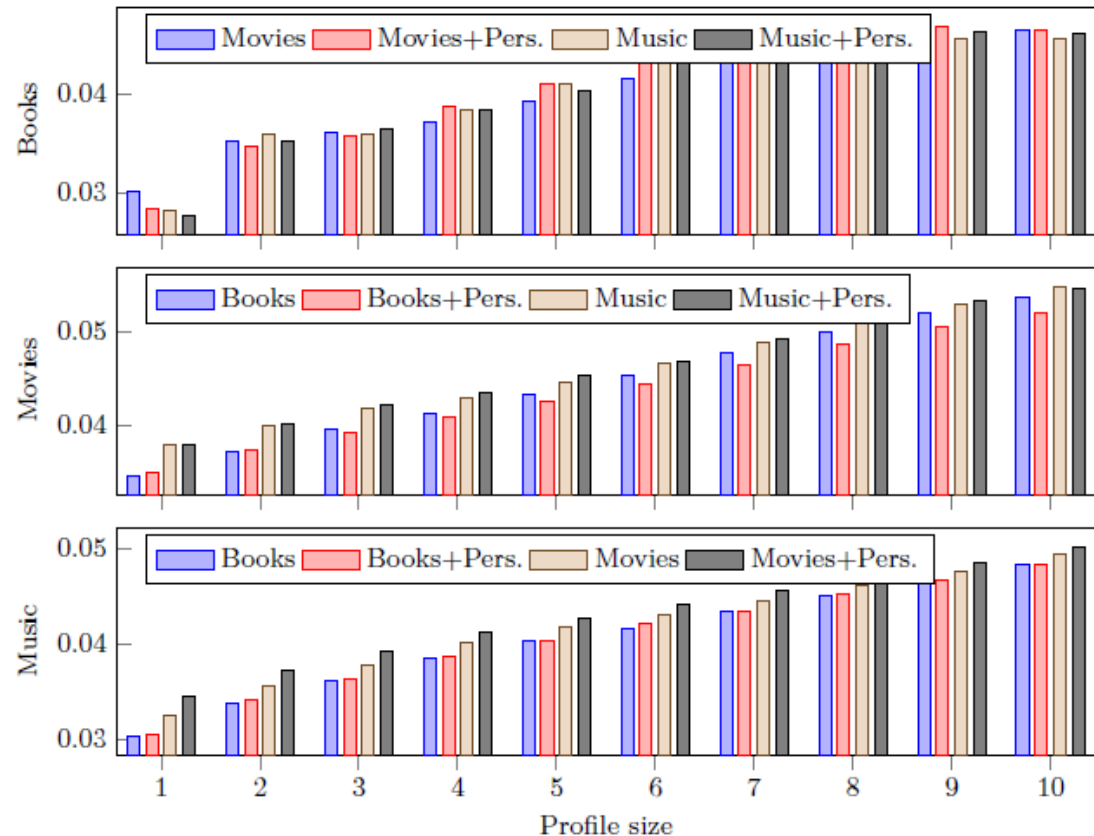
$$\hat{x}_{ui} = \mathbf{q}_i \cdot \left(\mathbf{p}_u + \sum_{a \in \mathcal{A}(u)} y_a + \sum_{j \in \mathcal{I}_S(u)} y_j \right)$$



Compartición de factores latentes: aproximaciones (VI)



- **Factores aprendidos a partir de rasgos de personalidad de usuarios**
 - Fernández-Tobías al. 2015



Compartición de factores latentes: aproximaciones (VII)

- Factores aprendidos a partir de metadatos de ítems

- Fernández-Tobías al. 2019

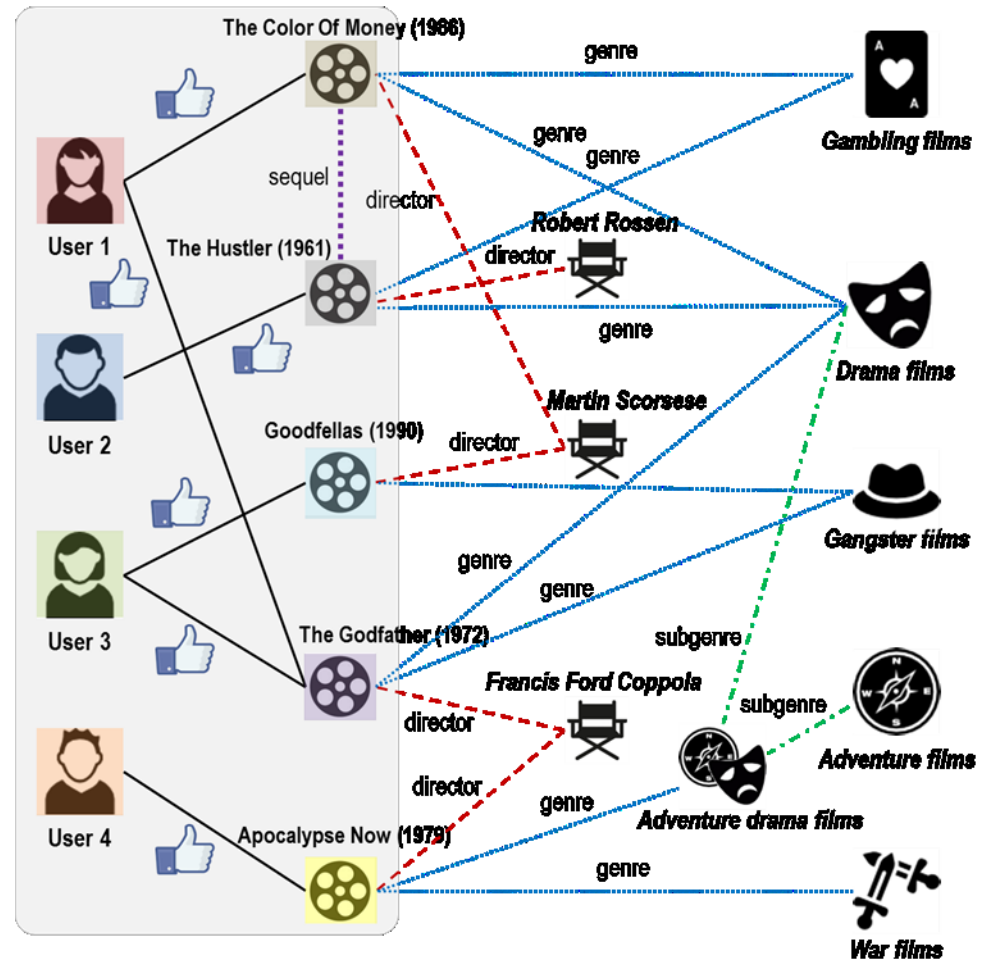
$$\mathcal{L}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}_S, \mathbf{Q}_T) = \sum_{u \in \mathcal{U}} \sum_{a \in \mathcal{J}} c_{ua} (r_{ua} - \langle \mathbf{p}_u, \mathbf{q}_a \rangle)^2 + \lambda_C \sum_{i \in \mathcal{J}_S} \sum_{j \in \mathcal{J}_T} (s_{ij} - \langle \mathbf{q}_i, \mathbf{q}_j \rangle)^2 + \lambda (\|\mathbf{P}\|^2 + \|\mathbf{Q}_S\|^2 + \|\mathbf{Q}_T\|^2)$$

$$\mathbf{p}_u = (\mathbf{Q}^\top \mathbf{C}^u \mathbf{Q} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Q}^\top \mathbf{C}^u \mathbf{r}_u$$

$$\mathbf{q}_i = (\mathbf{P}^\top \mathbf{C}^i \mathbf{P} + \lambda_C \mathbf{Q}_T^\top \mathbf{Q}_T + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{P}^\top \mathbf{C}^i \mathbf{r}_i + \lambda_C \mathbf{Q}_T^\top \mathbf{s}_i)$$

$$\mathbf{q}_j = (\mathbf{P}^\top \mathbf{C}^j \mathbf{P} + \lambda_C \mathbf{Q}_S^\top \mathbf{Q}_S + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{P}^\top \mathbf{C}^j \mathbf{r}_j + \lambda_C \mathbf{Q}_S^\top \mathbf{s}_j)$$

Ignacio Fernández-Tobías, Iván Cantador. Exploiting Social Tags in Matrix Factorization Models for Cross-domain Collaborative Filtering. 2019 Proceedings of the 1st International Workshop on New Trends in Content-based Recommender Systems.



Compartición de factores latentes: aproximaciones (VIII)



- Factores aprendidos a partir de metadatos de ítems
 - Fernández-Tobías al. 2019

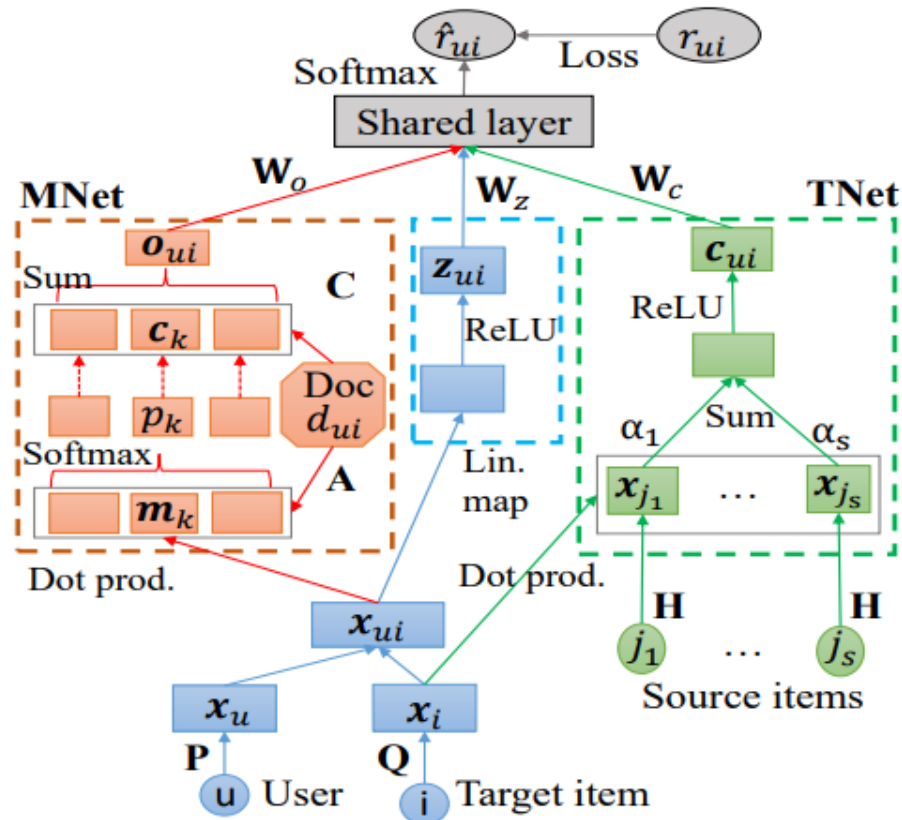
Relation	DBpedia properties
item – genre	dct:subject, dbo:genre
book – genre	dbo:literaryGenre
music genre – music genre	dbo:musicSubgenre, dbo:musicFusionGenre, dbo:movement, dbo:derivative, dbo:stylisticOrigin
item – author	dbo:author, dbo:creator
book – writer	dbo:writer
movie – actor, character, director	dbo:starring, dbo:cinematography, dbo:director
composition – musician	dbo:artist, dbo:composer, dbo:musicComposer, dbo:musicalArtist, dbo:associatedMusicalArtist
music item – album	dbo:album
band – musician	dbo:bandMember, dbo:formerBandMember, dbo:musicalBand, dbo:associatedBand
item – item, character	dbo:series
item – character	dbo:portrayer
item – item	dbo:basedOn, dbo:previousWork, dbo:subsequentWork, dbo:notableWork

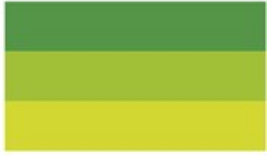
Method	Number of book likes						
	0	1	2	3	4	5	6–10
POP	0.242	0.244	0.246	0.248	0.251	0.252	0.260
UNN		0.222	0.265	0.286	0.289	0.290	0.322
INN		0.145	0.177	0.216	0.241	0.262	0.316
iMF		0.171	0.194	0.235	0.255	0.271	0.301
BPR		0.110	0.116	0.136	0.154	0.157	0.193
FISM		0.228	0.230	0.234	0.234	0.238	0.245
HeteRec		0.218	0.244	0.279	0.297	0.316	0.351
SPRank		0.048	0.055	0.070	0.065	0.062	0.059
CD-UNN	0.186	0.148	0.170	0.175	0.189	0.190	0.212
CD-INN	0.262	0.265	0.275	0.291	0.301	0.307	0.339
CD-iMF	0.261	0.262	0.268	0.272	0.275	0.274	0.287
CD-BPR	0.217	0.200	0.218	0.237	0.235	0.238	0.251
CD-FISM	0.235	0.228	0.225	0.231	0.236	0.235	0.245
CD-HeteRec	0.264	0.248	0.261	0.268	0.278	0.277	0.298
SimMF	0.253	0.268	0.274	0.284	0.289	0.290	0.296
NeighborMF	0.253	0.272	0.282	0.294	0.293	0.293	0.301
CentroidMF	0.252	0.271	0.283	0.289	0.293	0.295	0.301
CD-UNN	0.136	0.103	0.115	0.120	0.138	0.140	0.157
CD-INN	0.259	0.260	0.266	0.278	0.296	0.302	0.329
CD-iMF	0.259	0.261	0.262	0.264	0.266	0.270	0.282
CD-BPR	0.218	0.199	0.199	0.216	0.228	0.228	0.250
CD-FISM	0.230	0.228	0.227	0.229	0.236	0.233	0.245
CD-HeteRec	0.266	0.249	0.251	0.259	0.270	0.267	0.281
SimMF	0.255	0.259	0.258	0.264	0.268	0.273	0.281
NeighborMF	0.253	0.258	0.258	0.263	0.267	0.273	0.280
CentroidMF	0.255	0.259	0.260	0.264	0.267	0.273	0.281

Ignacio Fernández-Tobías, Iván Cantador. Exploiting Social Tags in Matrix Factorization Models for Cross-domain Collaborative Filtering. 2019 Proceedings of the 1st International Workshop on New Trends in Content-based Recommender Systems.

Compartición de factores latentes: aproximaciones (IX)

- Factores aprendidos por una red neuronal (*embeddings*): se comparte una capa de la red entre los dominios
 - Hu et al. 2019

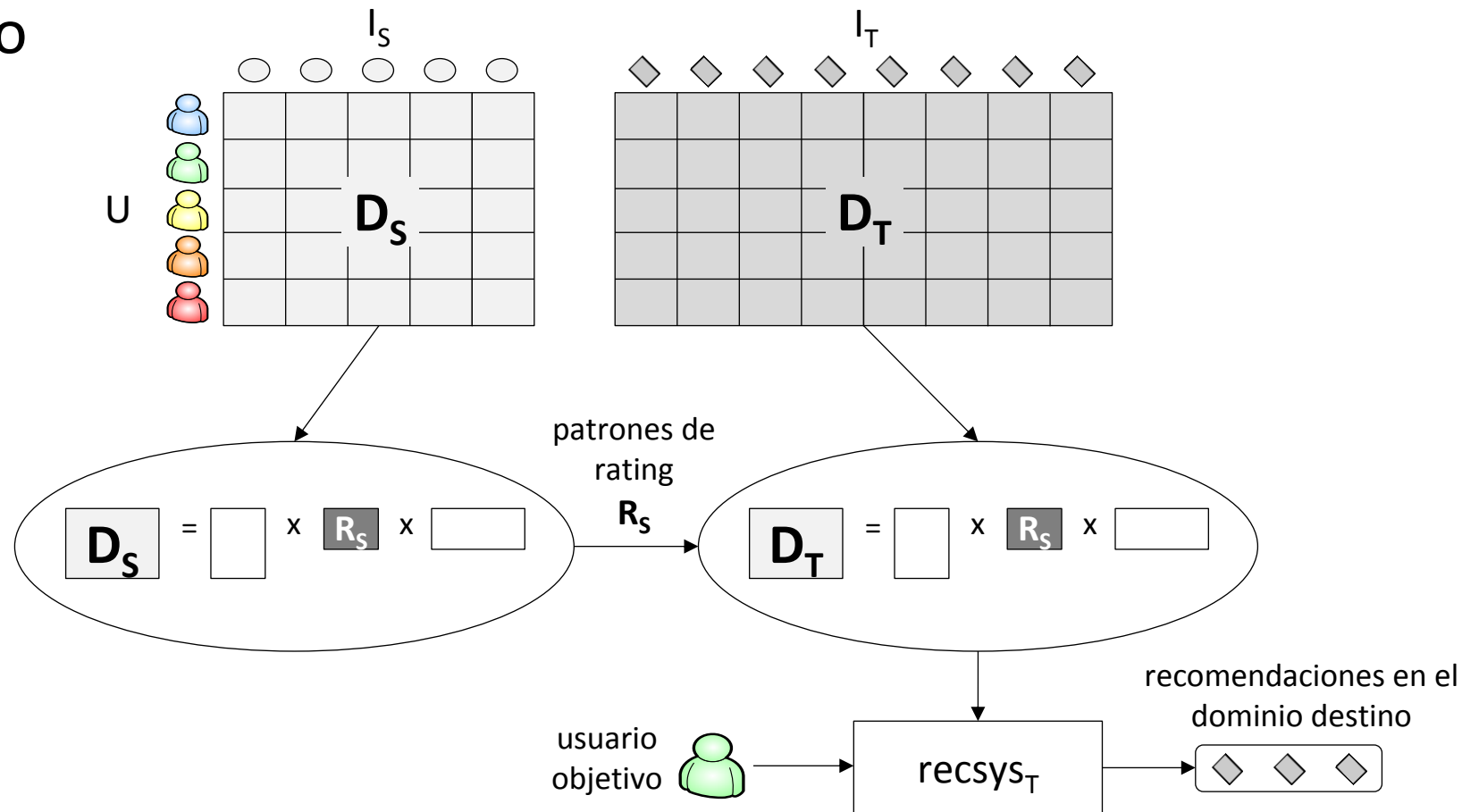


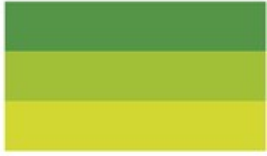


- Enlace/agregación de conocimiento
 - Unión de preferencias de usuario
 - Mediación de modelos de usuario
 - Combinación de recomendaciones
 - Enlace de dominios
- **Compartición/transferencia de conocimiento**
 - Compartición de factores latentes
 - **Transferencia de patrones de rating**



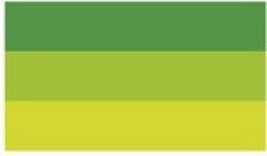
- Explotación de **patrones de rating** del dominio origen en el dominio destino





- **Ventajas**
 - aparentemente no necesita solapamiento entre usuarios o ítems
- **Inconvenientes**
 - es computacionalmente costosa

Transferencia de patrones de rating: aproximaciones (I)

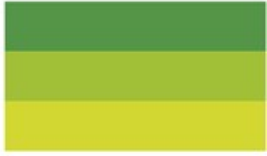


- **CodeBook-Transfer (CBT):** Transferencia de patrones de rating a nivel de clúster
 - Li et al. 2009; Moreno et al. 2012; Gao et al. 2013

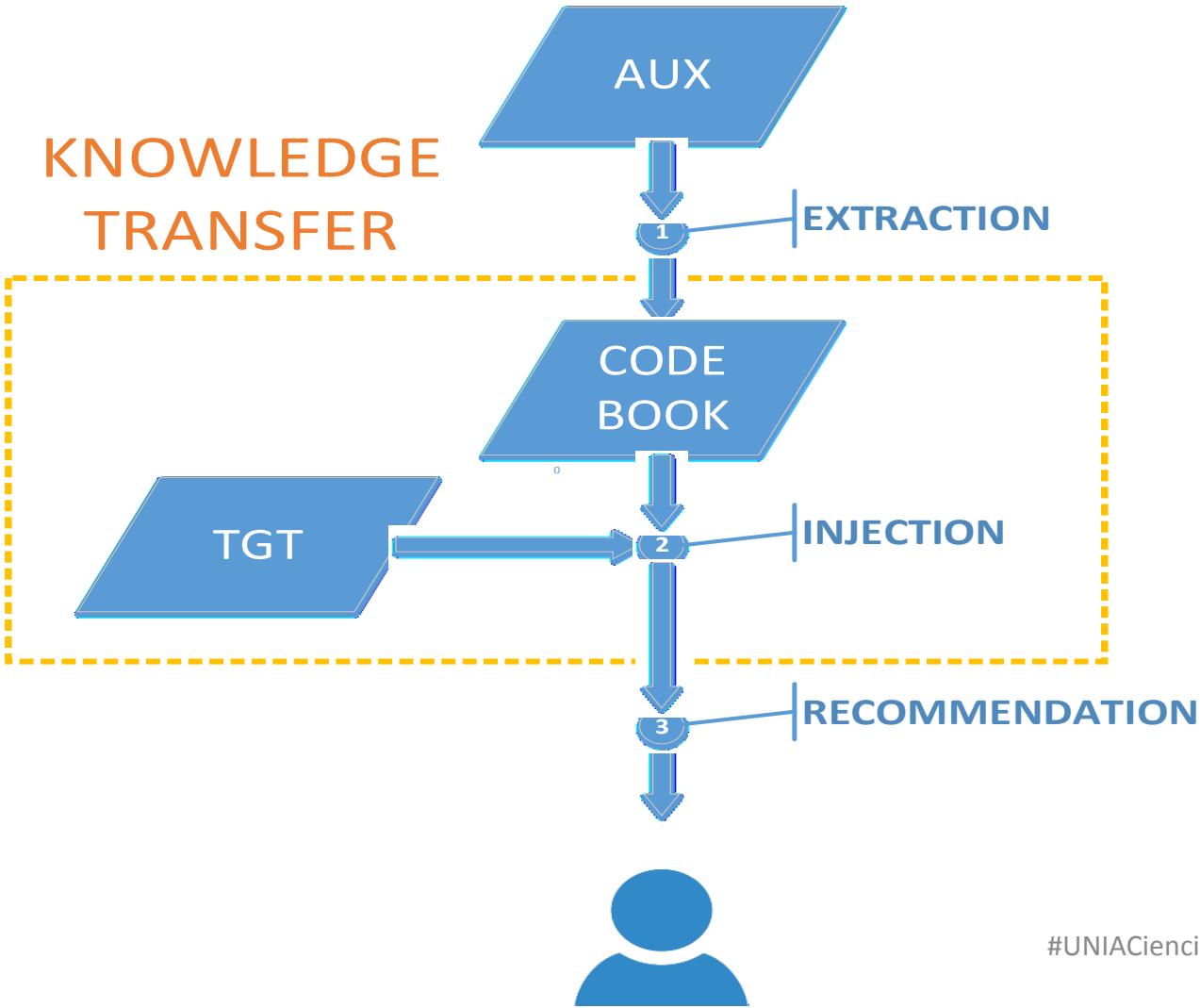
$$\mathbf{R}_S = \mathbf{U}_S \times \mathbf{B} \times \mathbf{V}_S'$$

$$\mathbf{R}_T = \mathbf{U}_T \times \mathbf{B} \times \mathbf{V}_T'$$

Transferencia de patrones de rating: CBT



KNOWLEDGE TRANSFER

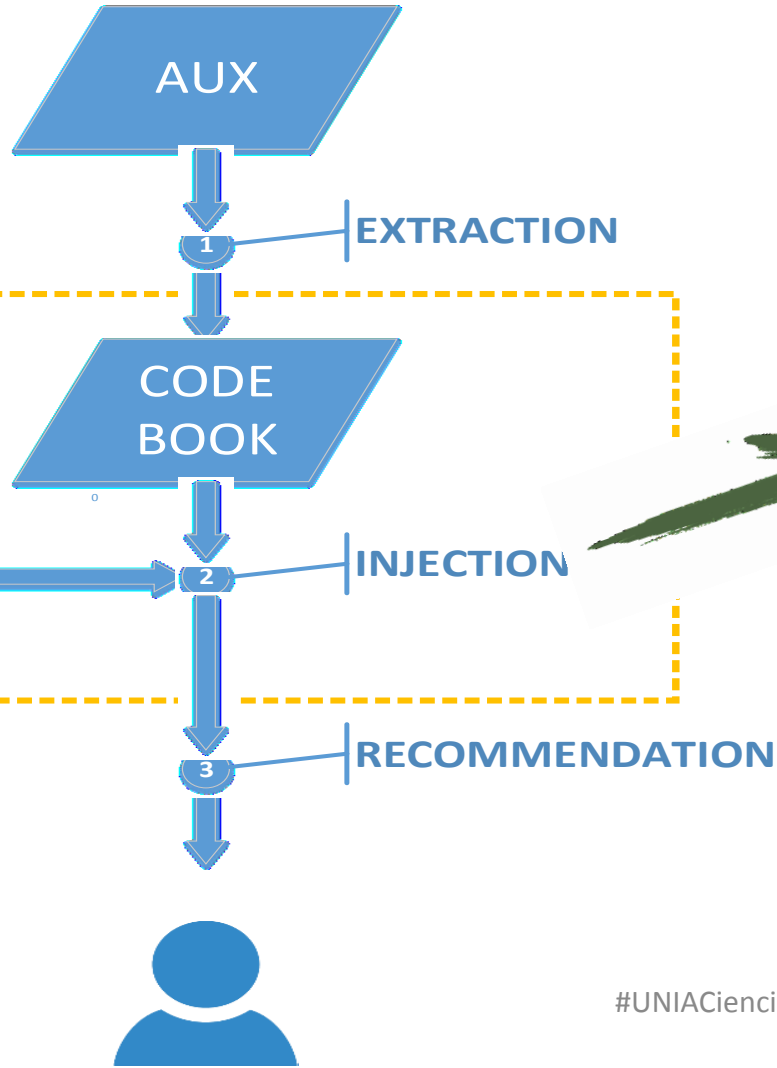


1. Extracción de conocimiento (codebook **B**) de un dominio auxiliar
2. Inyección de conocimiento en dominio destino para reducir sparsity
3. Recomendación en dominio destino mediante kNN basado en usuario

Transferencia de patrones de rating: CBT



KNOWLEDGE
TRANSFER

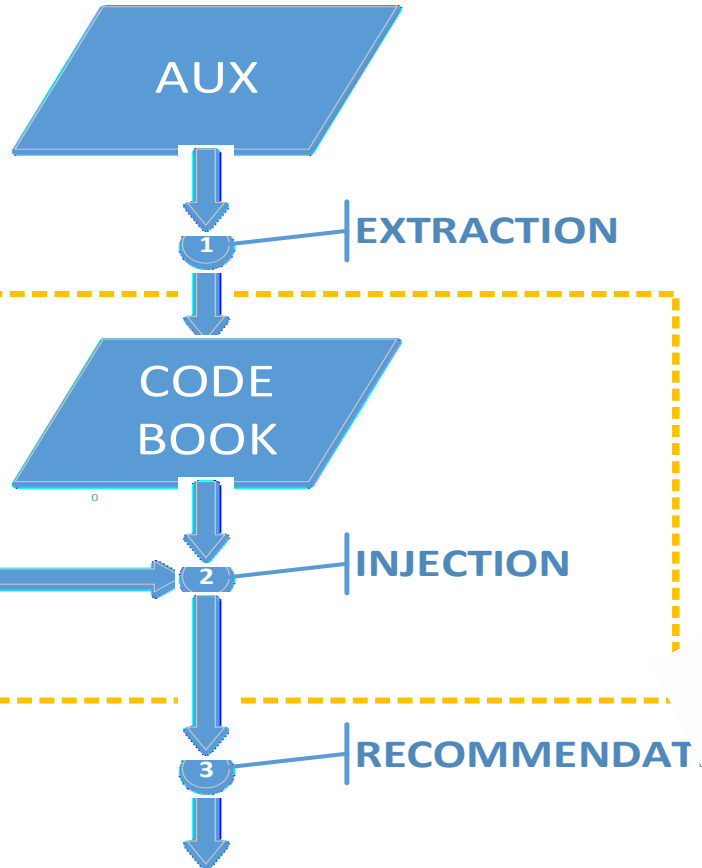


$$\min \|R_T - U_T B V_T^T\|^2$$
$$P_T \leftarrow W \circ R_T + [\mathbf{1} - W] \circ [U_T B V_T^T]$$

Transferencia de patrones de rating: CBT

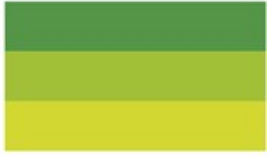


KNOWLEDGE
TRANSFER

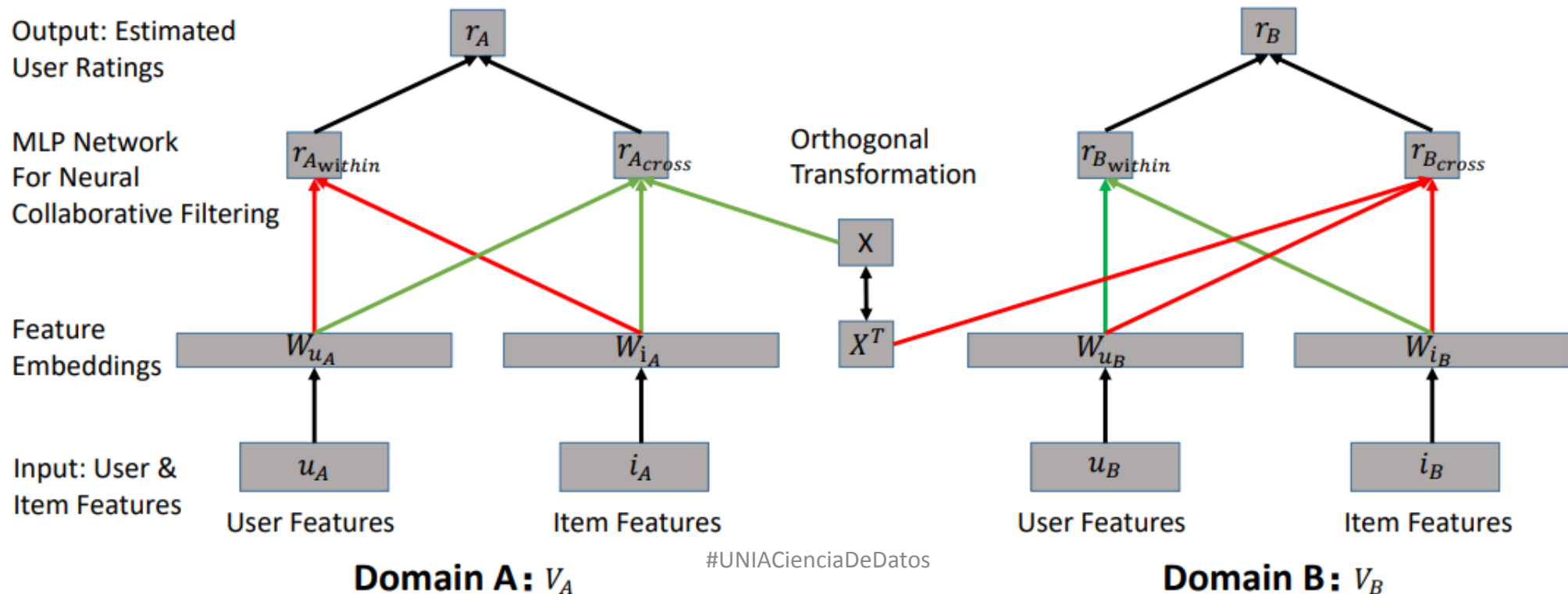


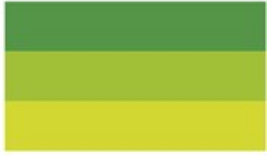
recomendaciones en dominio
destino mediante kNN basado
en usuario

Transferencia de patrones de rating: aproximaciones (II)



- **Dual transfer learning:** Aplicar refuerzo mutuo al aprender los patrones, de manera que se puedan aprender también para el dominio fuente
 - Li & Tuzhilin 2019





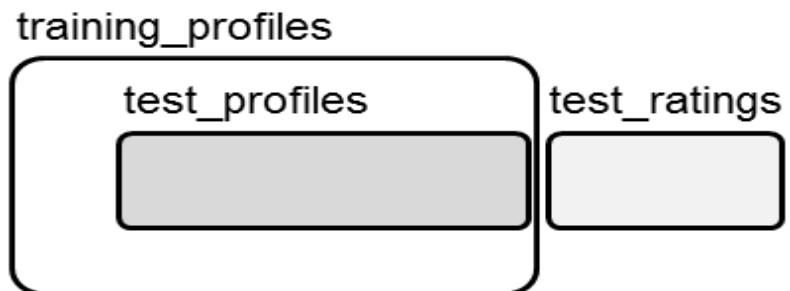
1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados
- 3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados**
4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados

Particionado de datos



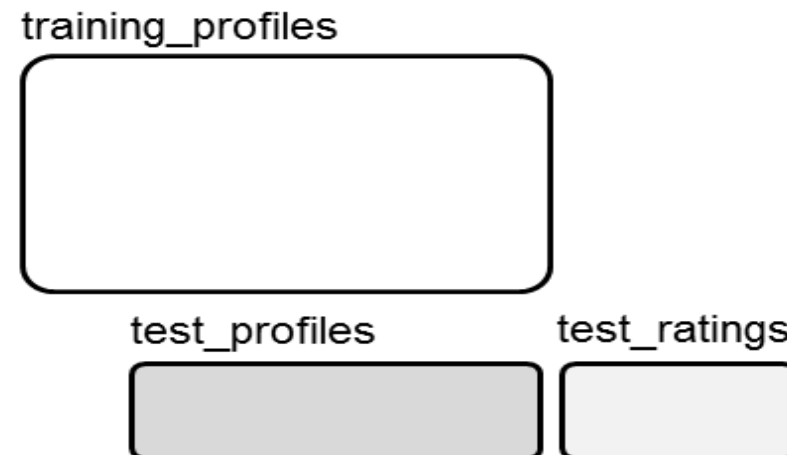
Hold-out

Source and target domains



Leave-some-users-out

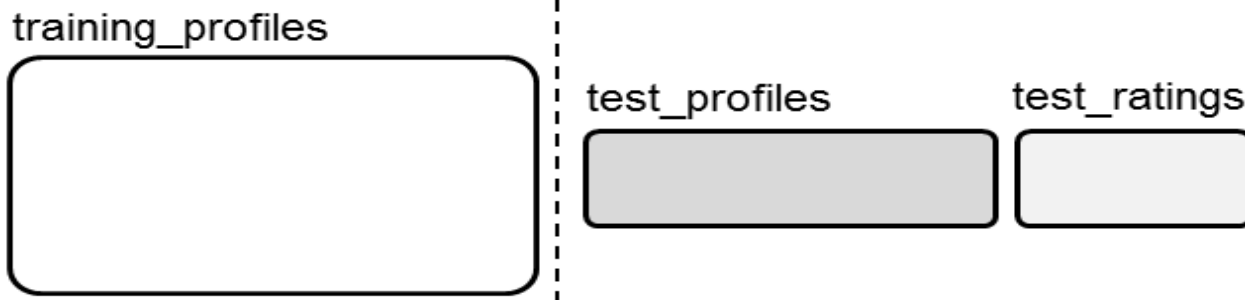
Source and target domains



Leave-all-users-out

Source domain

Target domain



Objetivo vs. particionado de datos



	Hold-out	Leave-some-users-out	Leave-all-users-out
Cold start			X
Nuevo usuario		X	
Nuevo ítem			X
Precisión	X		
Diversidad	X		

Comparación de resultados (I)

- Distintos **conjuntos de datos**, métricas, particionado

Books, movies	Ratings— <i>BookCrossing</i> , <i>MovieLens/EachMovie</i>	Li et al. [40, 41] Gao et al. [26]
	Ratings, tags— <i>LibraryThing</i> , <i>MovieLens</i>	Zhang et al. [67] Shi et al. [59] Enrich et al. [20]
	Ratings, transactions	Azak [3]
	Ratings— <i>Imhonet</i>	Sahebi and Brusilovsky [55]
	Ratings— <i>Douban</i>	Zhao et al. [69]
Movies, music	Thumbs up— <i>Facebook</i>	Shapira et al. [58]
Books, movies, music	Tags— <i>MovieLens</i> , <i>Last.fm</i> , <i>LibraryThing</i>	Fernández-Tobías et al. [23]
Books, movies, music, TV shows	Thumbs up— <i>Facebook</i>	Tiroshi and Kuflik [65] Cantador et al. [10] Tiroshi et al. [64]
Music, tourism	Semantic concepts	Fernández-Tobías et al. [21] Kaminskas et al. [35]
Restaurants, tourism	Ratings, transactions	Chung et al. [14]
Various domains	Tags— <i>Delicious</i> , <i>Flickr</i>	Szomszor et al. [61, 62]



- Distintos conjuntos de datos, **métricas**, particionado

		Category	Metric	References	
Books, movies	Ratings— <i>BookCrossing</i> , <i>MovieLens/EachMovie</i>	Predictionmetrics	<i>MAE</i>	Berkovsky et al. [6, 7]	Pan et al. [48]
	Ratings, tags— <i>LibraryThing</i> , <i>MovieLens</i>			Berkovsky et al. [8]	Pan et al. [51]
	Ratings, transactions			Cao et al. [13]	Pan et al. [52]
	Ratings— <i>Imhonet</i>			Hu et al. [31]	Pan et al. [53]
	Ratings— <i>Douban</i>			Li et al. [40, 41]	Shapira et al. [58]
			Moreno et al. [46]	Shi et al. [59]	
			Loni et al. [44]	Winoto et al. [66]	
			Nakatsuji et al. [47]		
			<i>RMSE</i>	Li et al. [42]	Pan et al. [53]
				Loni et al. [44]	Sahebi et al. [55]
				Pan et al. [51]	Zhang et al. [67]
				Pan et al. [52]	Zhao et al. [69]
Movies, music	Thumbs up— <i>Facebook</i>	Ranking metrics	<i>ROC</i>	Goga et al. [28]	
Books, movies, music	Tags— <i>MovieLens</i> , <i>Last.fm</i> , <i>LibraryThing</i>		<i>MRR</i>	Abel et al. [1]	Abel et al. [2]
Books, movies, music, TV shows	Thumbs up— <i>Facebook</i>		<i>nDCG</i>	Zhang et al. [68]	
			<i>AUC</i>	Fernandez-Tobias et al. [23]	Tiroshi et al. [65]
				Hu et al. [31]	
Music, tourism	Semantic concepts		<i>MAP</i>	Fernández-Tobías et al. [23]	Shapira et al. [58]
				Shapira et al. [58]	Zhang et al. [68]
Restaurants, tourism	Ratings, transactions			Jain et al. [32]	
Various domains	Tags— <i>Delicious</i> , <i>Flickr</i>	Classificationmetrics	<i>Precision</i>	Kaminskas et al. [35]	Stewart et al. [60]
				Tiroshi et al. [64]	
			<i>Recall</i>	Stewart et al. [60]	Nakatsuji et al. [47]
			<i>F-measure</i>	Cremonesi et al. [16]	Gao et al. [26]



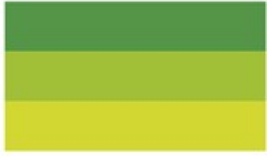


- Distintos conjuntos de datos, métricas, **particionado**

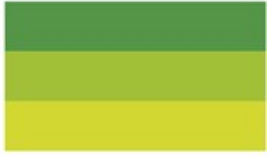
Books, movies	Ratings— <i>BookCrossing</i> , <i>MovieLens/EachMovie</i>	Li et al. [40, 41] Gao et al. [26]
	Ratings, tags— <i>LibraryThing</i> , <i>MovieLens</i>	
	Ratings, transactions	
	Ratings— <i>Imdb.com</i>	
	Ratings— <i>DoubleList</i>	
Movies, music	Thumbs up— <i>Flickr</i>	
Books, movies, music	Tags— <i>MovieLens</i> , <i>Last.fm</i> , <i>LibraryThing</i>	
Books, movies, music, TV shows	Thumbs up— <i>Flickr</i>	
Music, tourism	Semantic concepts	
Restaurants, tourism	Ratings, transactions	Chang et al. [14]
Various domains	Tags— <i>Delicious</i> , <i>Flickr</i>	Szomszor et al. [61, 62]

Data partitioning	References
Leave-all-users-out	Cremonesi et al. [16] Goga et al. [28] Hu et al. [31] Jain et al. [32]
Leave-some-users-out	Abel et al. [1] Abel et al. [2]
Hold-out	Li et al. [42] Nakatsuji et al. [47] Pan et al. [48] Pan et al. [51] Pan et al. [52] Pan et al. [53]

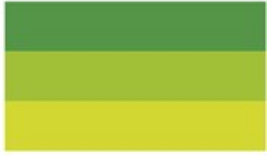
Category	Metric	References
Predictionmetrics	<i>MAE</i>	Berkovsky et al. [6, 7] Berkovsky et al. [8] Li et al. [13] Pan et al. [40, 41] Pan et al. [46] Pan et al. [44] Shapira et al. [47]
		Pan et al. [48] Pan et al. [51] Pan et al. [52] Pan et al. [53] Shapira et al. [58] Shi et al. [59] Winoto et al. [66]
		Pan et al. [53] Sahebi et al. [55] Zhang et al. [67] Zhao et al. [69]
Classificationmetrics	<i>Precision</i>	Kaminskas et al. [35] Tiroshi et al. [64]
		Stewart et al. [60]
		Nakatsuji et al. [47]
Classificationmetrics	<i>Recall</i>	Stewart et al. [60]
Classificationmetrics	<i>F-measure</i>	Cremonesi et al. [16]



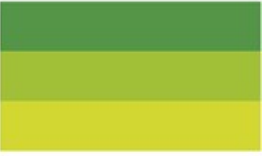
1. El problema de la recomendación sobre dominios cruzados
2. Técnicas de recomendación sobre dominios cruzados
3. Evaluación de sistemas de recomendación sobre dominios cruzados
- 4. Líneas abiertas en recomendación sobre dominios cruzados**



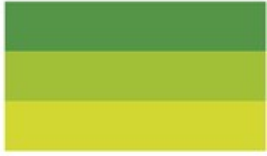
- Sinergia entre dominios cruzados y **recomendaciones contextuales**
 - distintos contextos (p.e. localización, tiempo y estado de ánimo) pueden tratarse como dominios diferentes
 - ... y vice versa



- Sistemas de recomendación sobre dominios cruzados para reducir el esfuerzo de **adquisición y aprendizaje de preferencias de usuario**
 - capaces de construir perfiles de usuario detallados sin tener que recolectar preferencias de usuario explícitamente
- Nuevos **conjuntos de datos** reales sobre dominios cruzados
 - bastante escasos y difíciles de conseguir en la prácticas;
 - obtenidos por grandes empresas, como Amazon, eBay y Yelp, pero pocas veces disponibles para la comunidad científica

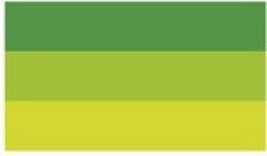


Referencias

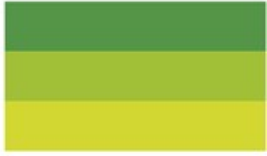


- **Revisiones del estado del arte**

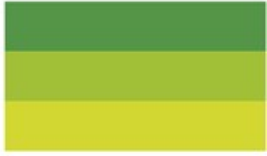
- Cantador, I., Fernández-Tobías, I., Berkovsky, S., Cremonesi, P. (2015). **Cross-domain Recommender Systems**. In Recommender Systems Handbook (2nd edition), pp. 919-959.
- Dong, G.: **Cross-domain Similarity Mining: Research Issues and Potential Applications Including Supporting Research by Analogy**. ACM SIGKDD Explorations Newsletter 14(1), pp. 43-47 (2012)
- Fernández-Tobías, I., Cantador, I., Kaminskas, M., Ricci, F.: **Cross-domain Recommender Systems: A Survey of the State of the Art**. In: Proc. of the 2nd Spanish Conference on Information Retrieval, pp. 187-198 (2012)
- Li, B.: **Cross-domain Collaborative Filtering: A Brief Survey**. In: Proc. of the 23rd IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, pp. 1085-1086 (2011)
- Pan, S. J., Yang, Q.: **A Survey on Transfer Learning**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 22(10), pp. 1345-1359 (2010)



- **Agregación de conocimiento: unión de preferencias de usuario**
 - Abel, F., Araújo, S., Gao, Q., Houben, G.-J.: **Analyzing Cross-system User Modeling on the Social Web**. In: Proc. of the 11th International Conference on Web Engineering, pp. 28-43 (2011)
 - Cantador, I., Fernández-Tobías, I., Bellogín, A.: **Relating Personality Types with User Preferences in Multiple Entertainment Domains**. In: Proc. of the 1st Workshop on Emotions y Personality in Personalized Services, CEUR workshop Proceedings, vol. 997 (2013)
 - Cremonesi, P., Tripodi, A., Turrin, R.: **Cross-domain Recommender Systems**. In: Proc. of the 11th IEEE International Conference on Data Mining Workshops, pp. 496-503 (2011)
 - Fernández-Tobías, I., Cantador, I., Plaza, L.: **An Emotion Dimensional Model Based on Social Tags: Crossing Folksonomies and Enhancing Recommendations**. In: Proc. of the 14th International Conference on E-Commerce and Web Technologies, pp. 88-100 (2013)
 - González, G., López, B., de la Rosa, J. LL.: **A Multi-agent Smart User Model for Cross-domain Recommender Systems**. In: Proc. de Beyond Personalization 2005 - The Next Stage of Recommender Systems Research, pp. 93-94 (2005)

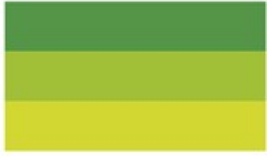


- **Agregación de conocimiento: unión de preferencias de usuario**
 - Loni, B, Shi, Y, Larson, M. A., Hanjalic, A.: **Cross-domain Collaborative Filtering with Factorization Machines**. In: Proc. of the 36th European Conf. on Information Retrieval (2014)
 - Nakatsuji, M., Fujiwara, Y., Tanaka, A., Uchiyama, T., Ishida, T.: **Recommendations Over Domain Specific User Graphs**. In: Proc. of the 19th European Conference on Artificial Intelligence, pp. 607-612 (2010)
 - Szomszor, M. N., Alani, H., Cantador, I., O'Hara, K., Shadbolt, N.: **Semantic Modelling de User Interests Based on Cross-Folksonomy Analysis**. In: Proc. of the 7th Intl. Semantic Web Conference, pp. 632-648 (2008)
 - Tiroshi, A., Berkovsky, S., Kaafar, M. A., Chen, T., Kuflik, T.: **Cross Social Networks Interests Predictions Based on Graph Features**. In: Proc. of the 7th ACM Conference on Recommender Systems, pp. 319-322 (2013)
 - Winoto, P., Tang, T.: **If You Like the Devil Wears Prada the Book, Will You also Enjoy the Devil Wears Prada the Movie? A Study de Cross-domain Recommendations**. New Generation Computing 26, pp. 209-225 (2008)



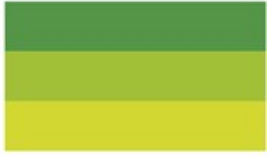
- **Agregación de conocimiento: mediación de modelos de usuario**

- Berkovsky, S., Kuflik, T., Ricci, F.: **Cross-domain Mediation in Collaborative Filtering**. In: Proc. of the 11th International Conference on User Modeling, pp. 355-359 (2007)
- Low, Y., Agarwal, D., Smola, A. J.: **Multiple Domain User Personalization**. In: Proc. of the 17th ACM SIGKDD Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 123-131 (2011)
- Pan, W., Xiang, E. W., Yang, Q.: **Transfer Learning in Collaborative Filtering with Uncertain Ratings**. In: Proc. of the 26th AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 662-668 (2012)
- Shapira, B., Rokach, L., Freilikhman, S.: **Facebook Single and Cross Domain Data for Recommender Systems**. UMUAI 23(2-3), pp. 211-247 (2013)
- Stewart, A., Diaz-Aviles, E., Nejdl, W., Marinho, L. B., Nanopoulos, A., Schmidt-Thieme, L.: **Cross-tagging for Personalized Open Social Networking**. In: Proc. of the 20th ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, pp. 271-278 (2009)
- Tiroshi, A., Kuflik, T.: **Domain Ranking for Cross-domain Collaborative Filtering**. In: Proc. of the 20th International Conf. on User Modeling, Adaptation, and Personalization, pp. 328-333 (2012)



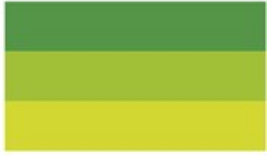
- **Agregación de conocimiento: combinación de recomendaciones**

- Berkovsky, S., Kuflik, T., Ricci, F.: **Distributed Collaborative Filtering with Domain Specialization**. In: Proc. of the 1st ACM Conference on Recommender Systems, pp. 33-40 (2007)
- Givon, S., Lavrenko, V.: **Predicting Social-tags for Cold Start Book Recommendations**. In: Proc. of the 3rd ACM Conference on Recommender Systems, pp. 333-336 (2009)
- Zhuang, F., Luo, P., Xiong, H., Xiong, Y., He, Q., Shi, Z.: **Cross-domain Learning from Multiple Sources: A Consensus Regularization Perspective**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 22(12), pp. 1664-1678 (2010)



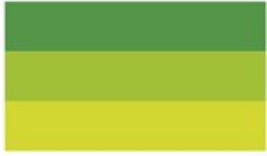
- **Enlace/transferencia de conocimiento: enlace de dominios**

- Azak, M.: **Crossing: A Framework to Develop Knowledge-based Recommenders in Cross Domains**. MSc thesis, Middle East Technical University (2010)
- Berkovsky, S., Goldwasser, D., Kuflik, T., Ricci, F.: **Identifying Inter-domain Similarities through Content-based Analysis de Hierarchical Web-Directories**. In: Proc. of the 17th European Conference on Artificial Intelligence, pp. 789-790 (2006)
- Cao, B., Liu, N. N., Yang, Q.: **Transfer Learning para Collective Link Prediction in Multiple Heterogeneous Domains**. Proc. de 27th International Conf. on Machine Learning, pp. 159-166 (2010)
- Chung, R., Sundaram, D., Srinivasan, A.: 2007. **Integrated Personal Recommender Systems**. In: Proc. of the 9th International Conference on Electronic Commerce, pp. 65-74 (2007)

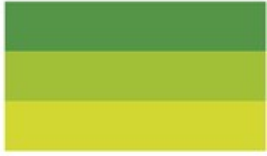


- **Enlace/transferencia de conocimiento: enlace de dominios**

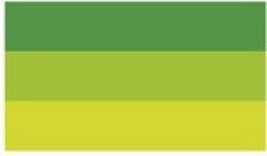
- Fernández-Tobías, I., Cantador, I., Kaminskas, M., Ricci, F.: 2011. **A Generic Semantic-based Framework for Cross-Domain Recommendation**. In: Proc. of the 2nd International Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems, pp. 25-32 (2011)
- Loizou, A.: How to Recommend Music to Film Buffs: **Enabling the Provision de Recommendations from Multiple Domains**. PhD thesis, University de Southampton (2009)
- Shi, Y., Larson, M., Hanjalic, A.: **Tags as Bridges between Domains: Improving Recommendation with Tag-induced Cross-Doman Collaborative Filtering**. In: Proc. of the 19th International Conference on User Modeling, Adaption, and Personalization, pp. 305-316 (2011)
- Zhang, Y., Cao, B., Yeung, D.-Y.: **Multi-domain Collaborative Filtering**. In: Proc. of the 26th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 725-732 (2010)



- **Enlace/transferencia de conocimiento: compartición de factores latentes**
 - Enrich, M., Braunhofer, M., Ricci, F.: **Cold-Start Management with Cross-Domain Collaborative Filtering and Tags**. In: Proc. of the 14th Intl. Conference on E-Commerce and Web Technologies, pp. 101-112 (2013)
 - Fernández-Tobías, I., Cantador, I.: **Exploiting Social Tags in Matrix Factorization Models for Cross-Domain Collaborative Filtering**. In: Proc. of the 1st Intl. Workshop on New Trends in Content-based Recommender Systems (2013)
 - Hu, L., Cao, J., Xu, G., Cao, L., Gu, Z., Zhu, C.: **Personalized Recommendation via Cross-domain Triadic Factorization**. In: Proc. of the 22nd International Conference on World Wide Web, pp. 595-606 (2013)
 - Hu, G., Zhang, Y., Yang, Q.: **Transfer Meets Hybrid: A Synthetic Approach for Cross-Domain Collaborative Filtering with Text**. In: Proc. of the 28th Conference on World Wide Web, pp. 2822-2829 (2019)
 - Pan, W., Liu, N. N., Xiang, E. W., Yang, Q.: **Transfer Learning to Predict Missing Ratings via Heterogeneous User Feedbacks**. In: Proc. of the 22nd Intl. Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 2318-2323 (2011)
 - Pan, W., Xiang, E. W., Liu, N. N., Yang, Q.: **Transfer Learning in Collaborative Filtering para Sparsity Reduction**. Proc. of the 24th AAAI Conf. on Artificial Intelligence, pp. 210-235 (2010)



- **Enlace/transferecia de conocimiento: transferencia de patrones de rating**
 - Cremonesi, P., Quadrana, M.: **Cross-domain Recommendation without Overlapping Data: Myth or Reality?** In: Proc. of the 8th ACM Conference on Recommender Systems (2014)
 - Gao, S., Luo, H., Chen, D., Li, S., Gallinari, P., Guo, J.: **Cross-domain Recommendation via Cluster-Level Latent Factor Model.** In: Proc. of the 17th y 24th European Conference on Machine Learning y Knowledge Discovery in Databases, pp. 161-176 (2013)
 - Lee, C. H., Kim, Y. H., Rhee, P. K.: **Web Personalization Expert with Combining Collaborative Filtering and Association Rule Mining Technique.** Expert Systems with Applications 21(3), pp. 131-137 (2001)



- **Enlace/transerencia de conocimiento: transferencia de patrones de rating**
 - Li, P., Tuzhilin, A.: **DDTCDR: Deep Dual Transfer Cross Domain Recommendation**. In: Proc. of the 13th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pp. 331-339 (2019)
 - Li, B., Yang, Q., Xue, X.: **Can Movies and Books Collaborate? Cross-domain Collaborative Filtering para Sparsity Reduction**. In: Proc. of the 21st International Joint conference on Artificial Intelligence, pp. 2052-2057 (2009)
 - Li, B., Yang, Q., Xue, X.: **Transfer Learning para Collaborative Filtering via a Rating-matrix Generative Model**. In: Proc. of the 26th International Conf. on Machine Learning, pp. 617-624 (2009)
 - Moreno, O. Shapira, B. Rokach, L. Shani, G.: **TALMUD: Transfer Learning for multiple domains**. In: Proc. of the 21st ACM Conf. on Information and Knowledge Management, pp. 425-434 (2012)

Sistemas de recomendación sobre dominios cruzados

Iván Cantador, Alejandro Bellogín

Universidad Autónoma de Madrid

ivan.cantador@uam.es, alejandro.bellogin@uam.es

