

IIC3666

Sistemas Recomendadores

Evaluaciones 2020

Profesor: Denis Parra

Ayudantes: Manuel Cartagena, Vladimir Araujo, Andrés Carvallo,
Francisca Cattán y Andrés F. Villa.

Cálculo Nota Final

- Controles: 30% (20% blog y 10% presentación)
- Tareas: 30%
- Proyecto Final: 40%

*Bonus por completar al menos 75% de los prácticos

Lecturas

Enlace para registrar su repositorio de comentarios de lecturas:

<https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSe06ISVzL7cUdFrTfmwDHdW6CFAVKQEnIs5CocOyiNpFmD4PA/viewform>

Instrucciones:

- Cada estudiante debe crear un repositorio público en Github con el formato github.com/nombreusuario/lecturasIIC3633-2020
- Cada semana subirán sus críticas en formato markdown, nombrado "lecturaX.MD"
- En caso de existir más de una lectura por semana, el formato para cada uno será "lectura1-1.MD", "lectura1-2.MD", "lectura1-3.MD", etc.

- Deben escribir en un repositorio en github un *comentario* por cada paper(s) de la semana.
- Plazo: hasta el lunes de la semana sgte a las 20:00hrs.
- Si la escritura del comentario se atrasa, habrá un descuento:
 - Mi: máximo 6
 - Vi: máximo 4
 - Se pierde todo puntaje después
- En español o inglés
- Evaluación
 - 1 No lo escribió
 - 3 No escribió un comentario
 - 5 No está bien desarrollado
 - 7 Está bien desarrollado
 - 8 Conecta el tema del paper con otros temas de forma interesante

Lecturas

¿Qué es un comentario?

- Una opinión o crítica (no necesariamente negativa) del **contenido** del artículo
- **NO** es un resumen
- No es necesario que analicen todos los temas que toca el paper

El paper me pareció excelente, es un buen artículo introductorio donde explica cada detalle de los sistemas recomendadores matriciales. Es posible fácilmente para alguien nuevo realizar una implementación de un sistema recomendador de este tipo.

Malos comentarios

Entre dos enfoques antes analizados tienen ciertas limitaciones como "new users or item unknown", el principal motivo por el cual es difícil recomendar estos items es por la poca información que se posee o (data tag or rating) relacionado con el item. Frecuentemente los items más populares tienden a ser recomendados, por lo que se caen en un "trap" la recomendación.

3-Content-Based (CB) Recommender:

Estas técnicas extraen información directamente de la música y la utilizan para determinar la similitud.

La principal limitación es esta técnica es que se pueden encontrar ciertas similitudes en diferentes géneros. Otro reto es la poca escalabilidad de los sistemas.

4-Hybrid Recommender:

Combinan diferentes métodos utilizando un enfoque de cascada, i.e., un proceso de paso a paso. Por ejemplo para calcular la similitud de los items se puede aplicar "CF" y luego cambiar el orden de los resultados de acuerdo a la distancia semántica en el espacio social, o por medio de la distancia en el espacio acústico. Otro enfoque híbrido es la combinación de la salida de los enfoques por separado, cuando, por ejemplo, una combinación lineal de las puntuaciones de cada técnica de recomendación, esto se denomina el enfoque ponderado.

The Radiohead Example

Como ejemplo ellos presentan el sistema "Radiohead" para los tres tipos de recomendaciones (usage, social, and content based)

Data Sets

Utilizan datos de la base de datos de "Last.fm", alrededor 260 mil datos en un periodo del 2005-2008.

Similar Artists



How I Applied To Fit into your CD's, the New Recommendation System, the new approach

La tabla muestra la similitud entre los artistas, usando los 2 enfoques de recomendación. Al final lo que se obtiene es un indicador de popularidad.

Personalized Recommendations. Vale la pena señalar que los resultados de filtrado colaborativo (enfoque basado en el uso, CF) contienen muchos artistas más populares que los otros dos enfoques. Atrás, además de los enfoques basados sociales (SB) se compone de una mezcla de rock popular y bandas alternativas. Si enfoque basado en contenidos (CB) es el que tiene los artistas menos conocidos. Curiosamente, en el CB hay algunas veces feministas.

Further Research

Investigación en la recomendación de la música es multidisciplinaria.

Incluye varias áreas como la búsqueda y filtrado, la minería de datos, aprendizaje automático, personalización, redes sociales, procesamiento de texto, redes complejas, la interacción del usuario, la visualización de la información y procesamiento de señales, entre otros. Sin embargo, hay una serie de preguntas abiertas que podrían abordarse en futuras investigaciones.

How well do music recommenders work?

How to recognize and incorporate content into recommendations?

Observaciones: Es bueno considerar recomendaciones relacionadas con el "FingerPrint" de los canciones. Deben utilizarse métricas para detectar los estilos e identificar el ritmo y tono, un posible alternativa para realizar la recomendación es utilizar técnicas de "FingerPrint" para recomendar similitudes.

How to make recommendations for all music?

Observación: Me parece que sería interesante analizar la cultura de la persona a la cual se le está recomendando, por ejemplo en estados unidos es común que exista una gran variedad de géneros musicales como en todo el mundo, pero solo en estados unidos es donde mejor se adapta la musica country.

What effect will automatic music recommenders have on the collective music taste?

Conclusiones

Los usuarios varían su preferencia musical basado en contextos y actividades. Una lista de reproducción para correr es probablemente muy diferente a una lista de reproducción creada por el mismo usuario para relajarse. Es importante tener en cuenta la naturaleza especial de la música en la construcción de los sistemas recomendadores en la música.

Las estrategias de recomendación que ayudan a los usuarios a encontrar música nueva e interesante son cada vez más importantes y juegan un papel importante para mejorar el estado de ánimo e incluso el estado de ánimo.

Crítica: The Link-Prediction Problem for Social Networks

Este paper no trata sobre sistemas recomendadores en sí, sino más bien sobre el problema de predecir "links" entre 2 nodos de un grafo, en particular cuando este grafo representa una red social. Su aplicación al área de *recsys* podría no ser tan directa, ya que en el caso de las redes sociales (y específicamente en el paper, una red de colaboración entre autores de papers) los nodos del grafo representan a las personas, mientras que las aristas representan una relación entre las personas. Uno esperaría poder utilizar esta técnica para predecir la relación entre un usuario y una película, por ejemplo, pero en ese caso, los nodos pasarían a ser de distinto tipo (usuarios y películas), por lo que las métricas no tendrían sentido necesariamente.

No entiendo por qué decidieron utilizar la primera letra del nombre y el apellido completo de los autores para la representación, a sabiendas de las colisiones que esto causaba. Ellos señalan que el error que esto introduce parece ser menor, pero no hay más detalles. Me parece más razonable utilizar alguna técnica que accidentalmente deje en nodos distintos a un mismo autor por algún error de tipeo, que una técnica donde autores distintos queden mapeados al mismo nodo.

Tampoco se justifica el uso de k_{training} y k_{test} igual a 3. ¿Qué implicancias tenía sobre los resultados usar un número mayor o menor?

En el apartado **Methods for Link Prediction** señalan que de los grafos que construyeron, todos tienen una "componente gigante" que engloba a casi todos los nodos, por lo que es natural restringir las predicciones a esta componente. No le veo lo natural a esa decisión.

La forma de evaluar el desempeño de las métricas me pareció adecuado.

Ellos comentan que debido a que usaron sólo datos de redes de autores de papers sobre física, sus datos no necesariamente generalizan. ¿Por qué no usaron otras fuentes de información entonces? En arXiv no solo hay papers de física.

Sobre los trabajos futuros, señalan que sería útil agregar información extra como la filiación de los autores o información geográfica. Siento que esto es una contradicción con lo que plantean al inicio del paper donde destacan que ellos utilizan solo información intrínseca de la red.



- Un mini resumen del tema del paper, como contexto
- Comentario de aspectos interesantes
- Crítica a lo que consideren que no fue adecuado

Buen comentario

Prácticos

- Ejercicios que estarán disponibles con código y videos en el repositorio del curso
- Se pueden hacer consultas en horario de ayudantía
- Hacer todos los prácticos y entregarlos (en un repositorio que ustedes indiquen para revisar) implicará un bono de 0,2 (2 décimas) en el cálculo de la nota final del proyecto (slide 13).

Tarea 1

- En grupos de 2 personas máx.
- Implementar un sistema recomendador, hacer predicciones para un test set
- Hacer un informe
- Se entrega todo por github el viernes X de septiembre, 20:00

Tarea 1

Evaluación

- Informe 80%
- Código + Documentación + Instrucciones para replicar 20%
- Bonus: estilo kaggle, predicción a un test set
 - 1 punto adicional al mejor proyecto
 - 0,7 al 2do mejor proyecto
 - 0,5 al 3r mejor proyecto
 - 0,3 al 4to mejor proyecto
 - 0,1 al 5to mejor proyecto

Presentación de papers

Lista de papers, grupos y fechas en:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1QTYXC1j02GAIXMxEgdT_NN4VEDguJYbBYZXLXqm6FJk/edit#gid=0

Ejemplo de video grabado (ustedes deben enviar uno de 15 mins.):

https://drive.google.com/file/d/1WT3BNv5O0kdPPCUkTnUkKWEMgk_bNt4s/view

- Al final del semestre, se harán grupos de máximo 3 alumnos que deben leer y presentar un paper al resto del curso.
- Se indicará una lista de papers muy recientes (entre 2018-2020) de conferencias relevantes.
- Las presentaciones serán de 15 minutos + 10 minutos para preguntas.
- Deben enviar las slides de su charla en PDF el día antes de su presentación, a más tardar 10pm.
- Habrá un importante bono para quienes envíen un video.
- El objetivo es prepararlos para _____ presentar en una conferencia.

Rúbrica presentaciones

- (10 ptos.) **BONO VIDEO**
- (10 ptos) **PDF enviado antes de presentar**
- (1 pto.) **Contexto:** Contexto del problema que aborda el artículo
- (1 pto.) **Problema de recomendación:** presentar formalmente qué se está recomendando
- (1 pto.) **Contribución:** qué ofrece este artículo comparado con otros trabajos
- (1 pto.) **Estado del arte y marco teórico:** trabajos relaciones y conceptos que se deben conocer para entender el paper
- (1 pto.) **Detalle solución:** detalles, ecuaciones, modelo, etc.
- (1 pto.) **Calidad gráfica y estilo de Slides**
- (1 pto.) **Presentación:** modular bien, usar las slides de referencia (no leerlas)
- (1 pto.) **Evaluación:** Presentar los resultados del paper
- (1 pto.) **Referencias:** cita de los paper más importantes
- (1 pto.) **Preguntas:** responder preguntas
- (-x ptos.) **Errores:** descuento por errores
- (1 pto.) **"Puntualidad 15 min":** no pasarse del tiempo para presentar

- La presentación puede hacerse en vivo por zoom o **enviar un video de 15 minutos** con la presentación
-
- **BONO:** Quienes envíen video tendrán un bono de entre 5 y 10 puntos según la calidad del video. Video debe ser grabado con software Quicktime, OBS o alguno que asegure una calidad de video/audio similar.
-
- Notar que el puntaje máximo según rúbrica es 21 puntos, !por lo cual un buen video suma 10 puntos y asegura una excelente —nota!

Proyecto Final

- Proyecto de investigación
- Los temas los pueden proponer ustedes o puede realizar un tema que proponga el profesor

Proyecto Final

Entregables

Reglas Evaluación (2020)

- Propuesta 10%
 - Informe intermedio 30%
 - Paper 50% (Bonus 0,3 por escribirlo en inglés)
 - Sesión de posters 10% (gather.town)
 - Se entrega todo por github
-
- *Nota individual

Proyecto Final

* El póster se debe entregar antes que el resto del proyecto porque debe ser cargado en plataforma gather.town, por equipo docente, lo cual demora.

** Notas finales estarán el viernes 18 de Dic (lunes 21 se podrá apelar a nota)

Entrega 1:

- Lun 30 sept Propuesta Escrita

Entrega 2:

- Vie 1 Nov Informe intermedio
 - **Feedback:** Viernes 26 de Nov.

Entrega final:

- * **Poster:** Vi 11 Dic, 20:00 (en repo github del proyecto)
- **Resto del proyecto:** Lu 14 Dic, 20:00

Sesión de posters:

- ** Ma 15 Dic: via gather.town (8:30am - 1pm)

*: Fechas confirmada

Entregables

Informe Tarea 1

- Análisis exploratorio de los datos
- Definición de experimentos
- Exposición de resultados
- Análisis de sensibilidad de los parámetros
- Conclusiones

Entregable Propuesta Proyecto

- Contexto del problema
- Problema - Solución propuesta
- Objetivos
- Definición de experimentos (datos, métodos, evaluación)
- Bibliografía

Informe intermedio

- Análisis exploratorio de los datos
- Estado de avance (herramientas, implementación de algoritmos, resultados preliminares)
- Problemas encontrados
- Plan de avance (actividades por realizar)

Paper / Poster

- Abstract
- Estado del arte
- (opcional) Solución
- Dataset
- Metodología
- Análisis de parámetros
- Resultados
- Conclusiones