

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA



Fernando José Garavito Ovando	18071
Marco Vinicio Flores Diéguez	16110
Estuardo Alejandro Díaz Hernández	16260

GUATEMALA, 03 de mayo de 2019

Tabla de contenido

Introducción	3
Algoritmos actuales que resuelven el problema	3
Literatura citada:	6
Design thinking	6
1. Empatizar	6
2. Definir (el Problema)	8
3. Idear	9
4. y 5. Prototipar y Probar	9
Diseño de la base de datos	10
Pseudocódigo	11

Introducción

Supongamos que estamos en un grupo de amigos y queremos salir a comer y pasar el tiempo, o bien queremos celebrar un día especial. ¿Cómo decidimos a dónde ir? Sobre todo, si queremos satisfacer los gustos y necesidades de cada miembro, como presupuesto, comida y ambientes preferidos, etc. Nuestro proyecto busca resolver esta problemática por medio de un algoritmo que se aplique a una base de datos basada en grafos. El objetivo es recomendar lugares para ir a comer a un grupo de amigos, parejas o bien familiares, basándonos en información de cada uno de ellos previamente recolectada.

Algoritmos actuales que resuelven problemas similares

Tinder:

El ELO indica lo populares o deseables que somos en Tinder, así que la aplicación nos intenta poner en contacto con personas de nuestro mismo "nivel".

En general, tener un ELO bajo es malo, pues veremos perfiles de "bajo nivel". Es importante señalar que esta cifra tiene sentido dentro del peculiar mundo de Tinder, pero no siempre refleja el atractivo de la persona al otro lado de la pantalla, pues una foto mal elegida o un texto inapropiado afectan en gran medida.

¿Cómo calcula el algoritmo tu ELO?

Durante aproximadamente las primeras 24 horas en Tinder le aparecemos a una gran cantidad de personas, y en ese crucial primer día se calcula la puntuación inicial, que luego irá cambiando. Algunos aspectos clave son:

Uso razonable: Tinder penaliza mucho el ELO de quien le da like a todos los perfiles, pero también funciona a la inversa, y penaliza a quien descarta a la inmensa mayoría. Lo óptimo es un uso "normal", haciendo swipe a la derecha solo a quien nos guste de verdad.

Los likes que recibes: El porcentaje de personas que responden de forma positiva a tu like sube el ELO, en especial cuando tienen un ELO superior al tuyo.

Mensajes: Cuando haces "match" lo normal es iniciar una conversación, así que el algoritmo de Tinder te penaliza si no lo sueles hacer. Además, que te respondan también aumenta el ELO, aunque no está claro cómo funciona esto último.

¿Qué ocurre con la visibilidad?

El algoritmo de Tinder funciona de forma diferente en lo respectivo a la visibilidad. Es decir, el ELO nos asigna personas de nuestra misma "liga", pero eso no nos garantiza que nos vayan a ver. El consejo básico para la visibilidad es usar Tinder con frecuencia.

Libros o noticias:

Dentro de las recomendaciones literarias muestra modalidades diversas. Existen páginas web -como eltemplodelasmilpuertas.com o thefussylibrarian.com- que ponen al usuario frente a preguntas para así ofrecer un listado de lecturas coherentes con las respuestas. En whatshouldireadnext.com se escribe el título o el nombre de un autor para obtener sugerencias sobre la base de las afinidades de los usuarios ya registrados.

Amazon:

Cuenta con un algoritmo personalizado de recomendación que ellos llaman filtrado colaborativo ítem a ítem. Se trata de un desarrollo de la casa, patentado en los Estados Unidos, y que nació porque ninguna de las propuestas existentes por aquel entonces (principios de década) servían para grandes conjuntos de datos.

¿Cómo funciona sin entrar en excesivos detalles técnicos?

Asociando cada producto comprado por un usuario con una lista de productos similares, que se obtiene en función de los elementos que hayan sido adquiridos en un mismo pedido, añadidos a un carrito de la compra, o almacenados en una wish list.

Este proceso, como podríamos imaginar, puede llegar a ser extremadamente costoso en términos de computación. Pero Amazon se las ha arreglado para implementarlo y ejecutarlo de una forma muy eficiente, de modo que funciona aceptablemente bien incluso con conjuntos de datos enormes.

De este modo, dirigiendo la publicidad a aquellas personas que están más interesadas, obtendrán una mayor ratio de conversiones. Hay quien incluso pone una cifra para esta tasa de conversión: entre un 5 y un 10%, hace más de dos años (esta cifra puede haber variado. En Quora una antigua Product Manager indica un 4% de media, duplicándose en temporada alta.

YouTube:

Cuenta con más de mil 500 millones de usuarios activos por mes, mientras que diariamente se ven en el mundo más de mil millones de horas de contenido de la plataforma. Según Cisco Systems, para 2019 el vídeo representará hasta el 80 por ciento del tráfico en internet.

Además de ser una herramienta publicitaria para las marcas, el uso de YouTube crece anualmente, gracias a sus algoritmos de recomendación, los cuales no dejan de emitir sugerencias a los usuarios. De acuerdo con CNET, los algoritmos de la plataforma son los sugieren qué ver en un 70 por ciento.

El 70 por ciento del consumo de videos provienen de recomendaciones de algoritmos de YouTube, los cuales son tan exitosos que mantienen a los usuarios móviles usando la plataforma por más de 60 minutos a la semana.

Los algoritmos funcionan con recomendaciones personalizadas que se activan según el tipo de contenido que el usuario suele mirar, y la tendencia en 2018 es que las sugerencias son videos más cortos, por si el usuario lo está viendo desde dispositivos móviles, mientras que las recomendaciones en TV serán videos más largos.

Las recomendaciones provienen de Google Brain, un algoritmo de aprendizaje automático que identifica contenido que es parecido a otro o que tiene características similares, es decir, analiza qué videos buscaste, observaste, por cuánto tiempo, o si utilizaste el pulgar arriba o abajo, datos demográficos, género, edad y tiempo que tiene la cuenta activa.

Una vez que YouTube seleccionó videos, el algoritmo lo califica en función de si ya has visto un video de ese canal o tema previamente para recomendarte el contenido de mayor puntuación. Básicamente el aprendizaje automático es porque te están observando todo el tiempo.

Diariamente, YouTube recomienda 200 millones de videos diferentes para los usuarios, en 76 idiomas distintos cada día, además de que los algoritmos administran más de 400 horas de video que se suben a la plataforma cada minuto.

Netflix:

Se alimenta de la información que le facilitas a través de tu perfil. «Sabemos a qué hora del día se conecta nuestro cliente, cuánto tiempo pasa en la plataforma, sabemos qué vio antes y qué después; incluso sabemos si lo hizo desde el ordenador, desde una Tablet o el móvil. Tenemos mucha información», explicó Todd Yellin, vicepresidente de producto de la compañía, en «See What's Next», evento en el que Netflix presentó sus principales novedades para este año.

«Cada persona es diferente y este algoritmo aprende de las costumbres de consumo de esta para poder determinar qué es lo que te gusta y así diferenciar los contenidos que tenemos que mostrarte», comentó. Para ilustrar este razonamiento, Yellin recordó que dentro de cada cuenta puede haber hasta cuatro perfiles. «Y suelen ser muy diferentes porque no es lo mismo lo que me gusta a mí que le gusta a mi mujer o a mi hija, y eso que a veces vemos alguna que otra serie juntos», añadió.

Una vez que Netflix conoce los gustos que has mostrado en tu perfil, deja el «trabajo sucio» a su algoritmo: «Gracias a esos datos, podemos encajar el perfil de cada uno en lo que llamamos 'comunidad'». Se tratan de las distintas agrupaciones de contenido que vemos en nuestro perfil. «Cada comunidad suele corresponder a los subgéneros que el cliente suele ver.

Spotify:

El éxito de Discover Weekly se da gracias a una mezcla de machine learning y curaduría humana. El algoritmo que hace posible este contenido no prevé los 'me gusta' de la gente sobre ciertas canciones, sino toma en cuenta lo que escucha constantemente y busca esas canciones en las listas de otros usuarios.

“Aprendimos mucho en el último año, por ejemplo, que la gente terminó haciendo de la lista una parte de su rutina semanal, a la que la gente regresa con constancia”, explica Newett. “Nuestra meta es resolver el problema que los usuarios enfrentan de no perderse la música que de verdad les importa”.

Ambas listas dependen de los hábitos de escucha del usuario, por eso son acertadas en predecir los gustos. Como en cualquier uso de machine learning, entre más información alimentas al sistema, más exactas serán sus recomendaciones. Quienes escuchan poca música suelen recibir recomendaciones más generales, basadas en su geolocalización, por ejemplo.

Actualmente, el equipo de ingenieros encargados del área de personalización, están trabajando en cambiar los algoritmos de recomendación por región.

“Descubrimos que la gente de Asia no relaciona los contenidos de la misma forma que en Europa, por ejemplo”, cuenta Newett. “Estamos tratando de hacer que nuestros modelos funcionen bien y estén personalizados a cada país”.

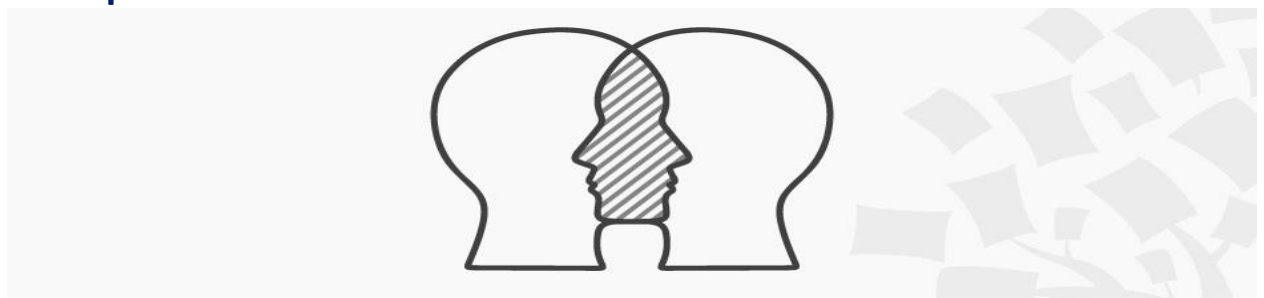
Literatura citada:

ABC. (2019). ¿Cómo funciona el algoritmo de Netflix? Extraído de: https://www.abc.es/play/series/noticias/abci-como-funciona-algoritmo-netflix-201809040145_noticia.html

Expansión. (2016). Así funcionan los sistemas de personalización musical de Spotify. Extraído de: <https://expansion.mx/tecnologia/2016/08/23/asi-funcionan-los-sistemas-de-personalizacion-musical-de-spotify>

Design thinking

1. Empatizar



Author/Copyright holder: Teo Yu Siang and [Interaction Design](#) Foundation. Copyright licence: CC BY-NC-SA 3.0

Se realizaron entrevistas en línea, para poder entender cómo es la situación al tener que escoger un restaurante de comida. Basado en las entrevistas, nos dimos cuenta que los intereses, gustos y presupuestos de los asistentes en una situación de este tipo, mayoritariamente no son unánimes. Esto se desenlaza en situaciones interesantes.

Por ejemplo, uno de los asistentes debía ceder, al azar o bien se dejaba para una próxima vez, entre otras. Esto nos indica que no hay una manera estandarizada ni popular de discernir que hacer o que no hacer.

Si bien es cierto todos hemos pasado por una situación similar, sin embargo, esta etapa nos hizo ver que es mucho más común y usual de lo que realmente parece. Además, nos deja ver que las interacciones humanas están basadas en que la mayoría de los asistentes estén conformes con la decisión final o bien, lograr la unanimidad.

Entrevistas

A continuación, se muestran algunos comentarios relevantes de personas a quienes les realizamos una entrevista acerca del tema.

“Con los cuates de vez en cuando nos gusta lugares como Mac, Pollo Campero, Shucos y hamburguesas. El programa nos recomendaba ir a Taco lo cual pienso esta bien porque a todos nos gusta ir allá. Es muy buena elección y como comida rápida es lo que más consumimos.”

“A mi novia a y a mi nos gusta ir ya sea a comer comida rápida y en ocasiones a lugares un poco mas elegantes. El programa nos recomendó ir La Estancia y el Puente lo cual pienso son buenas opciones. Seria bueno que nos diga también si es para una ocasión donde debemos vestirnos formal o informal.”

“Preferimos lugares como con comida rápida y el programa nos dijo Mac, pero podrían ponerle puestos así pequeños de comida y no solo restaurantes con mucho parqueo y eso. Como carritos de comida.”

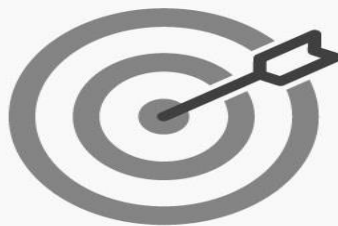
“El programa es muy bueno, me gusta la idea porque es muy difícil ponerse de acuerdo con los cuates. Me puso Ceviche, lo cual no se me había ocurrido. Tal vez si te pregunta la ocasión como si es para ver un partido o solo ir a hacer tareas a algún lugar sería buena idea.”

Encuestas

A continuación, se muestran algunos datos obtenidos en encuestas realizadas ara obtener información más específica del problema y posibles soluciones (se pueden consultar todos los datos completos en el archivo adjunto Encuestas.xlsx).

	Durante las comidas fuera de casa, ¿está normalmente acompañado?	Cuando está acompañado, ¿Cómo es el proceso de decisión del lugar al que irán?	¿Qué factores son los que principalmente ayudan a discernir a que lugares NO desean ir?	Al reducir las posibilidades de a dónde ir, ¿Cuáles son los factores que influyen en la decisión final?	Cuando la decisión no es unánime, ¿Cómo lo resuelven?
1					
2	Sí, 1 persona me acompaña	Por recomendaciones	Fotos feas y malas recomendaciones	A veces lo económico, a veces el antojo, a veces de que comí recientemente	Alguien cede porque no conoce o una opción es mejor
3	Sí, 2 a 4 personas me acompañan	Se le pregunta cada uno de los integrantes que quiere comer y luego se establece si hay algún restaurante cerca ni que ofrezca ese tipo de comida. Por último elegimos el que esté más cerca	Se le pregunta cada uno de los integrantes que quiere comer y luego se establece si hay algún restaurante cerca ni que ofrezca ese tipo de comida. Por último elegimos el que esté más cerca.	Tipo de comida y precio	En la persona de mayor jerarquía recae la decisión, generalmente los padres
4	Sí, 2 a 4 personas me acompañan	Propongo alguno céntrico pero decide alguien más.	El mal servicio, comida de mala calidad y parqueo caro	Buena comida y ambiente	Alguien cede o proponemos otro
5	Sí, 1 persona me acompaña	Según el antojo de lo que se quiera comer	Que tan lleno estará y que tan lejos se encuentra	El buen servicio	Se escoge que lugar tiene las comidas que ambos quieran
6	Sí, 1 persona me acompaña	Depende del dinero, tipo de comida y accesibilidad	Precio, comida que venden	Precio contra calidad de comida	Una ficha o se busca un punto medio
7	Sí, 1 persona me acompaña	Consenso	Tipo de comida, lejanía o difícil acceso, falta de tiempo	Cercanía, recomendación, tipo de comida	Con base en experiencia (recomendaciones)
8	Sí, 1 persona me acompaña	Según los gustos de cada uno	Precio, calidad de la comida, ambiente	Calidad de la comida	Una opción alterna de gusto de ambos
9	Sí, 1 persona me acompaña	Los dos decidimos	Si esta muy lleno	El hambre	Siempre se escoge rapido
10	Sí, 1 persona me acompaña	Mirar las opciones que hay y decidir cuál nos gusta más	Cercanía y tipo de comida	Calidad precio	Cediendo alguien

2. Definir (el Problema)



Author/Copyright holder: Teo Yu Siang and Interaction Design Foundation. Copyright licence: CC BY-NC-SA 3.0

Basado en la fase de empatizar, logramos deducir que no existe una forma general/usual/popular de resolver esta situación. Esto significa que, en la mayoría de los casos, hay más de un asistente que no está totalmente de acuerdo o satisfecho con la decisión tomada. Entonces, podemos definir el problema de la siguiente manera:

No existe una forma eficiente y óptima para discernir a que lugar ir a comer fuera de casa, que considere las preferencias de todos los asistentes

3. Idear



Author/Copyright holder: Teo Yu Siang and Interaction Design Foundation. Copyright licence: CC BY-NC-SA 3.0

En esta fase, hicimos una lluvia de ideas. Las cuales fueron:

- Un número de teléfono que sirva como juez
- Un restaurante al cual a todos les guste
- Un buffet con todas las comidas posibles y meseros
- Crear grupos de amigos conforme a las preferencias alimenticias
- Un servicio a domicilio que le lleve la comida que cada uno quiere al lugar de reunión.
- Una lista física de todos los restaurantes y método de eliminación
- Una pastilla que modifique el sabor de tu comida exactamente como quieras
- Una aplicación que recomiende qué hacer

Luego de hacer una purificación de las ideas posibles, se decidió hacer una aplicación que recomiende qué hacer en estos casos.

4. y 5. Prototipar y Probar



Author/Copyright holder: Teo Yu Siang and Interaction Design Foundation. Copyright licence: CC BY-NC-SA 3.0

Retro-alimentación de los usuarios:

“Yo con mi novia frecuento Frisco Grill, Le Café, Kloster, pero el programa nos dijo que podíamos ir a McDonald’s. Creo que se podría pulir el tema de ambiente, porque por ejemplo con mi novia si es una cita no preferiría ir a un restaurante de comida rápida.”

“Con mis amigos nos gusta ir a Mr. Absurd y el Kuto al momento de querer tomar bebidas alcohólicas, sin embargo, el programa nos dijo que fuéramos a La Playa. Creo que debería estar considerando también lugares pequeños y actuales”

“Le pegó justo! No teníamos dinero con mi mejor amiga y no queríamos hamburguesas. Nos recomendó que fuéramos a Taco”

“Me gustaría tener una interfaz gráfica que me deje ver los logos o algo, no sólo líneas en una compu”

Diseño de la base de datos

Definimos un grafo **G** como el par ordenado **(V,E)** conformado por conjuntos **E** y **V**. Donde **V** es un conjunto de vértices o nodos, donde cada nodo representa alguna estructura de datos o información de interés. El conjunto **E** es un conjunto de pares ordenados **(v1,v2)**, que llamamos aristas, con **v1,v2** elementos de **V**. **(v1,v2)** representa una relación entre **v1** y **v2**. En esta implementación consideramos **(v1,v2) = (v2,v1)**, para todo **v1,v2** elementos de **V**. Un *camino* entre **v,u** elementos de **V** es el conjunto ordenado *path* = **(v1,v2,...,vn)** de vertices de **V** tales que **(vi, v{i+1})** están en **E**. En este caso, decimos que el *camino* es de longitud **n**.

En la implementación de la base de datos, queremos que cada nodo represente a una persona, o bien alguna característica en específico, como gustos en cuanto a comida, presupuesto etc. Además, modificamos la definición de aristas para permitir incluir un tipo o etiqueta, así no solo relacionamos elementos de nuestro grafo, sino que también podemos llevar un registro del tipo de relación que existen entre los elementos. Por ejemplo, una persona puede estar relacionada con otra persona o con alguna preferencia en cuanto a restaurantes, pero el tipo de relación no es la misma en ambos casos.

En particular, la estructura propuesta es la siguiente: (aunque aún está sujeta a cambios)

(V) Nodos:

// Representa una persona/usuario que esta usando el sistema de recomendaciones

“Persona”: {

“id”: { Int }, **“Nombre”:** { String }, **“Sexo”:** { Char }, **“Edad”:** { Int }, **“Username”:**

{ String }

},

// Representa a un tipo de comida, i.e. ‘comida china, hamburguesas, comida italiana’, etc.

“Tipos_comida”: {

“id”: { Int }, **“Descripcion”:** { String }

},

// Representa a un tipo de restaurante, i.e. ‘comida rapida’, ‘bar’, ‘restaurante’ etc.

“Tipos_restaurantes”: {

“id”: { Int }, **“Descripcion”:** { String }

},

```
// Categorías para el presupuesto estimado a gastar en una salida
"Presupuestos": {
    "id":{ Int }, "Valor estimado": { Decimal }
},
// Categorías para el ambiente/código de vestimenta del lugar, i.e.
'formal','casual','bar', etc.
"Ambiente": {
    "id":{ Int }, "Descripcion":{ String }
}

Tipos de aristas o relaciones :[
"Conocidos"           // Establece una relacion de amistad entre dos personas
"Comida"              // Indica el tipo de comida que le gusta
"Restaurante"         // Indica que tipo de restaurante prefiere
"Presupuesto"         // Indica cual es el presupuesto propuesto por el usuario
"Ambiente"            // Indica el ambiente esperado del lugar a comer
"Parecidos"           // Establece una relación de 'cercania' entre dos categorías de un
mismo tipo
]

(E) Aristas: [
    "Relacion":{
        "id": { Int }, "id_origen": { Int }, "id_destino": { Int }, "tipo": { String }
    }
]
```

Pseudocódigo

Consideremos el conjunto de nodos V de nuestro grafo $G = (V, E)$. Definimos P como el subconjunto de V tal que los elementos de P son todos los nodos de tipo *Persona* de V . Definimos $C = V - P$ como el conjunto de todos los nodos de V que representan *Características* o *Categorías*.

Dado un vertice v de V , definimos la *vecindad de v* , $B1(v)$, como el conjunto de vertices u de V tales que existe (v, u) en E . Asi mismo, definimos la *n-ésima vecindad de v* , $Bn(v)$, como la unión de las $(n-1)$ -vecindades de los elementos de $B1(v)$ (sin tomar en cuenta a v , $n > 1$). Definimos también $Cn(v, u)$ como el número de caminos de longitud n que existen entre v y u .

Para seleccionar el ‘restaurante’ o ‘lugar a ir a comer’ para el conjunto de usuarios **A** subconjunto de **P** se hace lo siguiente:

- Escogemos un numero entero **k>0** y constantes **a1, a2, ... , ak**. Donde **k** determina la profundidad de la búsqueda y **a1, a2, ... , ak** son los pesos o importancia que se le da a cada nivel.
- Para cada elemento **v** de **A**, hacemos lo siguiente:
 - o Para cada elemento **u** de **C ∩ Bk(v)** calculamos el siguiente valor:

$$Suma(v, u) = \sum_{i=1}^k a_i \cdot C_i(u, v)$$

- Ahora, a cada elemento **u** considerado anteriormente, i.e. **u** $\in \bigcup_{v \in A} (C \cap Bk(v))$, le calculamos la suma total

$$Total(u) = Suma(v, u), \forall v \in A$$

- Ordenamos los elementos los elementos **u** por **Total(u)**, de mayor a menor.

Mostramos al elemento **u** con **Total(u)** más alto (o los primeros tres), en caso exista. Estas son las características más importantes que determinan el restaurante o el lugar recomendado para ir a comer.