**Title:**

**Abstract**

Most recommender systems follow a request-response approach in which the recommendations are provided to the user upon his request. Recently a proactive recommender system - that pushes recommendations to the user when the current situation seems appropriate, without explicit user request - has been introduced in the research area of recommender systems. In this paper, a design of a context aware recommender system that recommends different types of items proactively under the Internet of Things paradigm is proposed. In this system, we have used a neural network that will do the reasoning of the context to determine whether to push a recommendation or not and what type of items to recommend.

1. **Introduction**

Traditional Recommendation systems usually requires user to submit query explicitly. In mobile environment, due to the limitation of mobile devices, data input and information browsing is inconvenient. A desirable solution is to proactively deliver relevant information to the user’s mobile device. A key challenge is to make information relevant within mobile user’s dynamic environment and automatically push interesting information to mobile user. Instead of asking users to input a query directly from their mobile device, the system filters and ranks new items based on user’s profile, location, available time, etc.

The proactive recommender system automatically delivers (i.e. pushes) recommendations to the user, without explicit request from him. The push model seems to be very effective in the applications where the availability of items changes often and rapidly, as it helps users timely receive their interested information. However, if the system pushes uninterested information to the user, or even pushes interested information to the user but at inappropriate context, the user’s acceptance of proactively delivered recommendations will decrease enormously. Hence for improving user’s acceptance in proactive recommender systems, determination of right context (situation assessment) and finding relevant items for the target user are very crucial.

The rest of the paper is organized as follows. Section 2 reviews the related work in this area. Section 3 presents…

1. **Related Works**
   1. **Push-Based Recommendations**

**News**

In [yeung2010proactive] presented a push-based news recommendation system named PPNews that recommend to mobile users personalized news articles in real time. The system proposed is based on user’s contextual information as well as news content. They developed a Bayesian network technique to predict user interest, as well as the Analytic Hierarchy Process (AHP) Model to determine the relevance of news articles, by using the algorithms of Content-based filtering (CBF) and Collaborative filtering (CF).

**Restaurants**

The paper presented in [bedi2012situation] proposes a Situation-Aware Proactive Recommendation System (SAPRS), which pushes relevant items to the user at the right context only. In a first phase, the system analyzes whether the current context is appropriate for making the recommendation. While in the second phase, the items are evaluated to be recommended to the user. The model proposed was developed to recommend restaurants to mobile users according to their preferences.

**Internet of Things**

In [salman2015proactive], the authors design a Context-Aware Recommendation System that recommends different types of items proactively under the Internet of Things (IoT) paradigm. On the one hand, they designed the Context Aware Management System (CAMS) to obtain, model and understand the data from the IoT. On the other hand, they used an artificial neural network (ANN) model to determine if the context is appropriate to recommend items to users and what type of recommendation to use.

**POI’s**

In automotive scenarios, the authors of [bader2010situation] proposed a proactive recommendation model that suggest Points-Of-Interest (POI), such as fuel stations, restaurants or parking places. Firstly, is identified the situation of the user from the data sensed about user, environment and device. Then, the presented model based on fuzzy logic is used to infer POIs to recommend by using the current situation and past situations of the user.

¿Qué no cubren estos trabajos que intentamos resolver nosotros?

* 1. **Trajectories-Based Recommendations**

¿Qué no cubren estos trabajos que intentamos resolver nosotros?

1. **Motivation**

El presente trabajo está inspirado en el Museo de Arte Moderna MoMA (*Museum of Modern Art*) de New York[[1]](#footnote-1), el cual está compuesto de 6 plantas. Cada planta contiene una sala con obras de arte, tales como painting, sculpture, printmaking, drawing, photography, architecture, design, film, etc., así como obstáculos como puertas para comunicarse entre las salas y escaleras para ir de una planta a otra. En el escenario de motivación los visitantes del museo cuentan con una aplicación móvil de recomendación que les sugiere de manera proactiva un itinerario de ruta a seguir para mirar, por ejemplo, cuadros y esculturas de su interés en un tiempo determinado.

Por ejemplo, supongamos que Bob quiere visitar el museo MOMA en 1 hora, que es el tiempo que dispone para ello. La aplicación de recomendación móvil, teniendo en cuenta el tiempo disponible de Bob, sus gustos en el pasado y su localización actual le recomienda automáticamente un conjunto de obras a mirar. Bob decide guiarse por las sugerencias de la aplicación y se dirige a la obra recomendada. Luego de apreciar la obra, Bob haciendo uso de la aplicación genera un voto a la obra con un valor de 4 en una escala de 1 a 5. La aplicación identifica que en la misma sala de Bob se encuentra otro visitante, al cual le puede propagar el voto de Bob automáticamente. De esta manera, el visitante sin esfuerzo alguno puede enriquecer el perfil almacenado en su móvil para futuras recomendaciones. A partir de este momento la aplicación del visitante es la responsable de propagar tanto sus votos como los recibidos por la aplicación en un tiempo determinado.

Luego de visitar varios cuadros de interés de una sala, Bob se dirige a la puerta de la sala para ir otra que no ha visitado aún. Después de generar la votación de varias obras visitadas en la sala actual, la aplicación móvil intenta propagar dichos votos, pero detecta que hay dos visitantes que no han recibido los votos de Bob. Dado el conflicto de intereses, la aplicación decide enviar la información de los ítems votados al visitante que se encuentra más distante de Bob. En lo adelante, la aplicación del visitante sería el responsable actual de propagar dichos votos lo más lejos posible. De manera recíproca Bob puede recibir votos de otros visitantes de la misma sala y enriquecer su perfil.

A pesar de gustarle las sugerencias de la aplicación móvil, Bob decide visitar un cuadro de interés que considera atractivo pero que no se encuentra dentro del itinerario recomendado por la aplicación. Automáticamente la aplicación detecta que Bob ha abandonado la ruta sugerida y actualiza la recomendación, generando una nueva ruta a seguir teniendo en cuenta su posición actual, preferencias en el pasado y el tiempo restante disponible. De esta manera, Bob recibe proactivamente recomendaciones de obras a visitar en un orden determinado hasta consumir el tiempo disponible para la visita.

1. **Simulator for the MOMA Museum**

Debido a la dificultad de probar un algoritmo de *Dynamic Context-Aware Recommendation* en un entorno real, hemos desarrollado una aplicación de simulación que permite simular un escenario de recomendación de obras de arte en el museo MOMA.

El simulador es una aplicación de escritorio desarrollada con el lenguaje de programación Java. Con el fin de facilitar su implementación, se utilizaron las siguientes API’s de Java:

* Jgraphx[[2]](#footnote-2)[[3]](#footnote-3): Facilitó la representación visual de las salas, pinturas, esculturas y usuarios del museo MOMA, mediante el uso de grafos.
* MOONRISE[[4]](#footnote-4): Framework que contiene un conjunto de modelos de Context-Aware Recommendation que facilitan el desarrollo de aplicaciones de recomendación para entornos móviles.
* Sqlite-jdbc: Permitió la conexión y gestión de las bases de datos de los usuarios.
  1. **Funcionalidades del simulador**

El simulador permite realizar un conjunto de funcionalidades, tales como:

* Load items: carga el fichero item.csv, que contiene información sobre los ítems. Dicha información es divida por en ficheros por planta
* Sacale and translate: escalar y/o trasladar el mapa cargado
* View floor 4: visualizar la estructura de la planta 4 con sus ítems correspondientes ubicados
* View floor 5: visualizar la estructura de la planta 5 con sus ítems correspondientes ubicados
* View combined floor: visualizar la estructura de ambas plantas
* Remove edges: elimina las paredes y pesos de las plantas, mostrando solo los puntos de las esquinas de cada sala
* Remove vertex labels: elimina las etiquetas de las esquinas de las salas
* Generate paths: genera un fichero con los paths de usuarios
* Start: inicia la simulación
* Stop: se detiene la simulación
* Pause: pausa la simulación
* Configuration: permite introducir o modificar parámetros de entrada
* Tooltips: permite visualizar información de un ítem seleccionado, por ejemplo: title, artist, type, room, location, etc.
  1. **Pre-procesamiento del dataset MOMA**

Para el proceso de simulación se utilizó el dataset MOMA[[5]](#footnote-5), que contiene solamente información de las obras de arte del Museo MoMA. El dataset está compuesto de 129 024 instancias y 29 atributos (e.g., title, artist, constituentID, artistBio, nationality, beginDate, endDate, gender, date, médium, dimensions, creditLine, accessionNumber, classification, department, dateAcquired, cataloged, objectID, URL, thumbnailURL, circumference (cm), depth (cm), diameter (cm), height (cm), length (cm), weight (kg), width (cm), seatHeight (cm), duration (sec.)).

Inicialmente el dataset de ítems fue pre-procesado para modificar algunos atributos, eliminar aquellos que no fueran de interés, así como para adicionar otros necesarios. Durante la fase de pre-procesamiento el dataset sufrió los siguientes cambios:

* Eliminación de las instancias donde los ítems no pertenecieran al departamento de "Painting & Sculture".
* Eliminación de los atributos URL y ThumbnailURL, al no ofrecer información útil para los objetivos del simulador.
* Eliminación de las instancias donde los artistas no pertenecieran a la planta 4 o 5
* Eliminación de los atributos que contiene información menor a un 6.67%, por ejemplo, los atributos: seatHeight y circumference, que no se tenía información de ninguna instancia; duration, que solo se tenía información de 16 instancias; y length, con información en 5 instancias.
* Los atributos que carecían de información se le dio valor null.
* Se hizo una binarización de los atributos:
* nationality: Spanish, French, Mexican, American, Dutch
* artist: AndyWarhol, EvaHesse, JacksonPollock, JasperJohns, LeeBontecou, RobertRauschenberg, RoyLichtenstein, ClaudeMonet, FridaKahlo, HenriMatisse, PabloPicasso, PaulCézanne, SalvadorDalí, VincentVanGogh
* classification: painting, sculpture
* Se discretizaron y binarizaron los atributos:
* date: EarlyCenturyXIX, MiddleCenturyXIX, LaterCenturyXIX, EarlyCenturyXX, MiddleCenturyXX, LaterCenturyXX, EarlyCenturyXXI, MiddleCenturyXXI, LaterCenturyXXI
* dateAcquired: LittleTime, LongTime
* Los valores del atributo Medium se unificaron en palabras más simples y se discretizaron luego con los siguientes atributos resultantes: Oil, Encaustic, SyntheticPolymer, Tempera, Metal, Casein, Silk, Gouache, SilkscreenInk, Enamel, Fabric, VariousMaterials, Felt, Steel, Bronze, Wood, Plaster, Glazed
* Incorporación del atributo Floor con los posibles valores: 4 y 5
* Incorporación del atributo EmotionTransmitted con los posibles valores: happy, sad, neutral
* Incorporación de los atributos item Location, cuyos valores fueron obtenidos mediante la aplicación Web WebPlotDigitizer[[6]](#footnote-6) y el generador de datos sintético DataGenCARS. El WebPlotDigitizer facilitó la obtención de las localizaciones de las esquinas de cada sala a partir de una imagen de una planta del museo. Por otra parte, el generador DataGenCARS fue extendido para incorporar un nuevo generador de atributos (ItemLocationAtrributeGenerator), que dado las localizaciones de las esquinas de una sala posibilite generar de manera uniforme las localizaciones de ítems en las paredes de la sala. Para ello, se aplicó el siguiente criterio: mientras quede espacio en las paredes se incorporan localizaciones con un separador por defecto de 20 pixeles. Cuando queden ítems por ubicar en las paredes y se haya acabado el espacio en las paredes, entonces serán ubicados aleatoriamente dentro de la sala.
* Incorporación del atributo Room con los valores de 1-14 para la planta 5, y de 15-26 para la planta 4

En el proceso de binarización el valor 1 significa la presencia de ese atributo en dicha instancia, y 0 la ausencia.

Como resultado de la fase de pre-procesamiento se obtuvo un total de 240 instancias de ítems. Por otra parte, se generaron 100 usuarios, 200 contextos, y 24 000 ratings. El número de ratings generado representa que cada usuario votó todos los ítems disponibles. La información de contexto y de ratings fue incorporada al dataset fue completado de manera offline para obtener un dataset acorde a un escenario de simulación.

Mediante el generador de datos sintéticos DataGenCARS[[7]](#footnote-7) [[8]](#footnote-8) se generaron los siguientes atributos de contexto (con sus posibles valores):

* mood: {happy, sad, neutral}
* temperatureRoom: {warm, hot, cold}
* numberPeopleRoom: {much, little, none}
* noiseLevel: {high, low, medium}

El atributo del ítem EmotionTransmitted también fue generado mediante DataGenCARS.

Además, se generaron los ratings de los usuarios. Para ello, se crearon 10 perfiles de usuarios teniendo en cuenta los siguientes atributos de ítems y de contexto:

|  |  |
| --- | --- |
| Ítems | Contexto |
| ArtistAndyWarhol  ArtistEvaHesse  ArtistJacksonPollock  ArtistJasperJohns  ArtistLeeBontecou  ArtistRobertRauschenberg  ArtistRoyLichtenstein  ArtistClaudeMonet  ArtistFridaKahlo  ArtistHenriMatisse  ArtistPabloPicasso  ArtistPaulCézanne  ArtistSalvadorDalí  ArtistVincentVanGogh  NationalitySpanish  NationalityFrench  NationalityMexican  NationalityAmerican  NationalityDutch  Gender  DateEarlyCenturyXIX  DateMiddleCenturyXIX  DateLaterCenturyXIX  DateEarlyCenturyXX  DateMiddleCenturyXX  DateLaterCenturyXX  DateEarlyCenturyXXI  DateMiddleCenturyXXI  DateLaterCenturyXXI  MediumOil  MediumEncaustic  MediumSyntheticPolymer  MediumTempera  MediumMetal  MediumCasein  MediumSilk  MediumGouache  MediumSilkscreenInk  MediumEnamel  MediumFabric  MediumVariousMaterials  MediumFelt  MediumSteel  MediumBronze  MediumWood  MediumPlaster  MediumGlazed  ClassificationPainting  ClassificationSculpture  DateAcquiredLittleTime  DateAcquiredLongTime | TemperatureRoom  NumberPeopleRoom  NoiseLevel |

Los 10 perfiles de usuario que se generaron son:

1. Pintura española de óleo, preferentemente de Pablo Picasso, inicios del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que no haya personas en la sala y la temperatura de la sala sea agradable.

* ArtistPabloPicasso
* NationalitySpanish
* DateEarlyCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLongTime
* NumberPeopleRoom
* TemperatureRoom

1. Escultura española de bronce, preferentemente de Pablo Picasso, mitad del siglo XX, y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que la temperatura de la sala sea agradable.

* ArtistPabloPicasso
* NationalitySpanish
* DateMiddleCenturyXX
* MediumBronze
* ClassificationSculpture
* DateAcquiredLongTime
* TemperatureRoom

1. Pintura francesa de óleo, preferentemente de Henri Matisse, inicios del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que el nivel de ruido de la sala sea bajo.

* ArtistHenriMatisse
* NationalityFrench
* DateEarlyCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLongTime
* NoiseLevelRoom

1. Escultura americana de polímero sintético, preferentemente de Andy Warhol, mitad del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que el nivel de ruido de la sala sea bajo.

* ArtistAndyWarhol
* NationalityAmerican
* DateMiddleCenturyXX
* MediumSyntheticPolymer
* ClassificationSculpture
* DateAcquiredLongTime
* NoiseLevelRoom

1. Pintura americana de óleo, preferentemente de Jackson Pollock, mitad del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que no haya personas en la sala y el nivel de ruido de la sala sea bajo.

* ArtistJacksonPollock
* NationalityAmerican
* DateMiddleCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLongTime
* NumberPeopleRoom
* NoiseLevelRoom

1. Pintura americana de óleo, preferentemente de Robert Rauschenberg, mitad del siglo XX y que lleve poco tiempo en el museo. Le interesa que no haya personas en la sala.

* ArtistRobertRauschenberg
* NationalityAmerican
* DateMiddleCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLittleTime
* NumberPeopleRoom

1. Escultura americana de tela, preferentemente de Robert Rauschenberg, finales del siglo XX y que lleve poco tiempo en el museo. Le interesa que no haya personas en la sala.

* ArtistRobertRauschenberg
* NationalityAmerican
* DateLaterCenturyXX
* MediumFabric
* ClassificationSculpture
* DateAcquiredLittleTime
* NumberPeopleRoom

1. Pintura americana de óleo, de cualquier género, mitad del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que no haya personas en la sala y la temperatura de la sala sea agradable.

* NationalityAmerican
* Gender
* DateMiddleCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLongTime
* TemperatureRoom
* NumberPeopleRoom

1. Pintura española de óleo, de cualquier género, mitad del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que el nivel de ruido de la sala sea bajo.

* NationalitySpanish
* Gender
* DateMiddleCenturyXX
* MediumOil
* ClassificationPainting
* DateAcquiredLongTime
* NoiseLevelRoom

1. Escultura francesa de bronce, de cualquier género, inicios del siglo XX y que lleve tiempo en el museo. Le interesa que el nivel de ruido de la sala sea bajo.

* NationalityFrench
* Gender
* DateEarlyCenturyXX
* MediumBronze
* ClassificationSculpture
* DateAcquiredLongTime
* NoiseLevelRoom

De los 100 usuarios existentes, cada uno de ellos pertenece a uno de los 10 perfiles existentes. Por ejemplo, el usuario del 1 al 10 pertenecen al perfil de usuario 1, y así sucesivamente.

Con el fin de ajustar el rating generado a partir de los perfiles de usuario, se extendió DataGenCARS. Para ello, se implementó otra función de ajuste de rating para ser aplicado al rating resultante, teniendo en cuenta el atributo de contexto Mood y de ítem EmotionTransmitted. El criterio de la función es el siguiente:

(el peso puede ser + o -)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Context Attribute: Mood | Item Attribute: EmotionTransmitted | Weight |
| happy | happy | +1.0 |
| sad | sad | +1.0 |
| neutral | neutral | +1.0 |
| sad | happy | +0.5 |
| happy | sad | -0.5 |
| neutral | happy | +0.25 |
| neutral | sad | -0.25 |
| happy | neutral | -0.25 |
| sad | neutral | +0.25 |

* 1. **Generation of paths**

Se realiza de manera offline la primera vez y se guarda en un fichero. Para la simulación dicho fichero es utilizado. No obstante, las rutas pueden generarse cuantas veces sean necesarias.

Proceso:

1. El tiempo de la visita del usuario se definirá inicialmente. Mientras no se consuma dicho tiempo el usuario estará caminando por el museo mirando los ítems.
2. La posición inicial del usuario es generada aleatoriamente.
3. Se identifica la habitación del usuario actual.
4. Se visitan los ítems[[9]](#footnote-9) (no vistos hasta el momento) más probables, basado en la distancia del usuario y los cuadros de esa habitación.
5. Por cada ítem visitado el usuario empleará un tiempo para generar una votación. A este tiempo de votación se añade el tiempo empleado por el usuario para moverse de un ítem a otro. En el caso de que se dirija a una puerta solamente se tendrá en cuenta el tiempo de movimiento.
6. Si el usuario se encuentra en una puerta deberá salir de la sala actual aunque no haya visitado todos los ítems.
7. Aleatoriamente es escogida la nueva sala a visitar, teniendo en cuanta que no haya sido visitada.
   1. **Distributed Information**

Los usuarios de una misma sala podrán intercambiar información de perfil (ítems votados) entre ellos para enriquecer su base de datos actual y, por ende, obtener mejores recomendaciones en el futuro. El tiempo de espera para la transferencia de la información estará dado por:

* La se mide en segundos.
* El es medido en Mb y es determinado por la capacidad que ocupa una tupla multiplicado por la cantidad de votos a transferir.
* La es medida en Mb y hace referencia a la velocidad del ancho de banda de la comunicación.

Proceso:

1. Se recorren cada una de las salas.
2. Por cada sala, se buscan los usuarios pertenecientes a ella.
   1. Si el número de usuarios encontrados en la sala es superior a 1, es porque al menos existen dos usuarios con posibilidad de intercambio de información.
      1. Recorro todos los usuarios de la sala actual.
      2. Escojo el usuario actual y pregunto por sus vecinos (otros usuarios que se encuentran también en la sala).
      3. Identifico los vecinos que estén a una distancia <= 250m del usuario actual, los cuales escucharán (recibirán) la información del usuario actual.
      4. Obtengo la información a propagar (mover a otro usuario) por el usuario actual.
      5. Los vecinos que cumplen con el criterio de distancia escuchan la información enviada por el usuario actual.
      6. Identifico el vecino más lejano (entre los usuarios que se encuentran en su radio de acción), el cual se responsabilizará de propagar la información.
      7. El usuario actual pone la información a propagar en cola, siendo actualizado el TTP.
      8. La información puesta en cola por el usuario actual es propagada al usuario más lejano, teniendo en cuenta el tiempo de envío.
      9. Si el usuario actual propago la información, entonces el TTL del usuario que recibió la información debe ser actualizado, es decir, decrementado. En caso contrario, el TTL del usuario actual (que está pendiente por propagar) debe actualizarse.
      10. Si la cantidad de información recibida por el usuario especial es superior a una cantidad fijada, entonces su path debe ser actualizado por el recomendador, comenzando por ítem último que vio.

Nota:

* La acción de propagar implica mover (eliminar) de la BD local del usuario actual la información a propagar a las BD locales de los usuarios que se encuentran en su radio de acción, sin reiniciar el TTL. En el caso del usuario más lejano se pondría dicha información en cola.

En dicha cola de prioridad, la información es ordenada por el TTP (que es calculado). Se comprueba si el TTP del tope de la cola es <=, entonces se efectúa la propagación

* La información a propagar sería: userID, itemID, contextID, rating, isPending, ttl, ttp.

1. ~~El usuario actual genera un voto al ítem visitado. Dicho voto lo propagará a un usuario que se encuentre en su misma sala.~~
2. ~~Si en la habitación no existe un usuario para propagar dicho voto, entonces el usuario debe acumular dicho voto hasta que encuentre un usuario al cual le pueda propiciar esa información.~~
3. ~~Los ítems retenidos por el usuario actual tendrán un tiempo de vida limitado. Cuando ese tiempo de vida se cumpla, dichos votos de ítems dejarían de compartir con otros usuarios.~~
4. ~~En el caso de que surjan conflictos, al existir más de dos usuarios disponibles para recibir la información, el usuario actual proporcionará la información al usuario que se encuentre más distante de él. El objetivo de esta estrategia es difundir lo más lejos posible dicha información.~~
5. ~~El usuario que recibe los votos (por el usuario actual) sería el responsable de propagar a otros usuarios los votos recibidos, así como los generados por él.~~
   1. **Context-Aware Push Recommendations based in trajectories in mobile computing**

El algoritmo propuesto se encuentra implementado el Framework MOONRISE (MObile cONtext-aware RecommendatIon SystEm) y está basado en el algoritmo de context-aware recommendation postfiltering.

Proceso:

1. Se obtiene un conjunto de ítems candidatos a recomendar al usuario actual mediante el uso de un algoritmo de recomendación tradicional. Específicamente es utilizado un algoritmo de filtrado colaborativo basado en usuario.
2. Los ítems candidatos serán filtrados teniendo en cuenta el tiempo disponible por el usuario para visitar el museo, así como la localización actual del usuario. Para ello:
   1. Partiendo de un grafo con todos los ítems existentes en el museo, se determina el camino mínimo entre todas las combinaciones posibles de pares de ítems candidatos. El peso de las aristas sería el desplazamiento del usuario () para ir de un ítem a otro, teniendo en cuenta la velocidad promedio del usuario y el tiempo disponible por el usuario.
   2. Se genera un grafo completo con todos los ítems candidatos, obtenidos previamente por el algoritmo de recomendación. Los pesos de las aristas serán la longitud de cada camino mínimo entre dichos pares.
   3. Se determina el camino mínimo del grafo pasando por todos los ítems, fijando el ítem de partida. Para esto se utiliza la teoría de un grafo Hamiltoniano.
   4. Se recomienda al usuario un conjunto de ítems ordenados de acuerdo a su localización actual, a sus gustos en el pasado y el tiempo disponible para realizar la visita.

**Notas:**

* La cantidad de ítems a recomendar por el algoritmo de filtrado colaborativo dependerá del tiempo disponible por el usuario para realizar la visita.
* El algoritmo de recomendación filtrado colaborativo tendría en cuenta los gustos en el pasado del usuario para sugerirle ítems de interés. Como elementos del contexto a utilizar, se tiene en cuenta la **localización** del usuario para obtener una ruta óptima de dichos ítems mediante el uso de un grafo. Por otra parte, se utiliza el atributo de contexto **tiempo** para que el usuario pueda visitar los ítems de interés en un tiempo de visita determinado.
* Para simular las distancias del museo MOMA se ha realizado un escalado de a , asumiendo que una planta del museo tiene .

**Input parameters:**

* Number of users: Número de usuarios que visitarán el museo.
* Time available for the user [hour]: Tiempo disponible por el usuario especial para visitar el museo.
* Delay observing painting [seconds]: Tiempo que demorará un usuario observando un ítem.
* Time for each iteration [seconds]: Tiempo por cada iteración.
* Screen refresh time [seconds]: Tiempo para refrescar visualmente la posición actual de los usuarios en el panel del simulador.
* Time for the paths [hour]: Tiempo para generar las rutas de todos los usuarios, sin incluir el usuario especial.
* User velocity [km/h]: Velocidad promedio de un usuario.
* 1km represents in pixels [pixel]: Para la conversión de km a píxel.
* Communication range [m]: Rango de comunicación permisible para que los usuarios intercambien información de perfil. Esto ya no se utiliza porque siempre se intercambiarán los votos entre los usuarios de una misma habitación.
* Maximum knowledge base size [Mb]: Tamaño máximo que puede tener la base de dato del móvil del usuario. Esto no se utiliza ya.
* Latency of transmission [s]: Latencia de transmission de información entre los usuarios.
* Recommendation algorithm: El algoritmo de recomendación, que por defecto se utilizaría el de postfiltrado.
* Recommendation algorithm [cold start]: Algoritmos de recomendación para el caso de que inicialmente no exista información suficiente para recomendar ítems al usuario. Los algoritmos posibles a utilizar recomendarían ítems de manera aleatoria o los ítems más populares.
* Threshold of similarity of context: Umbral de similitude de contexto. Este parámetro no se utiliza porque se aplicará solamente un post-filtrado.
* How many ítems to recommend: Cuántos ítems se recomendarían al usuario especial.

**Perfiles de usuarios**

1. **Conclusions**

In this paper we presented a …

1. **Bibliographic**

1. <https://www.moma.org/> [↑](#footnote-ref-1)
2. <https://github.com/jgraph/jgraphx> [↑](#footnote-ref-2)
3. <https://jgraph.github.io/mxgraph/docs/manual_javavis.html#1.3> [↑](#footnote-ref-3)
4. <http://webdiis.unizar.es/~maria/?page_id=250> [↑](#footnote-ref-4)
5. <https://github.com/MuseumofModernArt/collection> [↑](#footnote-ref-5)
6. <http://arohatgi.info/WebPlotDigitizer/app/> [↑](#footnote-ref-6)
7. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S157411921630270X> [↑](#footnote-ref-7)
8. <http://webdiis.unizar.es/~maria/?page_id=70> [↑](#footnote-ref-8)
9. Cuando se utiliza el término ítem en el documento, indistintamente se hace referencia a cuadros de pintura o a esculturas. [↑](#footnote-ref-9)