

Faculté des Sciences Exactes et d'Informatique
Département de Mathématiques et informatique
Filière : Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique

Option : **Ingénierie des Systèmes d'Information**

Présenté par :

AFGHOUL Slimane

ABDELLALI El hadj

THÈME :

**Systeme de recommandation basé sur les
préférences temporelles**

Soutenu le : 15/06/2022

Devant le jury composé de :

HENNI F	MCB	Université de Mostaganem	Président
BENKERDAGH S	MAB	Université de Mostaganem	Examineur
MAGHNI SANDID Zoulikha	MAA	Université de Mostaganem	Encadreur

Année Universitaire 2021-2022

Résumé

La recommandation des points d'intérêts (POI), est devenue une problématique majeure avec l'apparence des réseaux sociaux géolocalisés (ou LBSN). Un système de recommandation est un moyen de recherche d'informations et de filtrage collaboratif qui vise à proposer aux utilisateurs des ressources qui pourraient les intéresser. En plus, le temps joue un rôle important dans les systèmes de recommandation de points d'intérêt, car la plupart des utilisateurs ont tendance à visiter différents endroits à différents moments de la journée. Dans ce travail, nous avons intégré ces systèmes de recommandation dans un site web pour faire des recommandations de POI et résoudre ces problèmes, en utilisant l'algorithme pour exploiter l'influence temporelle [35] qu'il base sur la recommandation basée sur le temps.

Mots-clés: Points d'intérêts, Système de recommandation, Filtrage collaboratif.

Abstract

The point of interest (POI) recommendation has become a major problem with the appearance of location based social networks (or LBNS). A recommender system is a collaborative information search and filtering tool designed to provide users with resources that they may be interested in. In addition, time plays an important role in point of interest recommender systems, as most users tend to visit different locations at different times of the day. In this work, we have integrated these systems into a website to make POI recommendations and solve these problems using the algorithm to exploit the temporal influence [35] that it bases on time-based referral.

Keywords: Points of interest, Recommender system, Collaborative filtering.

ملخص

أصبحت توصية نقاط الاهتمام مشكلة رئيسية في ظهور الشبكات الاجتماعية ذات الموقع الجغرافي. نظام الإحالة هو أداة تعاونية للبحث عن المعلومات وتصنيفها مصممة لتزويد المستخدمين بالموارد التي قد يهتمون بها. بالإضافة إلى ذلك، يلعب الوقت دورًا مهمًا في أنظمة الإحالة إلى نقاط الاهتمام، حيث يميل معظم المستخدمين إلى زيارة مواقع مختلفة في أوقات مختلفة من اليوم. في هذا العمل قمنا بدمج أنظمة الإحالة هذه في موقع ويب لتقديم توصيات نقاط الاهتمام وحل هذه المشكلات، باستخدام الخوارزمية لاستغلال التأثير الزمني [35] التي تستند إلى الإحالة القائمة على الوقت.

كلمات مفتاحية: نقاط الاهتمام ، نظام الإحالة ، التصنيفية التعاونية.

Dédicaces

Au nom du Dieu le clément et le miséricordieux louange à ALLAH le tout-puissant.

Je dédie ce modeste travail en signe de respect, reconnaissance et de remerciement : A mes chers parents pour leurs prières et encouragements, et à tous mes amis et camarades.

ABDELLALI El hadj

Je dédie ce travail à mes chers parents pour leurs encouragements.

SLIMANE

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout-puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce travail.

Nous tenons à remercier notre encadreur Mme MAGHNI SANDID ZOULIKHA pour son encadrement son écoute, ses élucidations, ses conseils, ses directives et encouragements qu'elle nous a afflué.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury qui ont accepté de juger notre travail.

Nous tenons également à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Liste des figures

Figure N°	Titre de la figure	Page
Figure 1	Classification des systèmes de recommandation Isinkaye	6
Figure 2	Classification principale des systèmes de recommandations	7
Figure 3	Schéma de conception de notre système de recommandation	24
Figure 4	Diagramme de cas d'utilisation	26
Figure 5	Diagramme de classe	27
Figure 6	Diagramme de séquence "inscription"	30
Figure 7	Diagramme de séquence "authentification "	31
Figure 8	Diagramme de séquence " évaluation "	32
Figure 9	Diagramme d'activité Authentification	33
Figure 10	Interface d'inscription	42
Figure 11	Interface d'identification	42
Figure 12	Interface d'accueil	43
Figure 13	Recommandation	43
Figure 14	Interface de publication	44
Figure 15	Interface de statistique « Hôtels »	45
Figure 16	Interface de statistique « Catégories »	45
Figure 17	Interface de localisation	46
Figure 18	La carte	46

Liste des tableaux

Tableau N°	Titre du tableau	Page
Tableau 1	Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandations	11
Tableau 2	Comparaison des systèmes de recommandation temporelle	20
Tableau 3	Description textuelle du cas d'utilisation "inscription"	28
Tableau 4	Description textuelle du cas d'utilisation "login"	29
Tableau 5	user/item	36
Tableau 6	Similarité user-user	37
Tableau 7	Historique des évaluations pour les utilisateurs u et v	38

Liste des abréviations

Abréviation	Expression Complète	Page
RS	Recommendation System	5
CF	Collaborative Filtering	6
TRS	Time-based Recommendation System	13
POI	Point Of Interest	13
LBSN	Location-Based Social Networking	15
GAN	Generative Adversarial Network	17
APOIR	Adversarial Point Of Interest Recommendation	18
MF	Matrix Factoring	18
CR	Collaborative Ranking	18
RNN	Recurrent Neural Network	19
STGN	Space-Time Gate Network	21
UML	Unified Modeling Language	23
HTML	HyperText Markup Language	39
PHP	Hypertext Preprocessor	40
CSS	Cascading Style Sheets	41

Table des matières

Introduction Générale	3
Chapitre 1 Les systèmes de recommandation	5
1.1 Introduction	5
1.2 Définition	5
1.3 Classification des systèmes de recommandation	5
1.3.3 La classification de Rao et Talwar	7
1.4 Types de recommandation	8
1.5 Avantages et inconvénients des systèmes de recommandation	11
1.6 Conclusion.....	Erreur ! Signet non défini.
Chapitre 2 Système de recommandation temporelle	13
2.1 Introduction	Erreur ! Signet non défini.
2.2 Définition	13
2.2.1 Préférences à long terme	14
2.2.2 Préférences à court terme.....	14
2.3 Recommandation de points d'intérêts (POI).....	15
2.3.1 Définition	15
2.3.2 C'est quoi un point d'intérêt ?	15
2.3.3 Principe de fonctionnement	15
2.4 Systèmes de recommandation basés sur le temps	17
2.5 Comparaison des systèmes de recommandation temporelle	20
2.6 Conclusion.....	22
Chapitre 3 Conception et modélisation.....	23
3.1 Introduction	23
3.2 Système de recommandation.....	23
3.3 Méthode d'Analyse et conception.....	24
3.3.1 Définition.....	24

3.3.2	Spécification des besoins du système	24
3.4	Les diagrammes UML.....	26
3.4.1	Diagramme de cas d'utilisation	15
3.4.2	Diagramme de classe	27
3.4.3	Description textuelle	28
3.4.4	Diagramme de séquence « Inscription »	30
3.4.5	Diagramme de séquence « Authentification »	31
3.4.6	Diagramme de séquence «Évaluation»	32
3.4.7	Diagramme d'activité.....	32
3.5	Algorithme de recommandation utilisé (user-user).....	33
3.5.1	Algorithme de similarité user-user.....	34
3.5.2	Algorithme de prédiction basé sur la similarité User-User.....	35
3.5.3	Exemple	36
3.6	Conclusion.....	38
Chapitre 4	Implémentation	39
4.1	Introduction	39
4.2	Environnement de développement.....	39
4.2.1	Draw.io.....	39
4.2.2	WampServer	39
4.2.3	Notepad	40
4.3	Langages de programmation	40
4.3.1	JavaScript.....	40
4.3.2	Php	40
4.3.3	Html	40
4.3.4	Css.....	41
4.3.5	Macromedia DreamWeaver	41
4.4	Présentation de l'application	41
4.5	Conclusion.....	46
Conclusion Générale	48
Bibliographie	50

Introduction Générale

Un système de recommandation (RS) est une plate-forme d'interaction sociale, qui facilite l'acquisition des informations aux utilisateurs. Malgré le fait que ces derniers aient vu que leur temps de recherche a été réduit, ils continuaient à recevoir de grands flots d'informations inutiles. Les utilisateurs recevront des recommandations de ressources en fonction de leurs données personnelles. En raison de l'interaction entre l'utilisateur et le système, y compris les évaluations générées par l'utilisateur, le profil de l'utilisateur change au fil du temps. Ces notations prennent la forme de notations explicites ou implicites. Le filtrage collaboratif CF est l'une des techniques qui est basé principalement sur les évaluations faites par les utilisateurs sur différentes ressources. Cette méthode est basée sur le principe de la similarité entre les différents utilisateurs. Cette similarité est déterminée à partir des différentes évaluations faites par ces derniers ($\text{Note de l'utilisateur} \times \text{item}$) et nous permet d'associer un utilisateur à un groupe donné à fin de pouvoir lui recommander certains articles.

En à peine quelques années, les réseaux sociaux ont conquis une place centrale au sein des différents usages d'Internet. À cette fin, nous avons proposé un site qui intègre un système de recommandation basé sur le filtrage collaboratif qui permet de s'informer sur les différents endroits touristiques et utilitaires dans une ville donnée et nous avons pris comme exemple la wilaya de Mostaganem.

Le mémoire est organisé en trois chapitres, comme suit :

Chapitre 1 : Nous présentons, dans ce chapitre, les fondements théoriques de notre travail, à savoir les systèmes de recommandation.

Chapitre 2 : Nous présentons, dans ce chapitre, RS des points d'intérêts ainsi que les systèmes de recommandation à base de temps.

Chapitre 3 : Nous présentons dans ce chapitre, la conception et modélisation de notre système.

Chapitre 4 : Nous présentons dans ce chapitre, l'implémentation de notre conception.

Chapitre 1

Les systèmes de recommandation

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, Nous allons présenter les systèmes de recommandation avec leurs classifications et différents types, ainsi les avantages et les inconvénients de chaque technique.

1.2 Définition

Robin Burke (Burke, 2002) a défini les systèmes de recommandation comme suit : « *des systèmes capables de fournir des recommandations personnalisées permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes et utiles au sein d'un espace de données importantes* ». [1]

Les entités qui représentent le système de recommandation sont : les utilisateurs et les items.

L'utilisateur, est la personne qui interagit avec le système, à qui le système recommande des ressources et à son tour donne son avis sur les ressources.

Et *item*, c'est la ressource

1.3 Classification des systèmes de recommandation

Nous pouvons classer les techniques de recommandation dans plusieurs manières.

1.3.1 Classification classique

La classification classique est divisée sur 3 types : filtrage basé sur le contenu, filtrage collaboratif (CF) et filtrage hybride [3]. Robin Burke [2] il a proposé de considérer trois autres approches : la recommandation basée sur les données démographiques, la recommandation basée sur la connaissance et la recommandation basée sur l'utilité. Nous présentons dans les approches basées sur le contenu, le filtrage collaboratif, et les approches hybrides (figure 1.1).

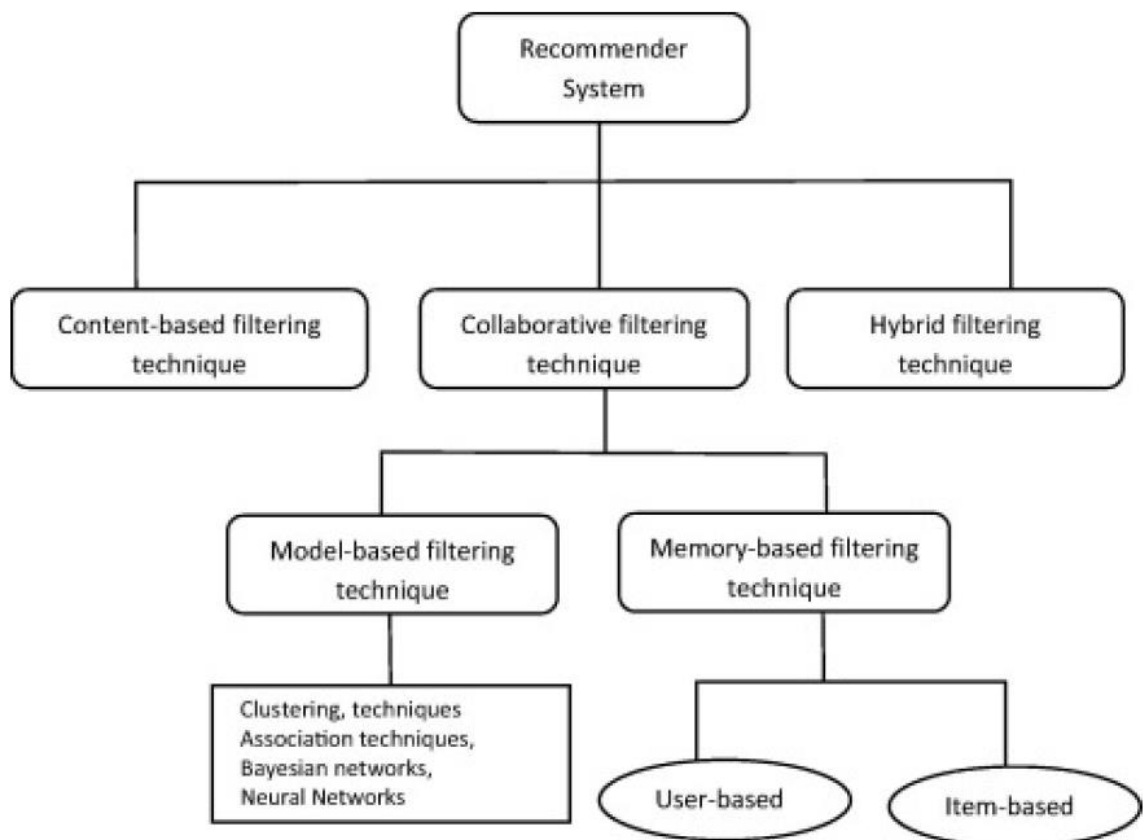


Figure 1 : classification des systèmes de recommandation Isinkaye [3].

1.3.2 Classification de Su 2009

Elle est utilisée dans les systèmes collaboratifs [33]. Ils proposent une sous-catégorie qui comprend les techniques hybrides, les classant comme des méthodes collaboratives hybrides. Divisent le filtrage collaboratif en trois catégories [33]:

- Méthode CF basée sur la mémoire : comme K-Nearest Neighbours.
- Les méthodes CF basées sur des modèles incluent des techniques telles que : le clustering, les réseaux bayésiens, la factorisation matricielle, les processus décisionnels de Markov...
- Hybride CF, qui combine les techniques de recommandation CF avec une ou plusieurs autres méthodes

1.3.3 La classification de Rao et Talwar 2008

[4] C'est une classification en fonction de la source d'information utilisée.

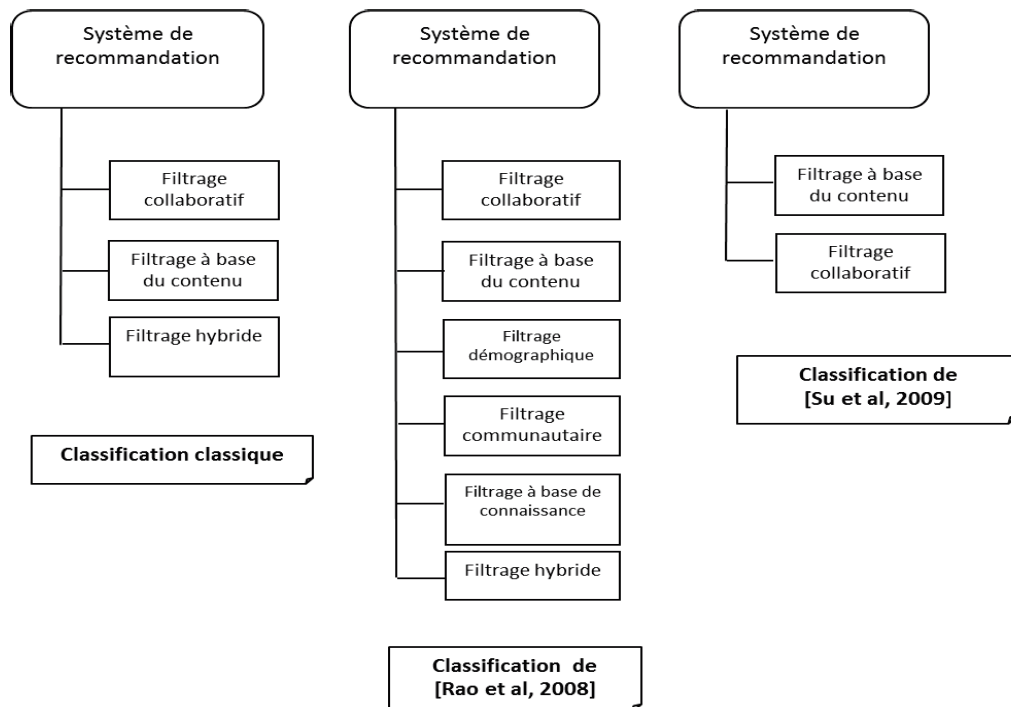


Figure 2 : classification principale des systèmes de recommandations.

1.4 Types de recommandation

- **Recommandation démographique**

Les recommandations démographiques sont des recommandations simples qui fournissent des éléments liés aux données démographiques d'un utilisateur. Il divise les utilisateurs en plusieurs catégories ou groupes en fonction de données démographiques telles que le sexe, l'âge, la langue, le pays, etc. Le principe de cette méthode est que deux utilisateurs dans des environnements similaires partagent des goûts communs, d'autres non pas partager le même code car les deux personnes évoluées dans des environnements différents [5].

- **Recommandation à base de connaissances**

Les recommandations sont faites à l'aide des connaissances spéciales, et certaines de ses caractéristiques de produit répondent aux préférences des utilisateurs. Si les données disponibles sont limitées, les systèmes basés sur les connaissances sont généralement plus fiables que les autres types de recommandations. Deux types de systèmes à base de connaissances : une recommandation à base de contraintes et le raisonnement à base des cas.

- **Recommandation à base de contraintes**

Les recommandations basées sur les contraintes utilisent une base de connaissances prédéfinie qui contient des règles claires sur la façon d'associer les besoins des clients aux fonctions de ressource. Par exemple, un utilisateur peut être intéressé par l'achat d'un produit avec un ensemble de caractéristiques spécifiques et dans une gamme de prix spécifique.

- **Raisonnement à base des cas**

Le raisonnement par cas exploite les régularités du monde réel pour résoudre des problèmes en trouvant des solutions à des cas similaires rencontrés et résolus dans le passé. [6] ont été utilisés dans des systèmes de recommandation où les descriptions des problèmes des utilisateurs correspondent à des solutions aux problèmes basées sur des cas précédents.

- **Recommandation communautaire**

Recommandations communautaires ou sociales, car la plupart des réseaux sociaux (Facebook, Instagram, Tik tok, Twitter, etc.) utilisent la recommandation. L'idée de base est

que si les utilisateurs ont les mêmes intérêts dans le passé, ils sont susceptibles d'avoir les mêmes goûts aux futures. Le système fournit des recommandations basées sur la relation de l'utilisateur avec ses amis dans les réseaux sociaux. Des fois, cette recommandation dépend également de la confiance d'utilisateur dans chaque proche. Les exemples les plus connus comme recommandations sont les sections de page et de groupe il se trouve sur le côté droit de la page Facebook. L'importance décisionnelle du bouton "J'aime" de Facebook à conduire à de plus en plus de succès, avec 55% des utilisateurs influencés par leurs amis.

- **Filtrage basé sur le contenu**

La recommandation basée sur le contenu est un système de recherche qui utilise des descriptions similaires entre les ressources à recommander à l'utilisateur actuel et les éléments qu'il a aimés dans le passé, par exemple dans la recommandation de livres, les systèmes basés sur le contenu prennent en compte des points communs tels que : écrivains, édition, type de livre, etc. [7]. L'avantage d'un système basé sur le contenu est la possibilité d'associer des documents dans le profil d'un utilisateur. En parallèle en utilisant la **technique** d'indexation et la **technique** de l'intelligence artificielle. L'utilisateur n'est pas lié aux autres, et même s'il est le seul utilisateur du système.

- **Filtrage collaboratif**

Le filtrage collaboratif enregistre les informations des utilisateurs, leur demande d'évaluer les ressources, et formule des recommandations basées sur les évaluations les plus élevées des ressources par les utilisateurs partageant les mêmes préférences. Les méthodes de filtrage collaboratif font des recommandations basées sur les évaluations des ressources d'un ensemble d'utilisateurs dont les profils d'évaluation sont les plus similaires à ceux d'utilisateur cible. Ces méthodes supposent que si les utilisateurs ont la même préférence pour un ensemble de ressources (éléments), ils peuvent avoir la même préférence pour un autre ensemble d'éléments qu'ils n'ont pas encore évalué. Les méthodes FC peuvent être divisées en deux catégories :

1. Filtrage à base de mémoire

Évaluations par l'utilisateur des éléments de stockage directement utilisés dans le système pour prédire les scores de ressources non évalués, le filtrage basé sur la mémoire passe par deux étapes : le calcul de la similarité et le calcul de la prédiction de l'évaluation.

- Similarité : la similarité est calculée pour tous les utilisateurs [1] ou tous les items [8] en utilisant des mesures de similarité et de distance, les plus couramment utilisées dans la littérature à savoir, la similarité cosinus ou bien la corrélation de Pearson.

Prédiction : la personne n'a pas évalué le produit en par rapport les notes données par les voisins, et Ils donnent les détails de calcul de ces deux métriques :

❖ Filtrage collaboratif à basé d'utilisateurs

Filtrage basé sur l'utilisateur introduit pour la première fois dans le système GroupLens [1]. Son principe de fonctionnement est très simple : identifier les utilisateurs qui sont similaires à l'utilisateur actuel, puis calculer la valeur prédite de chaque élément candidat en analysant les notes détenues par les voisins de l'utilisateur actuel.

❖ Filtrage collaboratif à base d'items

Le filtrage collaboratif à base de ressources a été définir par Sarwar [9]. Le calcul de la note d'user u pour un item candidat i est calculé à partir de ses notes pour les ressources similaires d'item.

2. Filtrage collaboratif basé sur un modèle

Contrairement aux algorithmes basés sur la mémoire, seules les évaluations faites par user être pris en compte dans un algorithme basé sur un modèle pour construire un modèle prédiction de score. D'abord il faut créer un modèle qui ressemble au comportement d'user, après utiliser ces modèles pour faire des recommandations. Il a été prouvé dans la pratique que la méthode de mémoire offre de meilleures performances en matière de précision, ensuite la méthode du modèle est plus efficace dans le cas d'ensemble de données à grande échelle.

▪ Filtrage hybride

Les systèmes de filtrage hybrides sont une hybridation entre le système de filtrage collaboratif avec d'autres méthodes de recommandation (en général par des systèmes basés sur le contenu) pour faire des prédictions ou bien des recommandations pour éviter certaines limitations et inconvénients des systèmes qu'ils se basent sur le contenu et collaboratif [10].

Généralement, le filtrage hybride utilise quelques techniques pour associer les ensembles de recommandations telles que la pondération, la cascade, la commutation, etc. afin de produire des recommandations finales pour users [11].

1.5 Avantages et inconvénients des systèmes de recommandation

Le tableau 1 résume les avantages et les inconvénients des méthodes traditionnelles utilisées par les systèmes de recommandation :

Technique	Avantages	Inconvénients
Filtrage démographique	<ul style="list-style-type: none"> • N'exige pas l'estimation de l'historique. 	<ul style="list-style-type: none"> • Problème de confidentialité. • Utilisateur avec un goût unique. • Nouvel ressource.
Filtrage à base de données communautaire.	<ul style="list-style-type: none"> • Adaptabilité : la qualité croît avec le nombre d'amis. 	<ul style="list-style-type: none"> • Nouvel utilisateur et item.
Filtrage à base du contenu	<ul style="list-style-type: none"> • Ce n'est pas forcément d'une large communauté d'users pour pouvoir effectuer des recommandations. • La qualité croît avec le temps. • Pas besoin d'information sur les autres users. • Prends uniquement les goûts des utilisateurs en considération. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'analyse du contenu est forcément nécessaire pour faire une recommandation. • Problème de recommandation des images et de vidéos en absence de Métadonnées. • Nécessité du profil d'user.

Filtrage collaboratif	<ul style="list-style-type: none"> • Ne demande aucune connaissance sur le contenu de la ressource ni sa sémantique. • Peut-être évaluait la qualité de la recommandation. • Plus les nombres d'utilisateurs sont grands plus la recommandation est meilleure. 	<ul style="list-style-type: none"> • Démarrage à froid. • Nouvel item et nouvel utilisateur. • Problème de confidentialité. • La complexité : dans les systèmes avec un grand nombre d'items et des users, le calcul croit linéairement.
-----------------------	---	--

Tableau 1 : les avantages et les inconvénients des techniques de recommandation

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le problème de la recommandation et les composants principaux d'un système de recommandation. Nous avons étudié les différents types de systèmes de recommandation et les différentes techniques de filtrage en relevant les points forts et les points faibles de chacun.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier les systèmes de recommandation temporelle.

Chapitre 2

Système de recommandation temporelle

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les systèmes de recommandation des points d'intérêt en détaillant son principe de fonctionnement. Ensuite, nous présentons les SR temporels ainsi que les préférences à long terme et les préférences à court terme et l'intégration des préférences entre les deux.

2.2 Définition

Le but du système de recommandation temporelle (TRS) est de recommander des ressources aux utilisateurs à un moment adéquat. Le temps est un facteur clé dans la prise de décision finale, et il est utilisé dans de nombreuses méthodes pour obtenir des prévisions précises. Par conséquent, le système de recommandation temporelle TRS est une direction pour améliorer la qualité de la SR en suivant les POIs des utilisateurs. Plusieurs approches sont disponibles pour le système de recommandation temporelle, comme l'approche CF à pondération temporelle [12], qui améliore la qualité du RS en augmentant les items. Les préférences des utilisateurs sont les préférences à long terme et les préférences à court terme. Les approches utilisent l'intérêt des utilisateurs comme un facteur de base pour modifier les valeurs dans le temps. Plusieurs facteurs temporels affecteront la qualité à long et à court terme du produit (exemple : les saisons de l'année et date de péremption des produits).

2.2.1 Préférences à long terme

Le long terme est défini par la ligne de base de l'utilisateur. Les préférences à long terme ont un effet temporel global sur toutes les caractéristiques des utilisateurs et des items, tandis que les préférences à court terme ont un effet temporel local. Les caractéristiques temporelles sont extraites en fonction des préférences à long terme de l'utilisateur, car l'utilisateur précise le goût de chaque article, mais l'article ne peut pas préciser l'intérêt de l'utilisateur.

2.2.2 Préférences à court terme

L'approche à court terme [12] utilise les voisins qui fournissent les notes pour les éléments pendant la session ou le court terme pour prédire les notes manquantes. L'approche à court terme montre que la performance de la RS basée sur les préférences à court terme est meilleure que la performance des préférences à long terme [13].

Les méthodes CF traditionnelles n'incluent pas de caractéristiques temporelles pour faire des recommandations. Cette session a été largement utilisée et découverte dans la recherche d'exploration Web, par exemple, pour analyser les préférences du film capturées au fil du temps. Toute session a un attribut temporel qui peut être utilisé pour modéliser des réponses possibles, telles que le sentiment de l'utilisateur et la dérive de l'utilisateur au fil du temps. Le filtrage collaboratif à la base de session comporte plusieurs variables standards, à savoir l'heure, le jour de la semaine, le jour du mois, le mois de l'année et la diversité des films ; toutes ces variables sont introduites pour contrôler l'aspect RS temporel. Les informations sur les sessions courtes sont capturées en extrayant les relations du voisinage avec les autres utilisateurs [14]. L'inconvénient de cette méthode c'est qu'elle ne compte pas des autres facteurs latents tels que l'utilisateur.

2.3 Recommandation de points d'intérêts (POI)

2.3.1 Définition

La recommandation des POI, est devenue une composante essentielle avec l'émergence des réseaux sociaux LBSN (Location-Based Social Networking). Contrairement aux recommandations traditionnelles, les données LBSN présentent des caractéristiques géographiques et temporelles importantes, qui limitent les performances des algorithmes traditionnels existants.

Différente des recommandations traditionnelles (exemple, recommandation de films, recommandation de musique), la recommandation de POI est caractérisée par des informations géographiques et aucune information de notation explicite [8] [15].

2.3.2 C'est quoi un point d'intérêt ?

Point d'intérêt (POI) est un emplacement géolocalisé spécifique qu'un utilisateur ou une personne peut trouver intéressant.

Les utilisateurs d'un appareil mobile peuvent bénéficier d'un service de POI géolocalisé et temporel [11]. Les utilisateurs d'un appareil mobile recommandent des géolocalisations proches dans le temps (exemple, les POI vers des services spéciaux dans une station de jet-ski ne sont disponibles qu'en été).

2.3.3 Principe de fonctionnement

Le fonctionnement d'un système de recommandation passe par trois étapes : la première étape consiste à collecter des informations sur les utilisateurs, celles-ci peuvent être implicites ou explicites [23]. En général, les utilisateurs offrent aux entreprises une quantité importante d'informations les concernant en échange des services proposés [24]. Les données explicites sont celles transmises consciemment et volontairement par l'utilisateur. Par exemple, les notes attribuées aux produits et services, les réponses à des enquêtes, etc. Malheureusement, il se peut que ces données transmises consciemment par l'utilisateur soient biaisées notamment par les émotions extérieures qu'ils ressentent au moment de l'évaluation

[25]. Tandis que les données implicites sont collectées sans que l'utilisateur n'en soit réellement conscient. Cela correspond aux interactions des utilisateurs, il s'agit par exemple des clics, de l'historique de recherche, de la durée passée sur un site, des achats réalisés, etc. [26] la seconde étape représente le réel système de recommandation. Il faut faire l'analyse et la transformation des données de manière à pouvoir les exploiter [23]. Une fois les informations récoltées, nous disposons d'une base de données dans laquelle on retrouve généralement un ensemble de notes attribuées par des personnes à des produits. Ce que nous appelons ici « items » correspond à des produits ou services que l'utilisateur va pouvoir évaluer tels qu'un film, une musique, un bien qu'il a pu acheter, etc. Cette base de données peut alors être divisée en deux sous-groupes : un test set et un training set. L'ensemble des éléments repris dans le training set va permettre d'établir le modèle et ceux appartenant au test set serviront à l'évaluer. Généralement, on retrouve au moins 50% des données dans le training set et le reste dans le test set. [27]; [26]. Les différents types d'algorithmes exploitant ces données seront décrits dans la section suivante. Finalement, la dernière étape permet de fournir des recommandations aux les personnes ainsi que de faire des prédictions concernant leurs évaluations à propos de différents items [23]. Le but était de fournir aux utilisateurs l'expérience la plus intéressante [26].

Le rôle principal du système de recommandation RS est d'identifier les sous-groupes d'utilisateurs auxquels appartient l'utilisateur, afin de lui fournir des résultats intéressants. L'identification du sous-groupe users auquel appartient d'user se fait sur la base de l'historique d'utilisation du service par l'utilisateur. Cependant, le système de recommandation peut être basé sur des caractéristiques connues de l'utilisateur (âge, catégorie, sexe, domaine professionnel, etc.) ou sur une combinaison de ses caractéristiques et de son histoire. Ensuite, le système de recommandation n'a besoin que de trouver d'autres utilisateurs qui partagent les points d'intérêt (POI) les plus communs avec cet utilisateur, analyser les ressources les plus commandées partagées par ces utilisateurs afin de pouvoir proposer une sélection personnalisée de ressource recommandées. Les systèmes de recommandation distinguent généralement différents sous-groupes d'utilisateurs sur la base d'algorithmes de regroupement (clustering), et ces sous-groupes peuvent être entraînés dans un apprentissage non supervisé.

2.4 Systèmes de recommandation basés sur le temps

- **Recommandation de points d'intérêt basée sur le temps**

C'est le premier article qui a traité cette problématique [20]. Plusieurs techniques ont été proposées récemment pour les services de recommandation. Cependant, les travaux existants ne tiennent pas compte des informations temporelles pour les recommandations de POI dans le LBSN. Les auteurs proposent que le temps joue un rôle important dans les recommandations de points d'intérêt, car la plupart des utilisateurs ont tendance à visiter différents endroits à différents moments de la journée, par exemple, aller au restaurant le midi et aller au bar le soir. Dans cet article, les auteurs définissent une nouvelle problématique, la recommandation de POI basée sur le temps, pour recommander des POI à un utilisateur donné à un moment précis de la journée. Pour répondre à cette problématique, ils développent un modèle de recommandation collaborative capable d'intégrer des informations temporelles. Ils proposent une méthode pour intégrer les préférences temporelles. Si deux utilisateurs ont un comportement temporel similaire, ils sont susceptibles d'accéder à des POI similaires en même temps. Par conséquent, Ils effectuent un filtrage collaboratif en exploitant la préférence temporelle des autres utilisateurs pour les POI. Étant donné que la plupart des gens maintiennent une routine relativement fixe dans leurs activités quotidiennes (par exemple, aller au bureau le matin, aller au restaurant pour le dîner après avoir quitté le travail) [16, 17], ils divisent le temps en tranches horaires, puis ils établissent les préférences temporelles pour chaque personne et ils modélisent les POI a accédé par un utilisateur dans cette tranche horaire.

- **Recommandation POI contradictoire**

Les auteurs proposent un modèle génératif pour apprendre la distribution latente des préférences des utilisateurs de manière contradictoire [31]. La recommandation des POI et

GANs (Generative Adversarial Networks) ont gagné récemment en popularité en raison de leur succès dans la génération d'images naturelles [28]. Les GAN ont également été utilisés pour modéliser des données séquentielles, telles que la génération discrète de jetons [29], et ont été appliqués à la recherche d'informations [30]. Pour cela, ils ont proposé une nouvelle approche - APOIR - pour la recommandation des POIs d'une manière contradictoire. APOIR (Adversarial POI) C'est la POI contradictoire composée de deux éléments majeurs : le recommandeur (R) et le discriminateur (D). Recommandeur R qui propose des POI sur la base de la distribution apprise en maximisant les probabilités que ces POI soient prédits comme non visités et potentiellement intéressants. Discriminateur D qui distingue les POI recommandés des vrais check-ins et améliorer R. Ils utilisent une variable GRU, combinée avec factorisation matricielle, pour capturer les préférences temporelles et séquentielles des personnes. Ils comparent les performances du modèle et utilisent plusieurs métriques standard dans la recommandation de POI. APOIR modélise explicitement la récompense des POI, ce qui peut aider à mieux comprendre et interpréter les méthodes de recommandation. IRGAN est une méthode d'optimisation basée sur le GAN pour la MF.

- **Un modèle conjoint de classement collaboratif régularisé sensible au temps à deux phases pour la recommandation de points d'intérêt**

La popularité des réseaux sociaux basés sur la localisation (LBSN) a entraîné une grande quantité de données des check-ins des utilisateurs. La recommandation de points d'intérêt (POI) joue un rôle clé dans la satisfaction des besoins des utilisateurs dans le LBSN. Alors que des travaux récents ont exploré l'idée d'adopter le classement collaboratif (Collaborative Ranking) pour la recommandation, peu de tentatives ont été faites pour incorporer des informations temporelles dans les recommandations de POI à l'aide du CR. Les auteurs de [32] proposent un algorithme CR à deux phases : la 1re phase, l'algorithme permet de classer les POI visités plus haut que les POI non visités, tout en appliquant l'influence géographique. Dans la 2ème phase, l'algorithme tente de classer les POI préférés des utilisateurs plus haut dans la liste des recommandations. De plus, les deux phases utilisent

une stratégie collaborative qui permet au modèle de capturer des associations complexes à partir de deux sens différents. CR est concentré sur la précision de la recommandation en haut de la liste de recommandation pour chaque user [15]. Ils ont évalué leur méthode sur deux jeux de données du monde réel, à savoir Foursquare et Gowalla. Ces deux jeux de données ont été fournis par les auteurs de [16].

- **Où aller ensuite: Un réseau de portes spatio-temporelles pour la recommandation du prochain POI**

La recommandation du prochain point d'intérêt (POI) est d'une grande valeur pour les fournisseurs de services géolocalisés et les utilisateurs. Cependant, les réseaux de neurones récurrents RNN (Recurrent Neural Network) à la pointe de la technique tiennent rarement compte de la séparation temporelle et spatiale entre les check-ins utilisateurs, ce qui est essentiel pour modéliser le comportement de check-in des utilisateurs lors de la recommandation du prochain point d'intérêt [19].

À cette fin, les auteurs proposent le réseau à portes spatio-temporelles (STGN) pour améliorer le réseau de la mémoire à long et court terme, où des portes spatio-temporelles sont introduites pour capturer les relations spatio-temporelles entre les check-ins successifs. Comme exemple analyser et prédire où un utilisateur ira ensuite en fonction des empreintes historiques, une telle analyse peut aider les détenteurs de points d'intérêt à prévoir l'arrivée des clients au cours de la prochaine période [19].

2.5 Comparaison des systèmes de recommandation temporelle

Système	Méthode de recommandation	Avantages	Inconvénients
Recommandation de points d'intérêt basée sur le temps.	Filtrage collaboratif.	<p>Premier travail sur les recommandations de POI en fonction du temps.</p> <p>Pris en compte les informations temporelles pour les recommandations de POI dans les LBSN.</p> <p>Améliorer la précision des recommandations de POI de plus de 37 % par rapport à la méthode de pointe.</p>	<p>Le comportement d'enregistrement des humains est également influencé par le jour de la semaine et même le mois de l'année.</p> <p>Le non-intégration de l'influence temporelle et spatiale dans la tâche de prédiction de POI.</p>
Recommandation POI contradictoire.	Factorisation Matricielle. Méthode d'optimisation basée sur le GAN.	<p>Études examinent de près le mécanisme sous-jacent qui explique pourquoi les utilisateurs préfèrent certains POI à d'autres. APOIR obtient une amélioration significative des performances dans quatre métriques standard par rapport aux méthodes de pointe.</p>	<p>Atteignant un équilibre où il devient difficile pour le discriminateur de distinguer ces POI générés des POI réellement visités.</p>

<p>Un modèle conjoint de classement collaboratif régularisé sensible au temps à deux phases pour la recommandation de points d'intérêt.</p>	<p>Classement collaboratif.</p>	<p>L'idée d'utiliser le classement collaboratif (CR) pour la recommandation est explorée.</p> <p>Les expériences menées sur des ensembles de données réelles montrent que le modèle de classement collaboratif sensible au temps propose est supérieur aux méthodes de recommandation de POI les plus récentes.</p>	<p>Le principal inconvénient est que l'on devient dépendant de la qualité de sa connexion internet.</p>
<p>Où aller ensuite: Un réseau de portes spatio-temporelles pour la recommandation du prochain POI.</p>	<p>Réseau à portes spatio-temporelles (STGN).</p>	<p>Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) de pointe tiennent compte des intervalles spatio-temporels entre les enregistrements des voisins, qui sont essentiels pour modéliser les comportements d'enregistrement des utilisateurs dans la recommandation du prochain point d'intérêt.</p>	<p>L'absence de l'intégrerait davantage d'informations contextuelles, telles que le réseau social et le contenu de la description textuelle, dans le modèle afin d'améliorer encore les performances de la recommandation du prochain POI.</p>

Tableau 2 : comparaison des systèmes de recommandation temporelle

2.6 Conclusion

Le chapitre deux a présenté la recommandation temporelle et comment elle fonctionne aussi la recommandation de points d'intérêts (POI), de plus les analyses des articles et les techniques utilisées par les auteurs.

Chapitre 3

Conception et modélisation

3.1 Introduction

Pour la modélisation du projet nous avons utilisé UML (Unified Modeling Language), on choisissant le diagramme de cas d'utilisation, le diagramme de séquence et le diagramme de classe.

3.2 Système de recommandation

Notre application est de recommander des POI qui intéressent les utilisateurs. Voici le principe de notre système de recommandation, nous décrirons chaque étape ci-dessous :

- A. Récupérer les évaluations données, par l'utilisateur pour chaque point d'intérêt visité.
- B. Fournir les données nécessaires pour l'algorithme du système de recommandation qui sont utilisés pour calculer la similarité à base du temps.
- C. Une fois l'algorithme de recommandation est exécuté, il nous fournit une liste des prédictions (évaluation).
- D. Les utilisateurs intercepteront les points d'intérêt populaires recommandés.

➤ Cette figure représente le schéma de conception de notre système de recommandation.

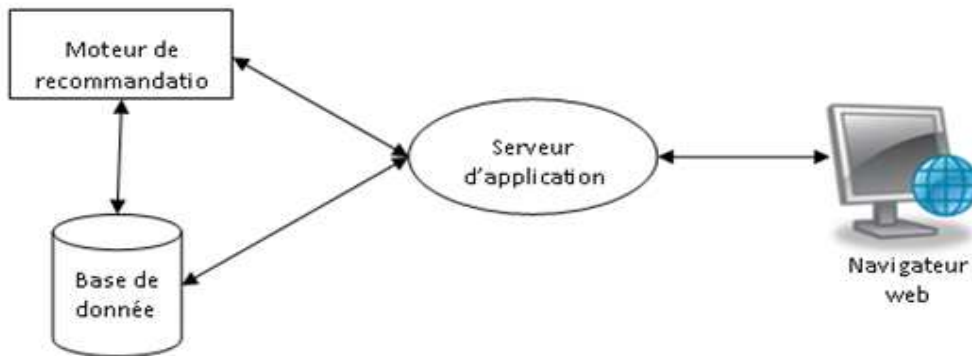


Figure 3 : Schéma de conception de notre système de recommandation

3.3 Méthode d'Analyse et conception

3.3.1 Définition UML

UML est défini comme un langage de modélisation graphique et textuelle conçu pour comprendre et décrire les exigences, spécifier et documenter les systèmes, décrire les architectures logicielles, concevoir des solutions et communiquer les aspects des systèmes d'information. [35]

3.3.2 Spécification des besoins du système

Dans cette étape, nous déterminerons les fonctionnalités du système, en déterminant les acteurs et les besoins fonctionnels et non fonctionnels de l'application.

❖ Identification des acteurs

Dans notre système, on a identifié deux acteurs principaux, qui sont :

Utilisateur : est le participant qui utilise l'application et peut profiter de toutes les fonctions que l'application peut fournir.

Visiteur : est le participant qui consulte l'application uniquement.

❖ **Identification des besoins**

➤ **Les besoins fonctionnels**

Le système doit permettre à l'utilisateur de :

- S'authentifier
- Créer un compte
- Rechercher des POI
- Afficher les informations sur un POI
- Ajouter des POI aux favoris
- Avoir des recommandations personnalisées

Le système doit permettre au visiteur de :

- S'inscrire
- Rechercher des POI
- Afficher les informations sur un POI

➤ **Les besoins non fonctionnels**

Ce sont les exigences pour les caractéristiques du système. Il s'agit des exigences de performance, du type de matériel ou du type de conception. Toutes les extensions à effectuer doivent répondre aux exigences suivantes :

- **Ergonomie de l'interface** : L'application doit être facile à utiliser, les interfaces utilisateurs doivent être simples, et adaptées à l'utilisateur.

- **Fiabilité** : Les informations apportées par l'application doivent être sûres et fiables.
- **Disponibilité** : L'application doit être disponible à tout moment pour être utilisée par n'importe quel utilisateur.
- **Sécurité** : L'application comporte des informations personnelles, donc elle doit respecter les règles de la sécurité des systèmes informatiques.
- **La performance** : L'application doit être performante à travers ses fonctionnalités, répond à toutes les exigences des utilisateurs d'une manière optimale.

3.4 Les diagrammes UML

3.4.1 Diagramme de cas d'utilisation

Les diagrammes de cas d'utilisation capturent le comportement d'un système, d'un sous-système, d'une classe ou d'un composant tel qu'il est vu par les utilisateurs externes. La figure 4 montre un diagramme de cas d'utilisation de notre système.

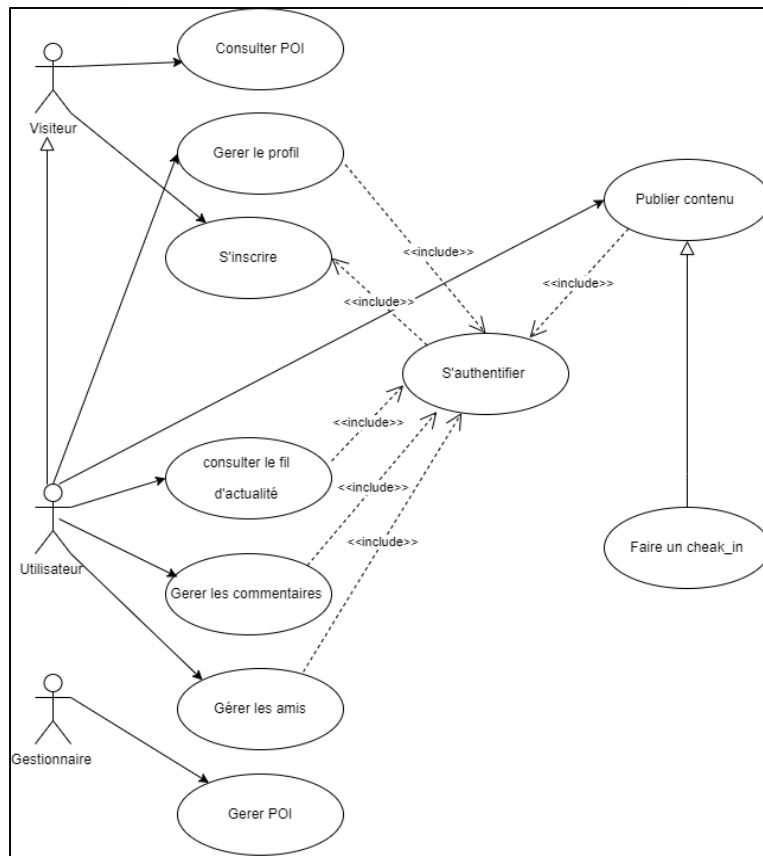


Figure 4 : diagramme de cas d'utilisation

3.4.2 Diagramme de classe

Les diagrammes de classes fournissent une vue holistique d'un système en montrant ses classes, ses interfaces et ses collaborations, ainsi que les relations entre elles. Les diagrammes de classes sont statiques : ils montrent en quoi consiste l'interaction, mais pas ce qui se passe pendant l'interaction. [34]

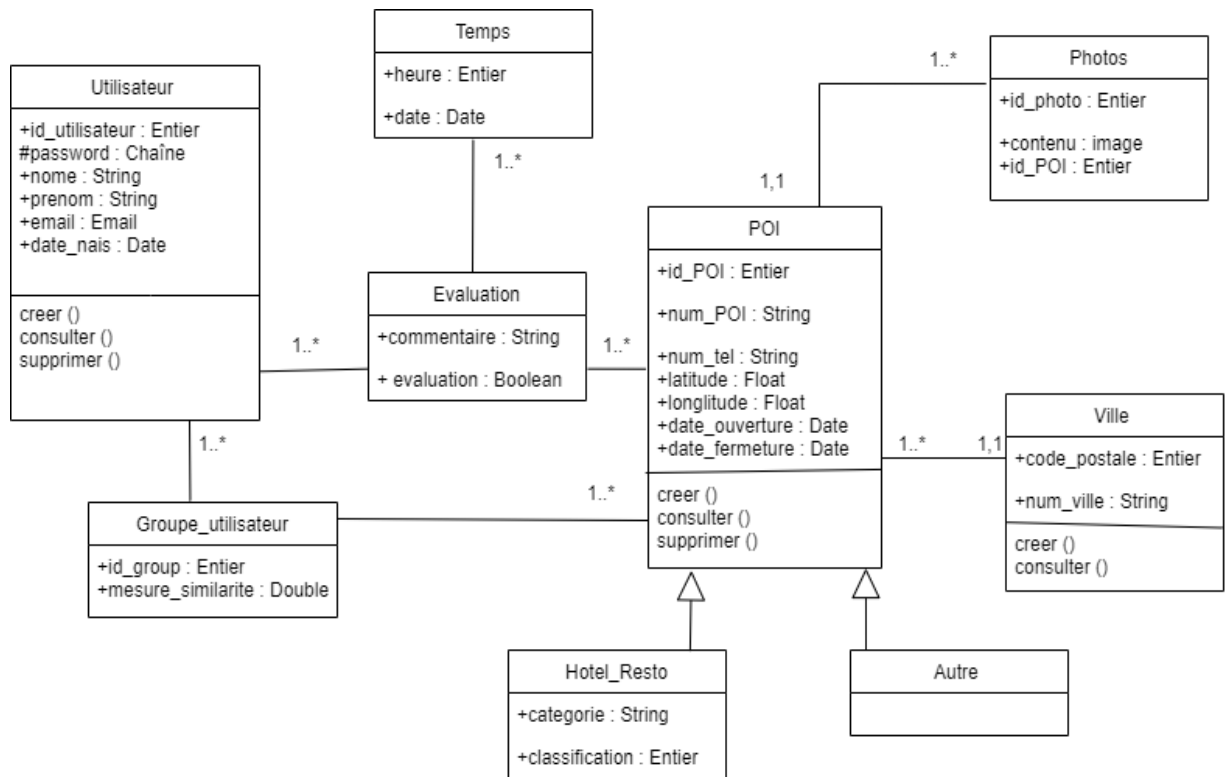


Figure 5: diagramme de classe

3.4.3 Description textuelle

❖ Description textuelle du cas d'utilisation « Inscription »

Scénario 1	Inscription
Inscription Objectif	Créer un compte dans notre site
Acteurs principaux	Visiteur
Pré-conditions	Disposition d'une connexion Internet
Post-conditions	Création d'un compte
Scénario nominal	<ol style="list-style-type: none"> 1. Le visiteur demande l'interface de création du compte 2. Le système affiche l'interface de création du compte 3. Le visiteur remplit les champs requis 4. Le système vérifie les champs introduits par le visiteur 5. Le visiteur accède à la page d'accueil

Scénario alternatif	<p>A1 : Champs obligatoires vident et/ou information incorrecte</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Le système affiche un message d'erreur 2. Le système réaffiche l'interface de création du compte <p>A2 : Email déjà existant dans le système</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Le système affiche un message d'erreur « Utilisateur existe déjà » 2. Le système réaffiche l'interface de création du compte.
---------------------	--

Tableau 3 : description textuelle du cas d'utilisation "inscription"

❖ **Description textuelle du cas d'utilisation « Login »**

Scénario 1	S'authentifier
Objectif	Authentification dans le site
Acteurs principaux	Utilisateur
Pré conditions	Avoir un compte
Post conditions	Accès à son compte
Scénario nominal	<ol style="list-style-type: none"> 1. L'utilisateur accède au site 2. Le système affiche l'interface d'authentification 3. L'utilisateur introduit son email et son mot de passe 4. Le système vérifie les champs introduits par l'utilisateur 5. Le système vérifie l'existence de l'utilisateur <p>- Si les informations introduites sont correctes, le système affiche l'accueil du site.</p>
Scénario alternatif	<p>A1 : Champs obligatoires vident et/ou non valide</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Le système affiche un message d'erreur 2. Le système reprend à l'étape 2 du scénario nominal <p>A2 : Email et/ ou mot de passe incorrect</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Le système affiche un message d'erreur « Vérifier vos informations et réessayer » 2. Le système réaffiche l'interface de login.

Tableau 4 – description textuelle du cas d'utilisation "login"

3.4.4 Diagramme de séquence « Inscription »

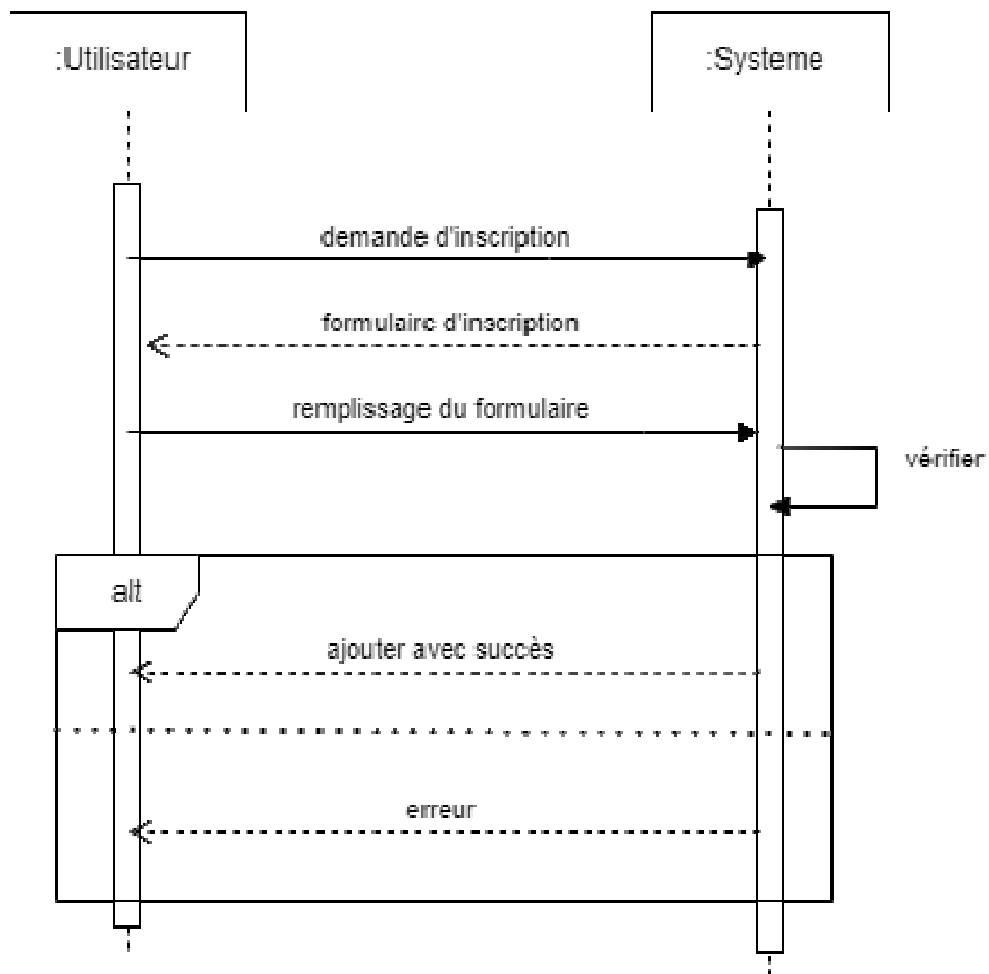


Figure 6 : diagramme de séquence "inscription"

3.4.5 Diagramme de séquence « Authentification »

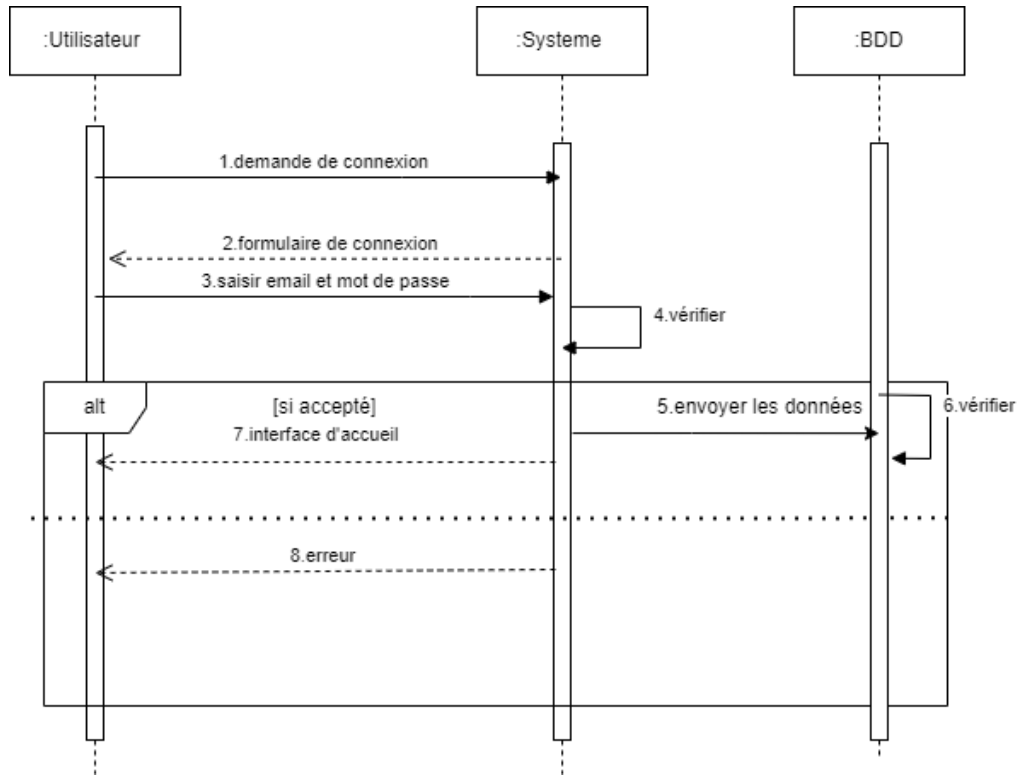


Figure 7 : diagramme de séquence "authentification "

3.4.6 Diagramme de séquence «Évaluation»

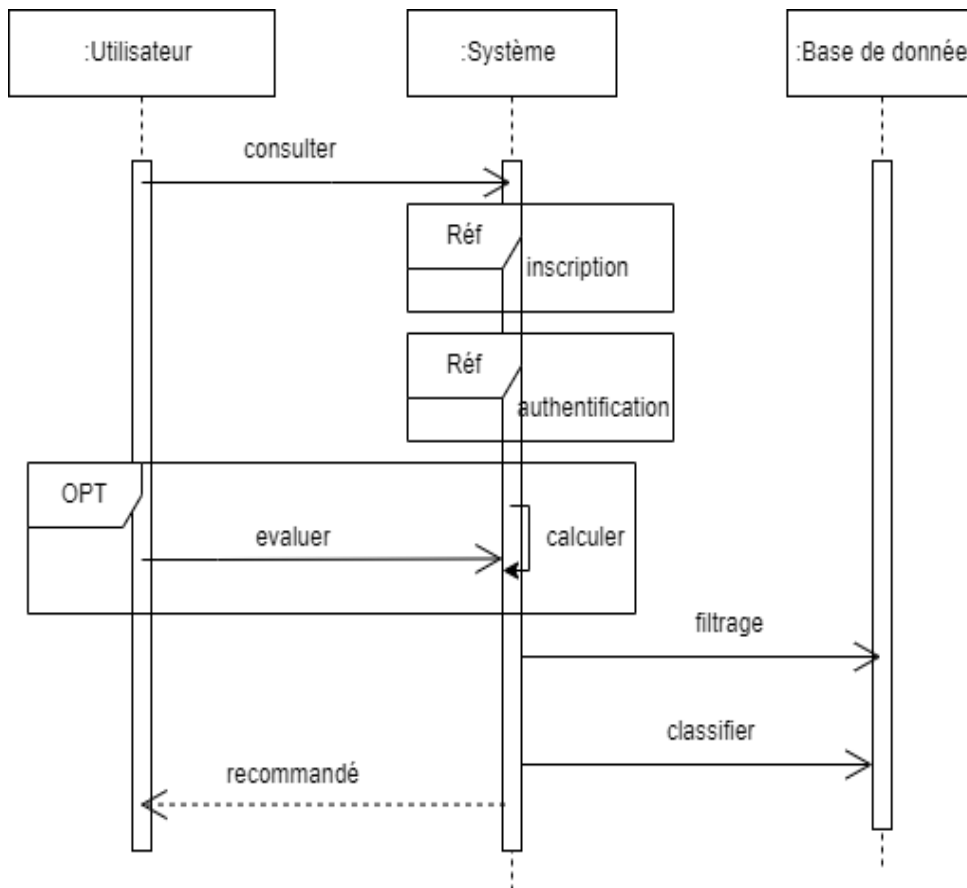


Figure 8 : Diagramme de séquence " évaluation "

3.4.7 Diagramme d'activité

Il s'agit d'un diagramme associé à un objet spécifique ou à un groupe d'objets qui illustre le flux entre les activités et les actions. Il est utilisé pour représenter graphiquement la progression du cas d'utilisation. [36]. La figure 6 montre le diagramme d'activité de notre site Web.

Diagramme d'activité d'authentification:

- L'utilisateur demande l'authentification en cliquant sur le bouton login.
- Le formulaire d'authentification s'affiche sur l'écran.

- L'utilisateur entre son email et son mot de passe.
- Le système vérifie les coordonnées d'utilisateur sur la base.
- La confirmation du succès ou échec est envoyée à l'utilisateur.

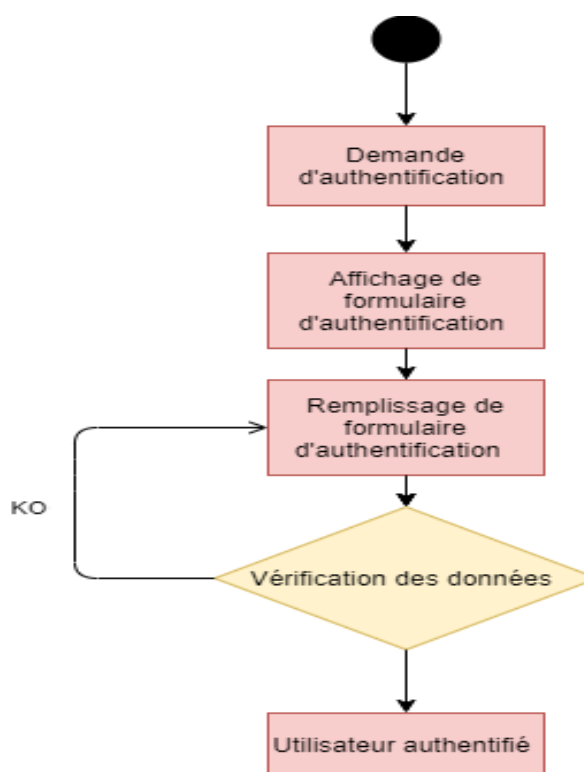


Figure 9 : diagramme d'activité Authentification

3.5 Algorithme de recommandation utilisé (user-user)

Pour la recommandation personnalisée on a choisi le filtrage collaboratif avec l'approche user-user, qui calcule d'abord les similarités entre l'utilisateur et les autres utilisateurs. Notre système est basé sur la recommandation temporelle pour recommander des ressources aux utilisateurs à un moment adéquat, nous avons basé sur l'article [11].

Nous avons choisi un algorithme pour exploiter l'influence temporelle.

U, L, T	ensemble d'utilisateurs, ensemble des POI, ensemble des créneaux horaires.
u, v, l, t	Utilisateur u, v ∈ U, POI l ∈ L, créneau horaire t ∈ T.
C _u , C _{u,t}	Le vecteur check-in binaire de u sur L, et le vecteur check-in binaire u sur L à t.
C _{u,l} , C _{u,t,l}	Éléments de C _u et C _{u,t} , respectivement.
W _{u,v}	La similarité entre u et v.
W _{u,v} ^(t) , W _{u,v} ^(t,s)	Similarité améliorée par le temps, similarité lissée.

$$\hat{C}_{u,l} = \frac{\sum_v W_{u,v} C_{v,l}}{\sum_v W_{u,v}}$$

La similarité entre deux utilisateurs Wu, v peut être calculé à l'aide de différentes métriques. Parmi ces métriques, la similarité cosinus est une métrique de données implicites largement adoptée. (check-in les enregistrements sont des données implicites, Cu, l prend la valeur 1 ou 0). Similarité cosinus la définition entre u et v est dans l'équation (1), où chaque utilisateur est représenté par un vecteur d'enregistrement binaire sur tous les POI L.

$$W_{u,v} = \frac{\sum_l C_{u,l} C_{v,l}}{\sqrt{\sum_l C_{u,l}^2} \sqrt{\sum_l C_{v,l}^2}} \quad (1)$$

3.5.1 Algorithme de similarité user-user

N : Numérateur

Di : u utilisateur évaluer lieu l
dans temps t

Dj : v utilisateur évaluer lieu l
dans temps t

Entrée I : les lieux où on veut calculer leur similarité a base du temps t

N=0 ; Di=0 ; Dj=0 ;

Pour chaque utilisateur u et v qui a évalué l dans t

| $N=N+(\text{évaluation}(\mathbf{u}, \mathbf{t}, \mathbf{l}) - \text{moyenne évaluation}(\mathbf{l})) * (\text{évaluation}(\mathbf{v}, \mathbf{t}, \mathbf{l}) - \text{moyenne évaluation}(\mathbf{l}))$;

| $D_i=D_i + (\text{évaluation}(\mathbf{u}, \mathbf{t}, \mathbf{l}) - \text{moyenne évaluation}(\mathbf{l}))^2$;

| $D_j=D_j + (\text{évaluation}(\mathbf{v}, \mathbf{t}, \mathbf{l}) - \text{moyenne évaluation}(\mathbf{l}))^2$;

Fin Pour ;

Retourne $[N/(\sqrt{D_i} * \sqrt{D_j})]$;

3.5.2 Algorithme de prédiction basé sur la similarité User-User

N : Numérateur

D : Dénominateur

Entrée **u** : l'utilisateur où on cherche à prédire ses évaluations pour certains lieux dans temps t

Sortie **T** : Tableau de réel

Pour chaque lieu **i** qui n'a pas été évalué par l'utilisateur **u**

N=0 ; **D=0** ;

Pour chaque lieu **j**<>**i** qui été noté par **u**

Calculer de la similarité **s** entre **i** et **j** (algorithme similarité Item-Item)

$N=N+s*(\text{évaluation}(\mathbf{v}, \mathbf{i}, \mathbf{t}))$;

$D=D+ |s|$

Fin Pour ; Sauvegarder l'évaluation **(u, i)** $[(N / D)]$ dans le tableau **T**

Fin Pour ;

Retourne : les lieux qui ont une évaluation (prédiction) supérieur à la moyenne évaluation de **u** à partir du tableau **T**

Fin Pour ;

Retourne : les lieux qui ont une évaluation (prédiction) supérieur à la moyenne évaluation de **u** à partir du tableau **T**

3.5.3 Exemple

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
Pierre	?	2	7	8
Paul	4	1	?	7
Jacques	3	8	?	4
René	4	1	6	?

Tableau 5 : Matrice user/item

Dans cet exemple, nous voulons prédire l'évaluation de René pour l'item 4. Pour cela, nous devons calculer :

1. Similarité :

$r_{u,i}$ Note (rating) de l'utilisateur u pour l'item i.

\bar{r}_u Moyenne des notes attribuées par l'utilisateur u (exemple : $\bar{r}_{Paul} = \frac{1}{3}(4 + 1 + 7) = 4$).

$$\text{Similarité corrélation entre deux individus (x,y) : } \text{cor}(x, y) = \frac{\sum_{i \in I_{xy}} (r_{x,i} - \bar{r}_x)(r_{y,i} - \bar{r}_y)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{xy}} (r_{x,i} - \bar{r}_x)^2 \times \sum_{i \in I_{xy}} (r_{y,i} - \bar{r}_y)^2}}$$

I_{xy} Représente l'ensemble des items où on dispose des valeurs à la fois pour x et y

$$\text{Similarité cosinus entre deux individus (x,y) : } \text{cos}(x, y) = \frac{\sum_{i \in I_{xy}} r_{x,i} r_{y,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I_x} r_{x,i}^2 \times \sum_{i \in I_y} r_{y,i}^2}}$$

René



	corrélation	cosinus
Pierre	1.000	0.559
Paul	1.000	0.287
Jacques	-1.000	0.291

Tableau 6 : similarité user-user

2. Calculer la prédiction :

Selon le tableau 6, Pierre et Jacques sont les $N = 2$ utilisateurs présentant la similarité la plus élevée avec René (au sens du cosinus).

La prédiction est :

$$\hat{r}_{René, 4} = \frac{0.559 \times 8 + 0.291 \times 4}{|0.559| + |0.291|} = 6.63, \text{ suivant la formule suivante :}$$

$$r_{u^*, i} = \frac{\sum_{u \in U} \text{simil}(u^*, u) \times r_{u, i}}{\sum_{u \in U} |\text{simil}(u^*, u)|}$$

❖ Exemple de la similarité entre deux utilisateurs u et v

User	Item	Rate	Time
<i>u</i>	<i>i</i> ₃	5	<i>t</i> ₁
	<i>i</i> ₁	1	<i>t</i> ₄
	<i>i</i> ₂	4	<i>t</i> ₉
	<i>i</i> ₃₀	4	<i>t</i> ₃
	<i>i</i> ₅	2	<i>t</i> ₂
	<i>i</i> ₉	3	<i>t</i> ₈
	<i>i</i> ₇	3	<i>t</i> ₇
	<i>i</i> ₄₁	2	<i>t</i> ₅
	<i>i</i> ₁₃	1	<i>t</i> ₅
<i>v</i>	<i>i</i> ₂	5	<i>t</i> ₆
	<i>i</i> ₁	1	<i>t</i> ₄
	<i>i</i> ₆	2	<i>t</i> ₃
	<i>i</i> ₉	3	<i>t</i> ₅
	<i>i</i> ₇	3	<i>t</i> ₁
	<i>i</i> ₈	2	<i>t</i> ₂

Tableau 7 : historique des évaluations pour les utilisateurs *u* et *v*.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons notre modélisation du système à travers le langage UML, notamment : diagramme de cas d'utilisation, puis passons une description textuelle pour chaque cas, diagramme de séquence, diagramme d'activité et enfin diagramme de classes, puis nous détaillons l'algorithme que nous utiliserons dans l'étape d'implémentation.

Chapitre 4

Implémentation

4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présentons l'ensemble d'outils et d'environnements de programmation utilisés pour l'implémentation de notre site web ainsi que les langages de programmation. Nous terminons par quelques interfaces qui présentent notre site.

4.2 Environnement de développement

4.2.1 Draw.io

Un éditeur de diagrammes en ligne et de bureau entièrement gratuit Google Drive (TM) et basé sur HTML, il vous permet de créer organigrammes, UML, relations d'entité, diagrammes de réseau, modèles et plus, très facile à utiliser et un outil très léger aussi (environ 50 Mo) [37]



4.2.2 WampServer

WampServer est une plateforme gratuite de développement Web du type WAMP sous Windows qui permet la création de sites Web en modifiant l'utilisation de bases de données. Il vous aussi permet d'exécuter des scripts PHP localement (sans vous connecter à un serveur externe).



4.2.3 Notepad

Pour étudier le potentiel de l'écriture manuscrite virtuelle, nous avons développé Virtual Notepad, un ensemble d'outils d'interface simples pour prendre des notes et saisir du texte dans VE. Le Notepad virtuel permet aux participants immergés d'écrire des notes, d'annoter des documents et des images, de modifier des notes précédemment saisies et de les distribuer à VE. Le bloc-notes virtuel a été évalué dans un environnement de salle d'urgence de réalité virtuelle (VRER). Le Human Interface Technologie Laboratoire a développé un VRER pour le prototypage rapide et l'évaluation de nouvelles métaphores d'interface médicale et de représentations de données [38, 39].



4.3 Langages de programmation

4.3.1 JavaScript

JavaScript est le principal langage de script des navigateurs Web et est essentiel aux applications Web modernes. Les programmeurs ont commencé à l'utiliser pour écrire des applications complexes, mais il y a encore peu de support d'outils pendant le développement.

4.3.2 Php

Un préprocesseur hypertexte, connu sous son acronyme PHP, est un langage de programmation gratuit, principalement utilisé pour générer des pages Web dynamiques via des serveurs HTTP, mais aussi comme toute langue interprétée d'une manière ou d'une autre Local. PHP a aidé à créer un grand nombre de sites Web célèbres tels que Facebook, Wikipédia etc...

4.3.3 Html

Le langage de balisage hypertexte, souvent abrégé en HTML, est un langage de balisage destiné à représenter des pages Web. C'est un langage d'écriture hypertexte, D'où le nom. HTML peut également être sémantiquement et logiquement structuré, et mettre en forme le contenu de la page, y comprendre les ressources multimédias, y comprendre les images, les formulaires de saisie et les programmes informatiques.

4.3.4 Ccss

Les feuilles de style en cascade peuvent être traduites par "feuille de style en cascade". CSS est Langage informatique utilisé sur le Web pour formater des documents HTML ou XML. Les fichiers CSS contiennent le code qui gère la conception des pages HTML

4.3.5 Macromedia DreamWeaver

Dreamweaver est un éditeur de sites Web WYSIWYG pour Microsoft Windows et Mac OS X, créé en 1997 et vendu par Macromedia puis Adobe Systems sous une licence utilisatrice finale. Dreamweaver a été l'un des premiers éditeurs HTML du type WYSIWYG et l'un des premiers à s'intégrer à un gestionnaire de site. Ces innovations en ont rapidement fait l'un des principaux éditeurs de sites internet, aussi bien accessibles aux novices qu'aux professionnels.



4.4 Présentation de l'application

- **Interface d'inscription**

Sur cette interface, l'utilisateur doit remplir le formulaire d'inscription pour créer un compte, en replissant ces informations personnelles : nom d'utilisateur, Email, date de naissance et mot de passe.

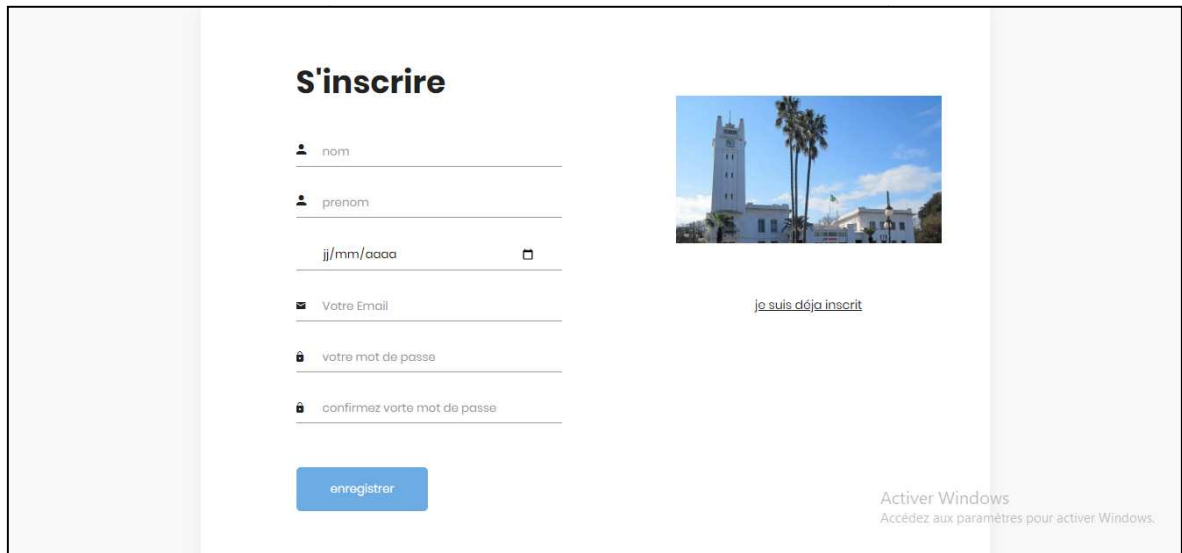


Figure 10 : interface d'inscription

- **Interface d'identification**

Cette interface permet au visiteur, déjà inscrit dans le site, d'accéder à leur espace personnel.

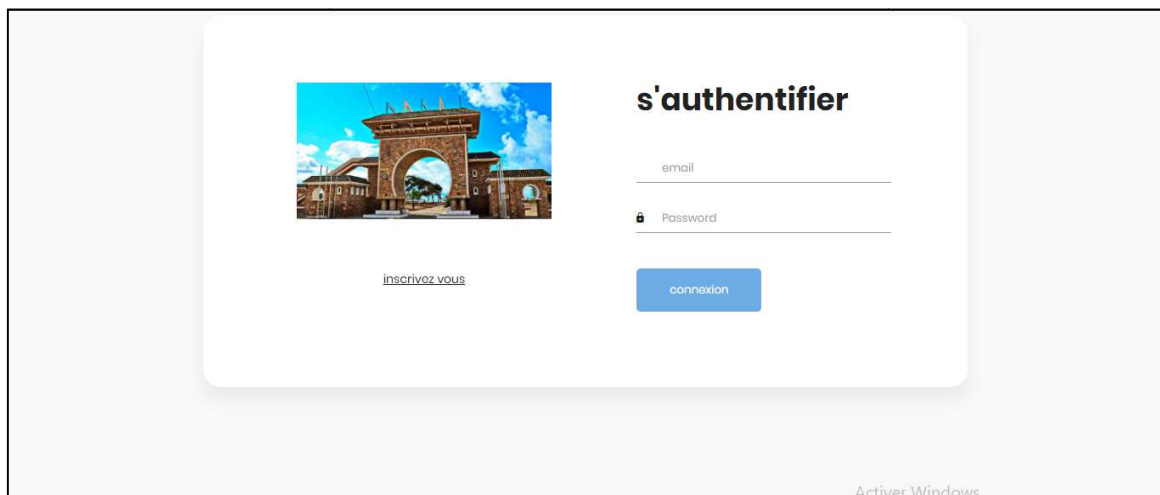


Figure 11 : interface d'identification

- **Interface d'accueil**

Après l'inscription, l'interface de l'accueil sera réaffichée, mais avec plusieurs autres fonctionnalités.

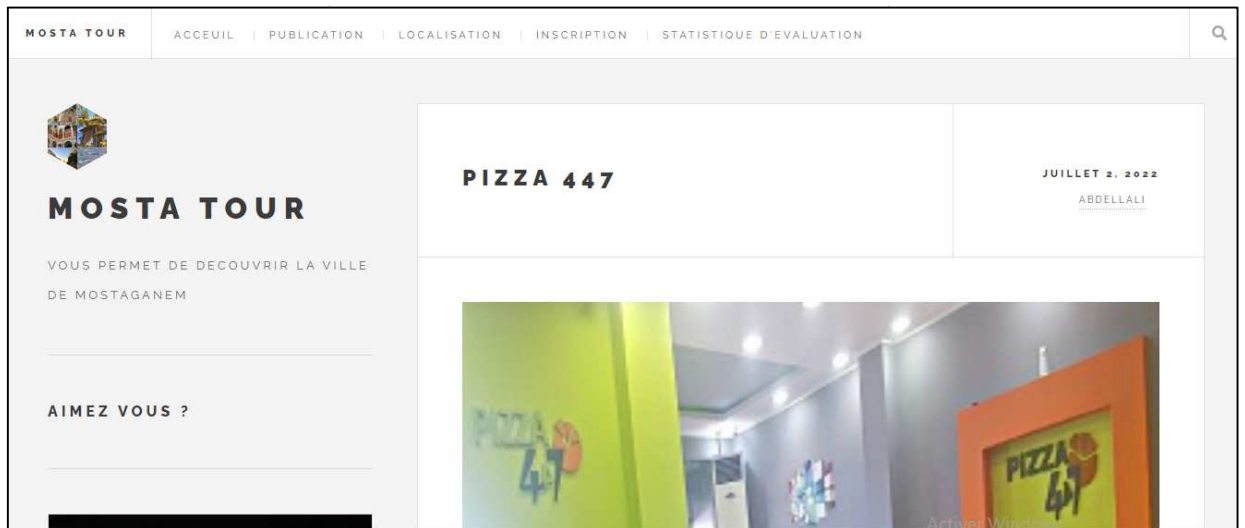


Figure 12 : interface d'accueil

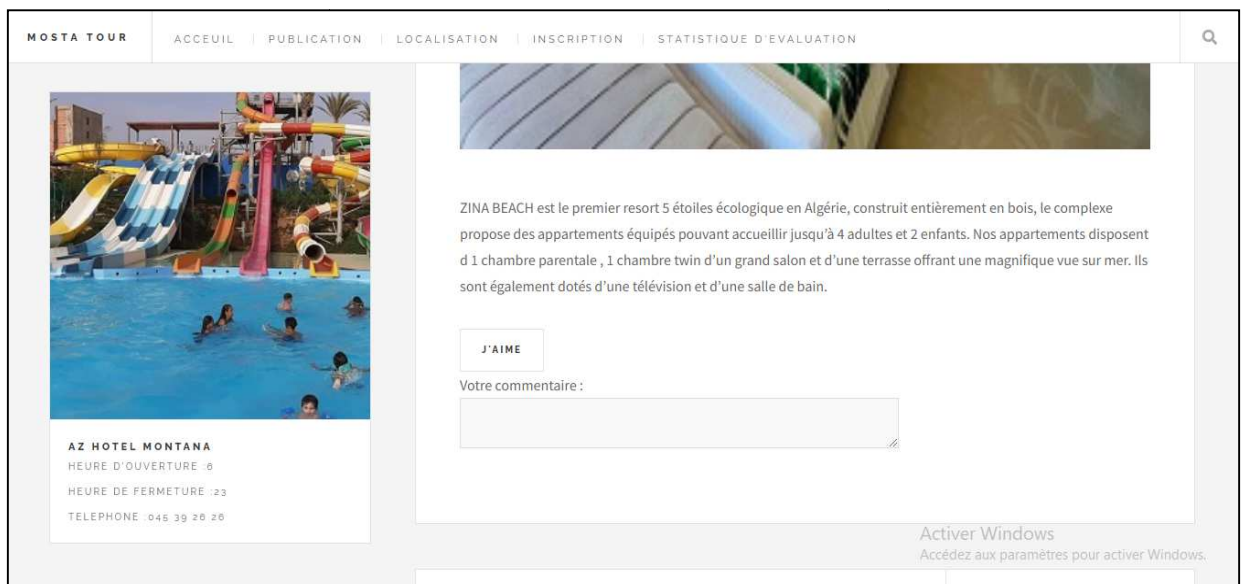


Figure 13 : recommandation

- **Interface de publication**

Dans cette interface, l'utilisateur il permet d'ajouter des photos des items avec un ensemble des données tel que : nom, ville, endroit, description.

MOSTA TOUR

ACCEUIL | PUBLICATION | LOCALISATION | INSCRIPTION | STATISTIQUE D'EVALUATION

MOSTA TOUR

VOUS PERMET DE DECOUVRIR LA VILLE DE MOSTAGANEM

VILLE :

ENDROIT :

Hotel

NOM :

Hotel AZ ZEPHYR

Choisir un fichier Aucun fichier choisi

ANNULER ENREGISTRER

Activer Windows
Accédez aux paramètres pour activer Windows.

Figure 14 : interface de publication

3. Interface de statistique d'évaluation

Cette interface représente les statistiques de chaque catégorie et les statistiques de toutes les catégories.

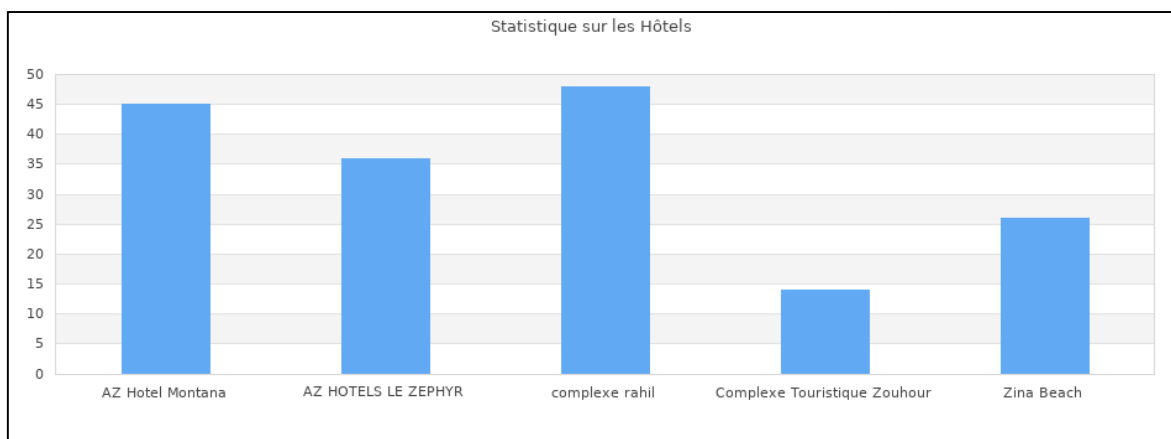


Figure 15 : interface de statistique « Hôtels »

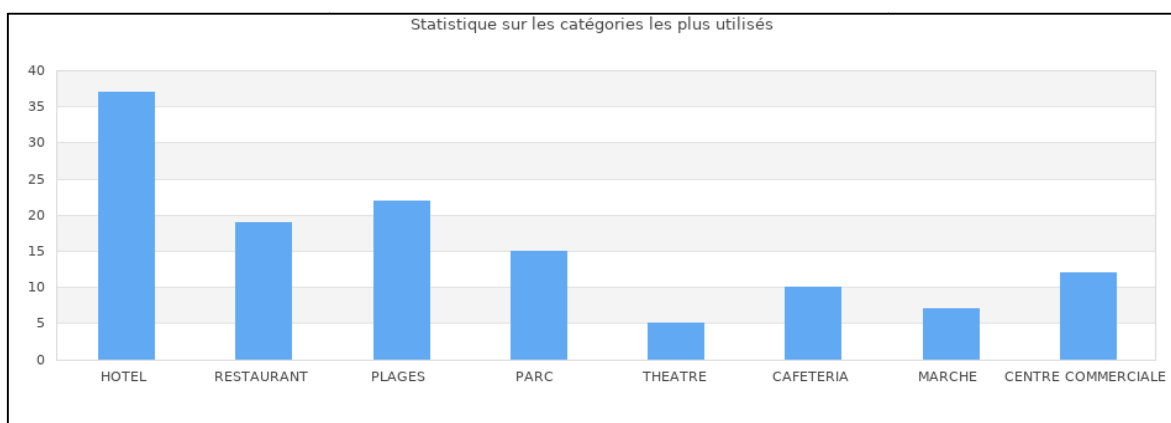


Figure 16 : interface de statistique « Catégories »

- **Interface de localisation**

La carte géographique contient des marqueurs en couleur, chaque couleur représente une catégorie et chaque catégorie contient plusieurs items.

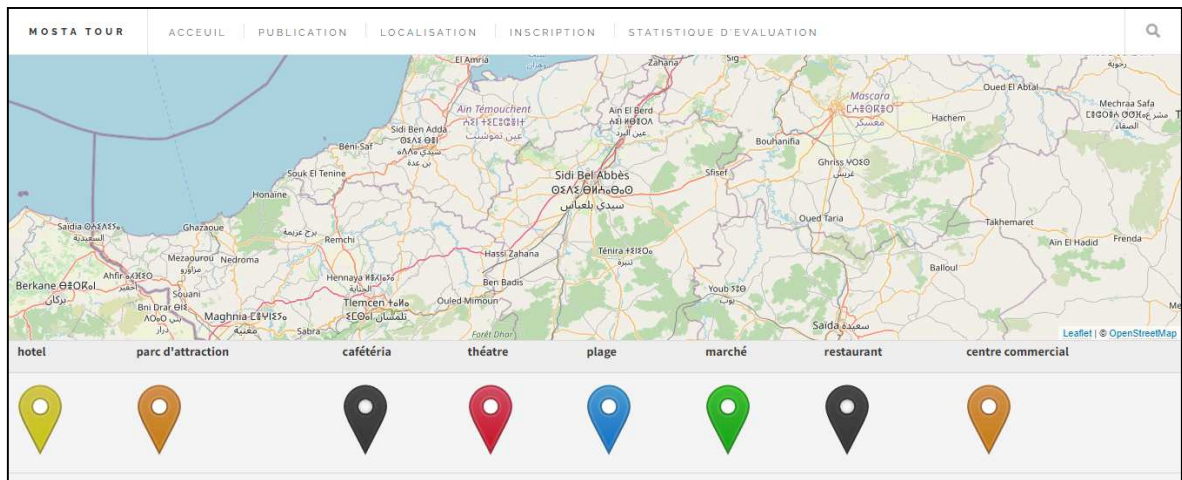


Figure 17 : interface de localisation

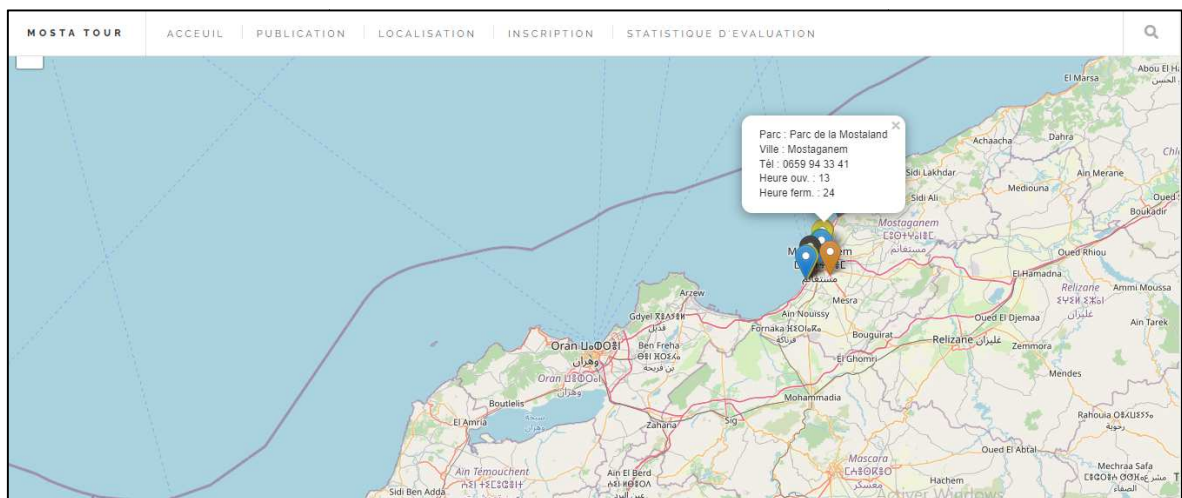


Figure 18 : la carte

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les environnements de développement et les différents langages de programmation et logiciels utilisés dans l'implémentation de notre site Web, et les interfaces du site.

Conclusion Générale

Un système de recommandation est une forme spécifique de filtrage d'informations conçue pour présenter des informations susceptibles d'intéresser les utilisateurs. Il existe plusieurs techniques de recommandations, dont Le filtrage collaboratif, qui est basé sur une matrice d'évaluation utilisateur x élément. Cette technique est actuellement la méthode la plus utilisée dans le cadre de la recommandation.

La recommandation des POI est une sous classe des systèmes de recommandation, qui recommande des lieux à des utilisateurs. Le temps joue un rôle principal dans le comportement des utilisateurs dans ces systèmes de recommandation. Notre travail est de réaliser un site qui intègre l'algorithme de recommandation des points d'intérêts à base des comportements temporels, présenté dans le travail [11].

Dans ce travail nous avons présenté quatre chapitres : Le premier chapitre, représente la définition du système de recommandation et ses types ; Le deuxième chapitre, est consacré pour les SR des points d'intérêts plus les systèmes de recommandation à base de temps ; Le troisième chapitre, est consacré pour la conception et la modélisation du notre système ; Le quatrième chapitre, nous avons présenté les outils de l'implémentation et les interfaces du notre site.

Dans ce cadre, notre travail repose sur le développement d'un site web qui nous aide à découvrir les endroits touristiques de la wilaya de Mostaganem qui repose sur le système de recommandation basé sur les préférences temporelles. Comme perspectives de notre travail, nous proposons de :

- Généraliser l'utilisation de notre application en l'intégrant dans nos Smartphones.
- Ajoutez une fonctionnalité de notification push pour informer les utilisateurs du nouvel emplacement.

- Elargir le domaine d'utilisation de notre application a toute les villes du pays.

Bibliographies

[1] Resnick, P., & Varian, H. R.: *Recommender Systems*, *Communication of the ACM*, 40, 1997, pp 56–58.

[2] Burke, R.: *Hybrid Recommender Systems : survey and experiments*. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 2002, pp 331–370.

[3] Adomavicius, G., & Tuzhilin, A.: *Toward the next generation of Recommender Systems : A survey of the state of the art and possible extensions*, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 2005, pp734–749.

[4] Isinkaye, F. O., Folajimi, Y. O., & Ojokoh, B., A.: *Recommendation Systems: Principles methods and evaluation*, *Egyptian Informatics Journal*, 16, 2015, pp 261-273.

[5] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J.: *Item-based collaborative filtering recommendation algorithms*, *In Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, 2001, pp 285-295.

[6] Rao, N., & Talwar, V.: *Application domain and functional classification of recommender systems : a survey*, *Desidoc Journal of Library and Information Technology*, 28(3), 2008, pp 17–36.

[7] Lian, D.; Zhao, C.; Xie, X.; Sun, G.; Chen, E.; and Rui, Y.: *Geomf: joint geographical modeling and matrix factorization for point-of-interest recommendation*, *In SIGKDD, ACM*, 2014, pp 831–840.

[8] Ye, M.; Yin, P.; Lee, W.-C.; and Lee, D.-L.: *Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation*, *In SIGIR, ACM*, 2011, pp 325–334.

- [9] Bouchindhomme, Rochlitz : *Dans le flou artistique, Eléments d'une théorie de la "rationalité esthétique"*, 1992, pp 203–238.
- [10] Piamrat, K., Viho, C., Bonnin, J.-M., Ksentini, A.: *Quality of experience measurements for video streaming over wireless networks*, In *Sixth International Conference on Information Technology New Generations, ITNG '09*, 2009, pp 1184 –1189.
- [11] Yuan, Q., Cong, G., Ma, Z., Sun, A., Thalmann, N. M.: *Time-aware point-of-interest recommendation*, In *Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, July2013, pp 363-372.
- [12] Ding, Y., Li, X.: *Time weight collaborative filtering*, *Proc. of the 14th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manage.*, 2005, pp 485-492.
- [13] Yang, D., Chen, T., Zhang, W. , Yu, Y. : *Collaborative filtering with short term preferences mining*, *Proc. of the 35th Int. ACM SIGIR Conf. Res. Dev. Inf. Retr.*, no.2, 2012, pp 1043.
- [14] Ye, F., Eskenazi, J.: *Feature-based matrix factorization via long- and short-term interaction*, *Knowl. Eng. Manag.*, 2014, pp 473-484.
- [15] Balakrishnan, S., Chopra, S.: *Collaborative ranking*, in *WSDM*, 2012, pp 143–152.
- [16] E. Cho, S. A. Myers, and J. Leskovec: *Friendship and mobility: user movement in location-based social networks*. In *KDD*, 2011, pp 1082–1090.
- [17] Lee, K., Hong, S., Kim, S. J., Rhee, I., Chong, S.: *Slaw: A new mobility model for human walks*. In *INFOCOM*, 2009, pp 855–863.
- [18] Greff, K., Srivastava, R. K., Koutn'ík, J., Steunebrink, B. R., Schmidhuber, J.: *LSTM: A search space odyssey*, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 28(10), 2017, pp 2222–2232.

[19] This research was partially supported by the NSFC(61876117, 61876217, 61872258, 61728205, 61772242) and the Suzhou Science and Technology Development Program(SYG201803).

[20] This work is supported in part by a grant awarded by a Singapore MOE AcRF Tier 2 Grant (ARC30/12), a Singapore MOE AcRF Tier 1 Grant (RG66/12), and a grant awarded by Microsoft Research Asia. Quan Yuan would like to acknowledge the Ph.D. grant from the Institute for Media Innovation, Nanyang Technological University, Singapore.

[21] Liu, Q., Wu, S., Wang, L., Tan, T.: Predicting the next location: A recurrent model with spatial and temporal contexts, In AAI, 2016a, pp 194–200.

[22] Liu, Y.; Liu, C.; Liu, B.; Qu, M.; and Xiong, H.: Unified point-of-interest recommendation with temporal interval assessment, In KDD, 2016b, pp 1015–1024.

[23] Castagnos, S., Brun, A., & Boyer, A. : La diversité : Entre besoin et méfiance dans les systèmes de recommandation, *Revue I3- Information Interaction Intelligence*, 2014.

[24] Pariser, E.: *The filter bubble: what the Internet is hiding from you*, New York: Penguin press, 2011.

[25] Abisheva, A., Garcia, D., & Schweitzer, F.: When the filter bubble bursts, *Collective evaluation dynamics in online communities*, 2016.

[26] Zanker, M., Rook, L., Jannach, D.: Measuring the impact of online personalisation: Past, present and future, *International Journal of Human-Computer Studies*, 2019, doi:10.1016/j.ijhcs.2019.06.006.

[27] Lathia, N. K.: *Evaluating collaborative filtering over time* UCL (University College London), 2010.

[28] Ian J Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David WardeFarley, Sherjil Ozair, Aaron C Courville, and Yoshua Bengio. 2014. *Generative Adversarial Nets*. In *NIPS*.

[29] Yu, L., Zhang, W., Wang, J., Yu, Y.: *SeqGAN - Sequence Generative Adversarial Nets with Policy Gradient*. In *AAAI*, 2017.

[30] Wang,J., Yu,L., Zhang,W., Gong,Y., Xu,Y., Wang,B., Zhang,P., Zhang,D.: *IRGAN: A Minimax Game for Unifying Generative and Discriminative Information Retrieval Models*. In *SIGIR*, 2017.

[31] *This work was supported by National Natural Science Foundation of China (Grant No.61602097 and No.61472064), NSF grants III 1213038 and CNS 1646107, and ONR grant N00014-14-10215.*

[32] *This research was partially funded by the RelMobIR project of the Swiss National Science Foundation (SNSF).*

[33] Xiaoyuan Su and Taghi M. Khoshgoftaar. *A survey of collaborative filtering techniques*. *Advances in Artificial Intelligence*, 2009 :1–19, 2009.

[34] *Définition des diagrammes de classes UML 1.5 disponible à l'adresse : http://docwiki.embarcadero.com/RADStudio/Rio/fr/D%C3%A9finition_des_diagrammes_de_classes_UML_1.5*

[35] Roques, P. *UML 2: Modéliser une application web*. Editions Eyrolles. (2008).

[36] JA.RAISSI *Conception et développement d'un site web de e-commerce pour le compte de LSAT_Nokia. Mémoire master, université virtuelle de Tunis*, 2013.

[37] *Définition de draw.io , disponible à l'adresse :<https://chrome.google.com/webstore/detail/diagramsnet/onlkggianjhjenigcpigpjehhpplldkc> consulté le (10/06/2020).*

[38]Kaufman, N., Poupyrev, I., Miller, E., Billinghamurst, M., Oppenheimer, P., Weghorst, S., *New interface metaphors for complex information space visualization: an ECG monitor object prototype. In Medicine Meets Virtual Reality: Global Healthcare Grid, K. Morgan, et al., Editors. 1997, IOS Press. pp. 131-140.*

[39] Weghorst, S., Oppenheimer, P., *Immersive prototyping of spacial medical information environments. Human Interface Technology Laboratory, University of Washington, Seattle, WA: Technical Report R-96-1. 1996.*