

MEMOIRE

Présenté par

AOUN SAMI

Pour l'obtention de diplôme de

MASTER

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatiques Intelligents

Thème

**Système de recommandation pour la visite
personnalisée des sites touristiques**

Soutenue le :

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

M^{me} AHMED MALEK Nada
Dr. ANGUEL Fouzia
Mr. TOUAHRI Djamel Eddine

MAA
MCB
MAA

UCBET
UCBET
UCBET

Président
Rapporteur
Examineur

Remerciements

Nous remercions tout d'abord Dieu le tout puissant de nous avoir le courage pour réaliser ce travail. Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre encadreur Mme Anguel Fouzia pour son soutien, ses remarques pertinentes, et ses conseils dans l'objectif d'avoir un bon travail.

Les membres du jury pour leurs efforts et leurs soins apportés à notre travail. Aux enseignants de notre université et du département d'informatique.

Nos familles pour leurs soutiens et leurs encouragements au long de toutes ces années

Dédicace

Avec joie et plaisir, fierté et respect, je dédie ce Modeste travail à mes parents.

A mon père

Qui a fourni ses efforts jour et nuit pour mon éducation et mon bien être, et me donne le courage pour continuer mes études et pour que je sois parmi les meilleurs.

A ma mère

Pour son amour, ses sacrifices, son soutien moral pendant mes beaux et mauvais moments. Merci maman pour tous ce que tu as faits pour moi, merci pour ton encouragement et pour ta confiance.

A mes chers frères

Qui m'avez aidé avec beaucoup d'amour pour avancer et réaliser ce travail dans des meilleures conditions..

A tous les étudiants de ma classe.

Table des matières

Remerciements	1
Dédicace	2
Introduction générale.....	8
CHAPITRE 1 : Les systèmes de recommandation.....	9
1.1 Introduction	9
1.2 Historique	10
1.3 Définition des systèmes de recommandation	11
1.4 Classification des systèmes de recommandation	12
1.5 Les types de recommandation	14
1.5.1 Recommandation démographique.....	14
1.5.2 Recommandations à base de connaissances	15
1.5.3 Recommandation communautaire	16
1.5.4 Recommandation basé sur le contenu	17
1.5.5 Recommandation basé sur le filtrage collaboratif.....	18
1.5.6 Filtrage hybride	22
1.6 Avantages et inconvénients des systèmes de recommandation	23
1.7 Un système de recommandation pour la visite personnalisé des sites touristiques	24
1.7.1 Fonctionnalités offertes	25
1.7.1.1 Suggestion de destination et parcours de visite.....	25
1.7.1.2 Recommandation de points d'intérêt.....	26
1.7.1.3 Planification de la visite	27
1.8 Evaluation des systèmes de recommandations.....	27
1.8.1 Évaluation par tests hors ligne	29
1.9 Conclusion	32
CHAPITRE 2 : Conception du système proposé.....	33
2.1 Introduction	33
2.2 Architecture générale du système et méthodologie	33
2.3 Filtrage basé sur le contenu	35
2.4 Filtrage collaboratif basé sur la classification	37
2.5 Conclusion	38

CHAPITRE 3 : Implémentation	39
3.1 Introduction	39
3.2 Les outils de développement	39
3.2.1 Plateforme matérielle	39
3.2.2 Plateforme logiciel	39
3.2.2.1 PHP	39
3.2.2.2 WAMP	39
3.2.2.3 Laravel	40
3.2.2.4 Navigateur Microsoft Edge	40
3.3 Description et lancement du système	40
3.3.1 Interface principale	40
3.3.2 Accès à l'administration	41
3.3.3 Accès à une visite personnalisé	44
3.4 Conclusion	46
Conclusion générale et perspective	47
Références	48

Liste des figures

FIGURE 1 : Classification principale des systèmes de recommandations	13
FIGURE 2 : Recommandation démographique.....	14
FIGURE 3 : Recommandation à base de connaissance	15
FIGURE 4 : Recommandation communautaire.....	16
FIGURE 5 : Recommandation basé sur le contenu.....	18
FIGURE 6 : Recommandation basé sur le filtrage collaboratif	19
FIGURE 7 : Exemple de recommandation basé sur le filtrage collaboratif.....	19
FIGURE 8 : Système de recommandation hybride	22
FIGURE 9 : Exemple de la recommandation dans le système PersonalTour.....	25
FIGURE 10 : MyTravelPal-Recommandation de régions d'intérêt.....	26
FIGURE 11 : Architecture générale du système	33
FIGURE 12 : Page d'accueil	41
FIGURE 13 : Page login d'administrateur	41
FIGURE 14 : Page d'administrateur.....	42
FIGURE 15 : Ajout d'une catégorie	42
FIGURE 16 : Ajout des points d'intérêts	43
FIGURE 17 : Ajout des villes	43
FIGURE 18 : Page visiteur	44
FIGURE 19 : Formulaire de visite rempli.....	44
FIGURE 20 : Résultat de la recommandation	45
FIGURE 21 : Carte de localisation des points d'intérêts recommandés	45

Liste des tableaux

TABLEAU 1 : Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandation	24
TABLEAU 2 : F-Mesure	29
TABLEAU 3 : Saisie des information de l'utilisateur au début	34
TABLEAU 4 : Le temps passé dans différents types de POI et de chemins	36
TABLEAU 5 : Score global pour différents types de POI.....	36
TABLEAU 6 : Utilisation du profil utilisateur pour trouver le meilleur itinéraire	36
TABLEAU 7 : Sexe, état matrimonial, etc.....	37
TABLEAU 8 : Préférences des utilisateurs	37

Résumé

Notre travail concerne les systèmes d'aide à la visite personnalisée des sites touristiques. L'objectif est de concevoir un système de recommandation, pour améliorer l'expérience du visiteur, en lui recommandant les items les plus pertinents et en l'aidant à personnaliser son parcours.

Nous proposons un filtrage basé sur le contenu et filtrage collaboratif. La prise en compte du contexte de l'utilisateur se fait à l'aide d'un post-filtrage contextuel, qui permet la génération d'un parcours personnalisé dépendant des œuvres qui ont été recommandées et qui prend en compte des informations contextuelles de l'utilisateur le temps de visite, budget, etc ...

Dans le domaine du tourisme, l'objectif est alors de recommander les sites touristiques parmi ceux qui satisfont les préférences du visiteur (temps et coût de visite par exemple). Nous définissons un système qui capte les préférences du visiteur et des fonctions qui calculent les ratings et similarités, et on termine par un test hors ligne du notre système

Abstract

Our work concerns support systems for personalized visits to tourist sites. The goal is to design a recommendation system to improve the visitor experience, by recommending the most relevant items and helping them to personalize their journey.

We offer content-based filtering and collaborative filtering. The user's context is taken into account using contextual post-filtering, which allows the generation of a personalized journey depending on the works that have been recommended and which takes into account the contextual information of the user. user visit time, budget, etc ...

In the field of tourism, the objective is then to recommend tourist sites among those which satisfy the visitor's preferences (time and cost of visit, for example). We define a system that captures the preferences of the visitor and functions that calculate the ratings and similarities, and we end with an offline test of our system .

Introduction Générale

Les systèmes d'informations actuels sont caractérisés par leur volume croissant, leur hétérogénéité, et par le fait qu'ils ne sont pas suffisamment adaptés aux besoins des utilisateurs. Au vu de l'état actuel de ces systèmes en termes d'hétérogénéité de domaines, de sources, de représentation et de structuration des informations, l'accès à une information pertinente et adaptée aux utilisateurs est un vrai challenge. Les besoins de l'utilisateur sont difficiles à traiter, d'une part, parce qu'ils ne sont pas formulés explicitement et, d'autre part, parce qu'ils sont évolutifs.

Un grand nombre de systèmes de recommandation existent dans divers domaines. Leur objectif est de filtrer et d'adapter les informations pour chaque utilisateur. Les méthodes généralement utilisées pour le calcul de la recommandation sont soit basées sur le contenu soit sur la similarité de l'utilisateur avec les autres utilisateurs (approches collaboratives).

Dans ce mémoire nous proposons un système de recommandation pour la visite personnalisée des sites touristiques basé sur le filtrage collaboratif et basé sur le contenu, qui permet d'appliquer des calculs, dans le but de générer des recommandations d'un chemin pour un visiteur cible. Ce document est organisé comme suit :

Le chapitre 1 : présente une vue générale sur les systèmes de recommandation ainsi que leurs avantages et inconvénients.

Le chapitre 2 : présente la conception de notre système et les étapes à suivre.

Le chapitre 3: est consacré pour la présentation de l'application réalisée. Et enfin une conclusion générale qui résume notre travail et présente quelques perspectives

Chapitre 1 :Les systèmes de recommandation

1.1 Introduction

Avec la très grande masse d'information, aujourd'hui disponible sur l'Internet et le besoins en communication, en échange d'idées et en partage d'informations ont nécessité l'apparition de nouvelles fonctions et applications sur les réseaux sociaux, il est devenu primordial de concevoir des mécanismes qui permettent aux utilisateurs d'accéder à ce qui les intéresse le plus rapidement possible.

Delà, le système de recommandation est né dont sa qualité est étroitement liée à sa capacité à prendre en compte et à traiter une grande quantité d'évaluation.

Par la suite, avec l'essor de l'Internet et des applications Web, il y a eu un engouement pour les systèmes de recommandation qui se sont développés dans différents domaines d'applications. Nous pouvons en citer :

- Les systèmes de recommandation du tourisme (Tripadvisor.com)
- Les systèmes de recommandation de films, tels que : Movielens [Conner and Herlocker, 1999] et Eachmovie [Breese et al., 1998].
- Les systèmes de recommandation de livres (Bookcrossing5).
- Les systèmes de recommandation de musique (LastFM6).
- Les systèmes de recommandation d'articles d'actualités.
- Les systèmes de recommandation de blagues (Jester7 [Goldberg et al., 1992]).
- Les systèmes de recommandations introduits sur des sites e-commerce (Amazon).
- Les systèmes de recommandation de restaurants [Burke, 2002].

- Les systèmes de recommandation intégrés aux Extranets documentaires (l'Extranet documentaire du Crédit Agricole).
- Les systèmes de recommandations intégrés aux moteurs de recherche (le moteur de recherche d'AOL).
- Les systèmes de recommandations implémentés sur des sites de recrutement (Job-Finder).
- Les systèmes de recommandations de citations bibliographiques [McNee et al., 2002] [Cosley et al., 2002].

Ces domaines d'application sont différents mais partagent tous un même problème : ils offrent un choix de possibilités trop important aux utilisateurs, chacun d'eux ayant par ailleurs ses propres préférences. Dès lors, un moteur de recommandation qui permet de proposer à un utilisateur donné, de manière personnalisée, le sous-ensemble d'éléments qui l'intéresse, devient très utile. Il réduit de manière considérable l'effort que doit fournir l'utilisateur pour accéder à ce qui l'intéresse et participe ainsi à sa satisfaction et à sa fidélisation [Karaouzene, 2015].

1.2 Historique

Les systèmes de recommandation ont été utilisés afin de faire face au problème de surcharge et de richesse d'informations disponibles notamment à travers le Web ou les e-services. Les systèmes de recommandation visent à proposer à un utilisateur actif une ou des recommandations d'items susceptibles de l'intéresser. Ces recommandations peuvent concerner un article à lire, un livre à commander, un film à regarder, etc..

La première définition pour le filtrage a été donnée aussi par Malone :

" Même si le terme a une connotation littérale de laisser les choses dehors (filtrage négatif : enlèvement), nous l'utilisons ici dans un sens plus général qui consiste à sélectionner les choses à partir d'un ensemble plus large de possibilités (filtrage positif : sélection) "

La littérature académique a introduit le terme de filtrage collaboratif par le système « Tapestry » [Goldberg et al., 1992], Il a été développé en 1992 par le centre de recherche de «Xerox» aux Etats Unis, il s'agit d'un système de recommandation intégré a une application de mail électronique qui a permis aux utilisateurs de créer des requêtes permanentes, basées sur les annotations (les tags) des utilisateurs. Quelques années plus tard, un certain nombre de systèmes académiques de recommandation ont vu le jour en 1994 et en 1995, tels que le système de recommandation d'articles d'actualités et de films développé par "GroupLens" [Resnick and Varian, 1997] et le système de recommandation de musique "Ringo" propose par [Maes and Shardanand, 1995]. Ces deux systèmes sont également bases sur le filtrage collaboratif, des livres [Resnick and Varian, 1997], des vidéos, des films, des pages Web, des articles de nouvelles Usenet et des liens Internet [Karaouzene, 2015].

1.3 Définition des systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation peuvent être définis de plusieurs façons, vue la diversité des classifications proposées pour ces systèmes, mais il existe une définition générale de Robin Burke [Burke, 2002] qui les définit comme suit :

"Des systèmes capable de fournir des recommandations personnalisées permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes et utiles au sein d'un espace de données important ".

Les deux entités de base qui apparaissent dans tous les systèmes de recommandations sont l'utilisateur et l'item. L'«utilisateur» est la personne qui utilise un système de recommandation, donne son opinion sur diverses items et reçoit les nouvelles recommandations du système. L'«Item» est le terme général utilisé pour désigner ce que le système recommande aux usagers.

Les données d'entrée pour un système de recommandation dépendent du type de l'algorithme de filtrage employé. Généralement, elles appartiennent à l'une des catégories suivantes

Les estimations :(également appelées les votes), expriment l'opinion des utilisateurs sur les articles (exemple : 1 mauvais à 5 excellent)

Les données démographiques : se réfèrent à des informations telles que : L'âge, le sexe, le pays et l'éducation des utilisateurs. Les données de contenu : qui sont fondées sur une analyse textuelle des documents liés aux éléments évalués par l'utilisateur. Les caractéristiques extraites de cette analyse sont utilisées comme entrées dans l'algorithme de filtrage afin d'en déduire un profil d'utilisateur

Un système de recommandation doit mettre en relation deux entités : des utilisateurs et des items. Les items peuvent être de diverses natures (films, vidéos, restaurants, lieux d'activité...). Les informations qui permettent de relier ces deux entités sont elles-mêmes de natures différentes : notes, achats, clics, historiques, etc. Les systèmes de recommandation se focalisent majoritairement sur l'utilisation des "notes" [Adomavicius and Tuzhilin, 2005]. La note est généralement située sur une échelle graduée, et elle permet à l'utilisateur d'exprimer un avis positif ou négatif sur l'item qu'il considère. Au vu des notes qu'il a déjà exprimées sur un ensemble d'items, la tâche d'un système de recommandation a été principalement étudiée de deux façons. La première est la prédiction de notes qui a pour objectif de prédire les notes qu'un utilisateur donnerait aux items qu'il n'a pas encore notés. La seconde est la recommandation d'une liste ordonnée d'items. Ainsi les items en haut de liste sont donc ceux que le système prédit comme pertinent pour l'utilisateur [Karaouzene, 2015].

1.4 Classification des systèmes de recommandation

Il existe plusieurs classifications des systèmes de recommandations (voir la Figure 1)

- **La classification classique:** cette classification de [Adomavicius and Tuzhilin, 2005] est reconnue par trois types de filtrage ; un filtrage collaboratif(CF), un filtrage basé sur le contenu(CBF) et le filtrage hybride.
- **La Classification de [Su et al, 2009]** : elle est utilisée dans les systèmes collaboration. Ils proposent une sous-classification qui comprend les techniques hybrides les classer dans les méthodes de collaboration hybrides. [Su et al, 2009] classent filtrage collaboratif en trois catégories :
 - Approches CF à base de mémoire : pour K-plus proches voisins.
 - Approches FC basé sur un modèle englobant une variété de techniques telles que : clustering, les réseaux bayésiens, factorisation de matrices, les processus de décision de Markov.
 - CF hybride qui combine une technique recommandation CF avec un ou plusieurs autres méthodes.
- **La classification de [Rao and Talwar, 2008]** : c'est une classification en fonction de la source d'information utilisée [Karaouzene, 2015].

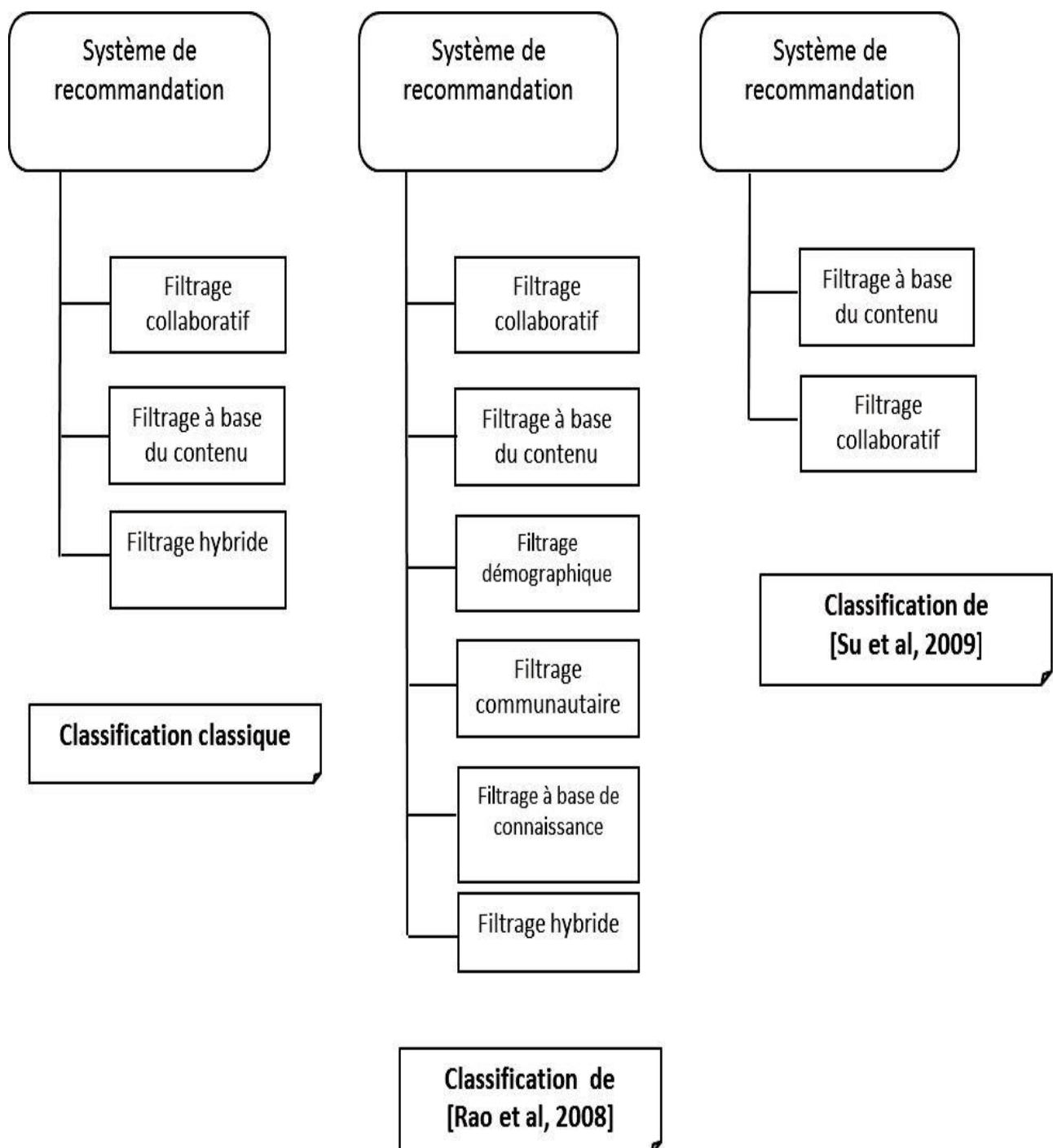


Figure 1 Classification principale des systèmes de recommandations[Karaouzene, 2015].

1.5 Les types de recommandation

1.5.1 Recommandation démographique

C'est une recommandation simple qui propose des items par rapport au profil démographique d'utilisateur (Figure 2). Elle comporte à partager les usagers en plusieurs classes ou groupes par rapport aux informations démographiques telles que le sexe, l'âge, la profession, la localisation, la langue, le pays, etc. Le principe de cette approche est que deux utilisateurs ayant évolué dans un environnement similaire partagent des goûts communs que deux utilisateurs ayant évolué dans des environnements différents et ne partageant donc pas les mêmes codes.

De nombreux sites utilisent cette solution simple à proposer une offre de contenu "personnalisé". Par exemple, les utilisateurs sont redirigés vers un site Web particulier en fonction de leur langue ou de pays. Ces approches ont été très populaires dans la littérature de marketing, mais ont reçu peu d'attention dans le domaine des algorithmes de recommandation[Karaouzene, 2015].

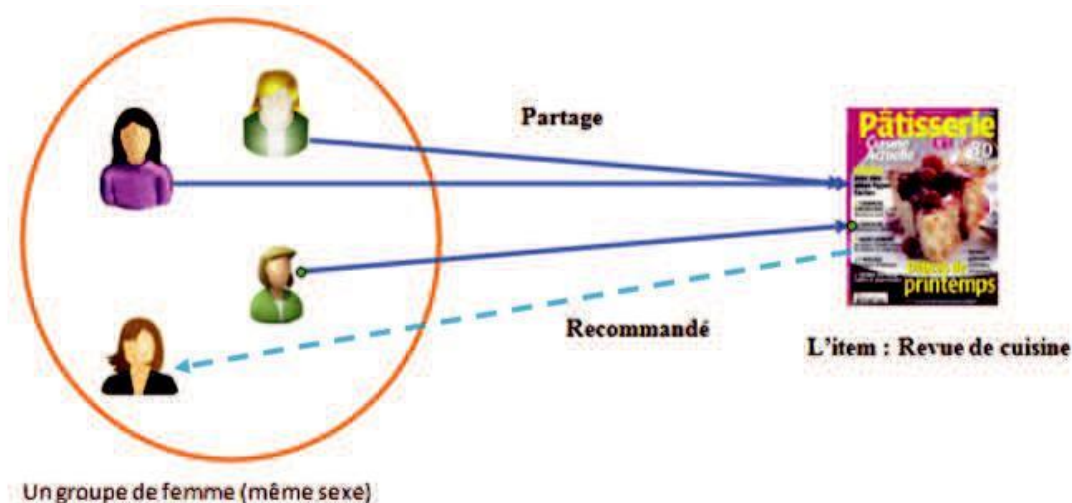


Figure 2 Recommandation démographique[Karaouzene, 2015].

1.5.2 Recommandations à base de connaissances

Les recommandations sont générées en utilisant des connaissances spécifiques dont certaines caractéristiques d'items répondent aux préférences de l'utilisateur (Figure 3).

Généralement les Systèmes à base de connaissances plus fiable par rapport d'autres types de recommandation si les données limitées sont disponibles, savoir, si le système ne peut pas compter sur l'existence d'un historique de l'utilisateur. Mais si le système de la connaissance n'est pas conçu pour apprendre des notes ou des actions de l'utilisateur.

➤ **Le raisonnement à base des cas :**

Le raisonnement à base des cas tire parti de la régularité du monde réel afin de résoudre des problèmes en recherchant la solution d'un cas semblable rencontré et résolu dans le passé. ont utilisé cette approche dans les systèmes de recommandation, ils estiment combien les besoins ou les préférences (description de problème) de l'utilisateur correspondent aux recommandations possibles (solutions du problème) en se basant sur le comportement de consommation précédente (cas précédents).

➤ **Le raisonnement à base de contraintes :**

Une recommandation à base de contraintes est un autre type de systèmes base de connaissances. La recommandation à base de contraintes exploite des bases de connaissances prédéfinies qui contiennent des règles explicites sur la façon de relier les exigences des clients avec des fonctionnalités d'item[KARAOUZENE Meryem,2015].

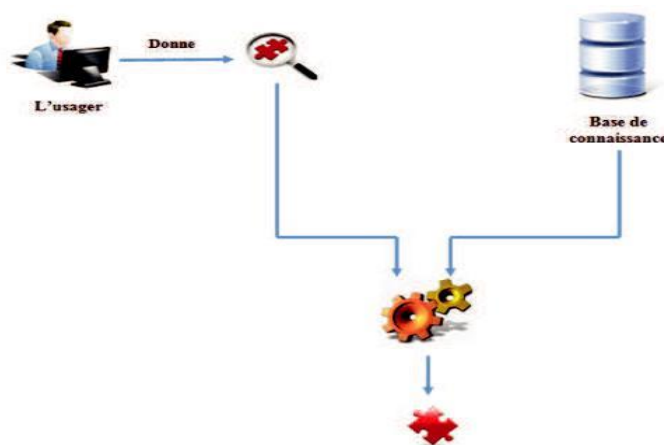


Figure 3 Recommandation à base de connaissance[Karaouzene, 2015].

1.5.3 Recommandation communautaire

La recommandation communautaire ou sociale, vu que la plupart des réseaux sociaux (facebook, twitter, etc) s'appuient sur cette classification dans leurs recommandations (Figure 4).

L'idée de base est donc de dire que si des utilisateurs ont partagés des mêmes intérêts dans le passé, il y a de fortes chances qu'ils partagent aussi les mêmes goûts dans le futur.

Le système propose des recommandations à partir des relations de l'utilisateur avec ces amis dans le réseau social, et parfois cette recommandation dépend aussi de la valeur de confiance d'un utilisateur dans chacun de ses amis, l'exemple le plus connu de cette recommandation est la section des pages et des groupes qui apparaît dans la partie droite d'une page facebook. L'importance décisionnelle du bouton « I Like » de Facebook a donné un succès croissant dont 55% des utilisateurs sont influencés par leurs amis [KARAOUZENE Meryem, 2015].

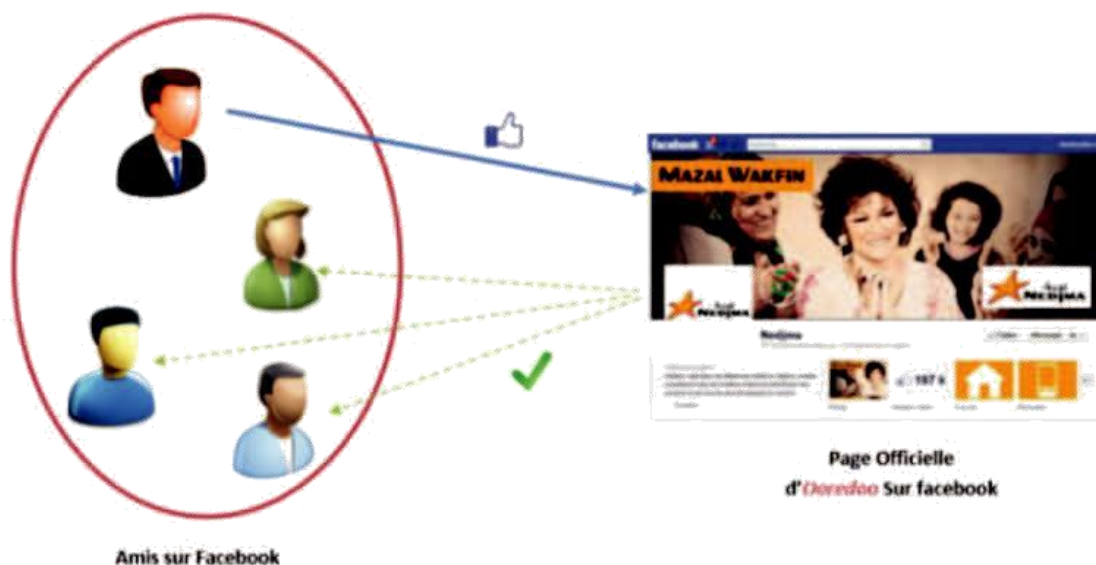


Figure 4 Recommandation communautaire [Karaouzene, 2015].

1.5.4 Recommandation basé sur le contenu

La recommandation basé sur le contenu peut être considéré comme un système de recherche d'information exploitant le profil d'utilisateur (Figure 5). Le profil utilisateur, composé de centres d'intérêts, sert à trouver des contenus présentant des métadonnées en adéquation. Cette technique est fondée sur l'analyse des similarités de contenu entre les items précédemment consultés par les utilisateurs, ce système utilise également les informations de retour fournis par l'utilisateur (feedback) pour mettre à jour son profil. Ce dernier permet d'améliorer la qualité des recommandations au cours du temps. L'avantage des systèmes de filtrage cognitifs, basés contenu est qu'ils permettent d'associer des documents à un profil utilisateur. Notamment, en utilisant des techniques d'indexation et d'intelligence artificielle. L'utilisateur est indépendant des autres ce qui lui permet d'avoir des recommandations même s'il est le seul utilisateur du système. Afin de recommander par exemple des films à un utilisateur, le système analyse les corrélations entre ces films et les films consultés antérieurement par cet utilisateur. Ces corrélations sont évaluées en considérant des attributs comme le titre et le genre. De ce fait, parmi ces films, ceux qui seront recommandés à l'utilisateur, sont les plus similaires (En terme d'attribut) aux films consultés par cet utilisateur. Cependant, ce type de systèmes présente certaines limitations.

- L'effet "entonnoir" : les besoins de l'utilisateur sont de plus en plus spécifiques, ce qui l'empêche d'avoir une diversité de sujets. Même pire, un nouvel axe de recherche dans un domaine bien précis peut ne pas être pris en compte car il ne fait pas parti du profil explicite de l'utilisateur.
- Filtrage basé sur le critère thématique uniquement, absence d'autres facteurs comme la qualité scientifique, le public visé, l'intérêt porté par l'utilisateur, etc.
- Les difficultés à recommander des documents multimédia (images, vidéos, etc.) et ceci à cause de la difficulté à indexer ce type de documents, c'est en fait la même problématique dont souffrent les systèmes de recherche.
- Problème de démarrage à froid : Un nouvel utilisateur du système éprouve des difficultés à exprimer son profil en spécifiant des thèmes qui l'intéressent. Ceci malgré les techniques d'apprentissage ou l'utilisateur fournit des textes exemples [Karaouzene, 2015].

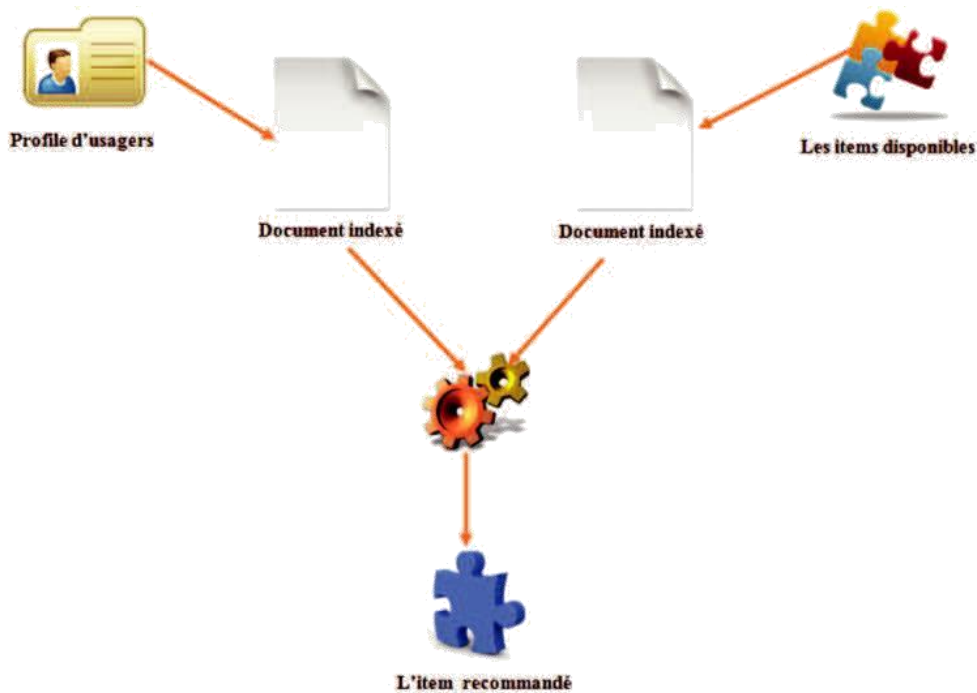


Figure 5 Recommandation basé sur le contenu[Karaouzene, 2015].

1.5.5 Recommandation basé sur le filtrage collaboratif

S'appuie sur les appréciations données par un ensemble d'utilisateurs sur un ensemble d'articles. Ces appréciations, traduites en valeurs numériques, peuvent être des notes, des comptes d'achats effectués, des nombres de visites, etc. On distingue deux grandes approches de filtrage collaboratif. L'approche se référant aux utilisateurs consiste à comparer les utilisateurs entre eux et à retrouver ceux ayant des goûts en commun, les notes d'un utilisateur étant ensuite prédites selon son voisinage. L'approche se référant aux articles consiste à rapprocher les articles appréciés par les mêmes personnes et à prédire les notes des utilisateurs en fonction des articles les plus proches de ceux qu'ils ont déjà notés

Dans un système du filtrage collaboratif, il faut que les utilisateurs fournissent des évaluations des items qu'ils ont déjà utilisés, sous forme des notes, pour constituer leurs profils. Il n'y a aucune analyse du sujet ou du contenu des objets à recommander. Ce type de système est très efficace au cas où le contenu des objets sont complexes, il est compliqué ou impossible de l'analyser, l'utilisateur peut apercevoir divers domaines intéressants, car le principe du filtrage collaboratif ne se fonde absolument pas sur la dimension thématique des profils, et n'est pas soumis à l'effet « entonnoir » [Karaouzene, 2015].

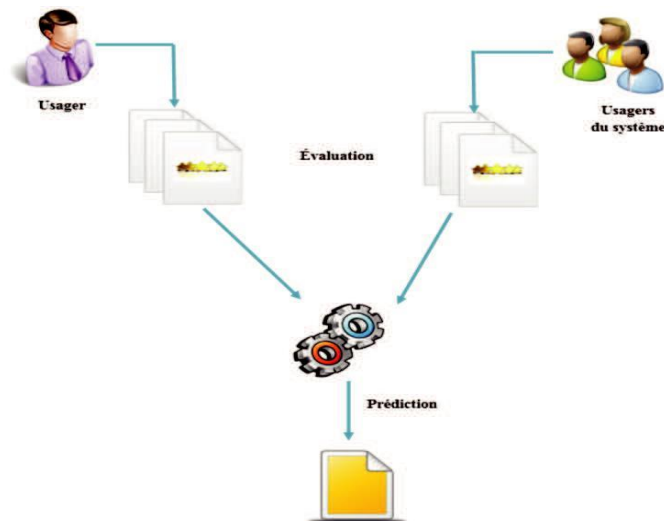


Figure 6 Recommandation basé sur le filtrage collaboratif[Karaouzene, 2015].

La figure 7 représente un tableau de films avec sur un axe les utilisateurs d’une même Système (ex : un groupe d’amis sur MovieLens) et sur un autre les films. Chaque cellule de la matrice contient l’avis donné par un utilisateur pour un film, la cellule vide signifie qu’il n’a pas d’avis particulier sur ce film. Afin de prédire si Illyes apprécierait le film “Harry Potter” et probablement lui recommander ce film, on compare les Votes d’ Illyes à ceux des autres utilisateurs choisis. On peut alors voir que Illyes et Imen ont des Votes identiques, et que Imen n’a pas aimé le film «Harry Potter », on pourrait alors prédire que Illyes n’aimera pas aussi ce film et de ne lui pas faire cette suggestion [Karaouzene, 2015].

	Mohamed	Hanane	Amel	Mourad	Illyes
The Piano	👎	👎	👍		👍
MI3	👎	👍	👍	👎	👍
Rocky5	👍		👎	👍	👎
CliffHanger	👎	👎	👍	👎	👍
Harry Potter	👎	👍	👎	👍	?

Figure 7 Exemple de recommandation basé sur le filtrage collaboratif[Karaouzene, 2015].

Le filtrage collaboratif est très utilisé par les systèmes vu ses avantages, parmi ces systèmes on peut citer : Amazon, Netflix, MovieLens, Jester, CiteSeer, Ta-pestry, Phoaks, etc.

L'exploitation des données disponibles dans un système de filtrage peut se faire de plusieurs manières. Ces méthodes sont classées en deux familles principales : les algorithmes basés mémoire et les algorithmes basés modèle [Karaouzene, 2015].

➤ **Filtrage collaboratif basé sur la mémoire**

Le filtrage collaboratif basé sur la mémoire utilise une matrice des votes contenant des préférences des utilisateurs pour prédire des sujets additionnels ou des produits auxquels un nouvel utilisateur peut-être s'intéresse. L'objectif d'un filtrage collaboratif basé sur la mémoire est de prédire l'utilité des ressources (items) pour un utilisateur particulier (l'utilisateur actif) basé sur la base des votes d'utilisateur.

Ainsi, dans le filtrage basé sur la mémoire, les notes des utilisateurs stockées par le système sont directement utilisées pour prédire les notes pour de nouveaux items. Cela peut être fait de deux manières connues sous le terme de recommandations basées sur les utilisateurs ou recommandations basées sur les items [Karaouzene, 2015].

➤ **Filtrage collaboratif basé sur la mémoire (utilisateurs)**

Les systèmes basés sur le voisinage utilisateur, évaluent l'intérêt d'un utilisateur pour un item en utilisant les notes de cet item. Ces notes sont données par d'autres utilisateurs, appelés voisins, qui ont des habitudes de notation similaires. Les voisins d'un utilisateur sont typiquement les utilisateurs dont les notes sur les items sont les plus proches de celles de sur ces items. Les plus proches voisins sont les utilisateurs les plus similaires dans leur notation.

En se basant sur le profil d'un utilisateur U_i , le système recherche les utilisateurs U_j (j diffère de i) qui lui sont les plus similaires. Les deux mesures de similarité qui sont très utilisées sont : la similarité vectorielle et la corrélation de Pearson [Karaouzene, 2015].

- **Corrélation de Pearson**

La corrélation de Pearson est une méthode issue des statistiques. Elle est aussi très utilisée dans le domaine des systèmes de recommandation pour mesurer la similarité entre deux utilisateurs. La formule suivante, nous donne cette valeur pour deux utilisateurs A et B :

$$Sim(A, B) = \frac{\sum_j (v_{A,j} - v_{\bar{A},j})(v_{B,j} - v_{\bar{B},j})}{\sqrt{\sum_j (v_{A,j} - v_{\bar{A},j})^2 (v_{B,j} - v_{\bar{B},j})^2}}$$

J : Nombre d'objets ayant été voté à la fois par A et B

$u_{A,j}$: Vote de A pour l'item j.

$u_{\bar{A},j}$: Moyennes des votes de A.

- Cosinus des vecteurs

Dans cette méthode les utilisateurs A et B sont considérés comme deux vecteurs de même origine dans un espace de m dimensions, m est égal au nombre d'items évalués par les deux utilisateurs. Plus deux utilisateurs sont similaires, plus l'angle entre leurs vecteurs respectifs est petit. Empiriquement, la similarité entre ces deux utilisateurs est calculée par la formule du Cosinus suivante :

$$Sim(A, B) = \sum_{j=1}^n \frac{v_{A,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n v_{A,j}^2}} \times \frac{v_{B,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n v_{B,j}^2}}$$

n : nombre d'items communs entre A et B votés par v.

$v_{A,j}$: Vote de A pour l'item j.

$v_{B,j}$: Vote de B pour l'item j.

1.5.6 Filtrage hybride

Constatant les avantages et inconvénients de chacune des deux approches ci-dessus, on comprend que de nombreux systèmes reposent sur leur combinaison, ce qui en fait des systèmes de filtrage dits « hybrides ». En général, l'hybridation s'effectue en deux phases : (i) appliquer séparément le filtrage collaboratif et autres techniques de filtrage pour générer des recommandations candidates, et (ii) combiner ces ensembles de recommandations préliminaires selon certaines méthodes telles que la pondération, la mixtion, la cascade, la commutation, etc., afin de produire les recommandations finales pour les utilisateurs.

Plus généralement, les systèmes hybrides gèrent des profils d'utilisateurs orientés contenu, et la comparaison entre ces profils donne lieu à la formation de communautés d'utilisateurs permettant le filtrage collaboratif.

La meilleure description des méthodes hybrides a été faite par [Burke, 2002]. C'est une technique qui permet de faire le choix d'un modèle de recommandation parmi plusieurs, en se basant sur plusieurs critères. La détermination de la technique appropriée dépend de la situation. Le système se doit alors de définir les critères de commutation, ou les cas où l'utilisation d'une autre technique est recommandée. Ceci permet au système de connaître les points forts et les points faibles des techniques de recommandation qui le constituent [Karaouzene, 2015].

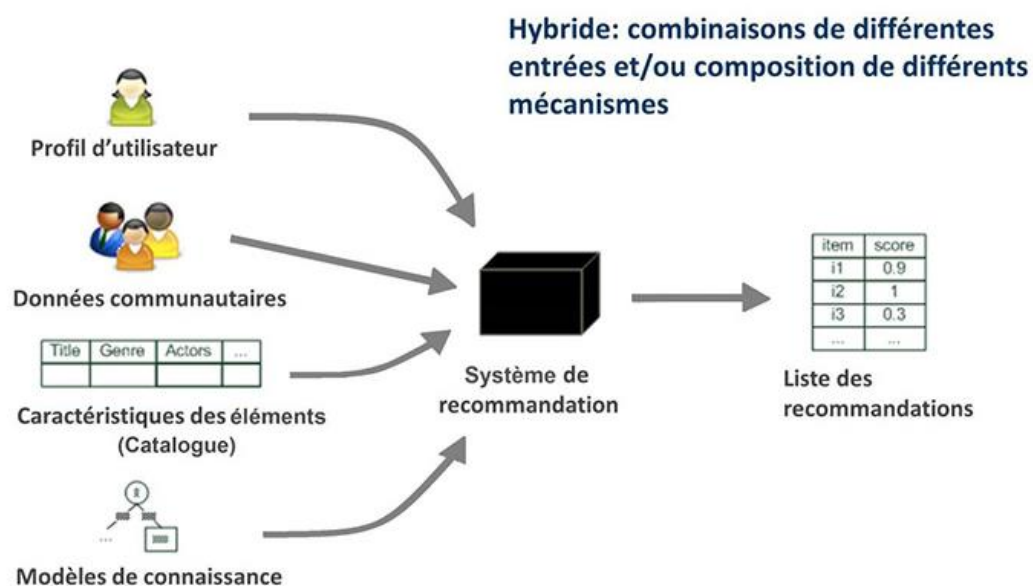


Figure 8 Système de recommandation hybride[Karaouzene, 2015].

1.6 Avantages et inconvénients des systèmes de recommandation

Techniques	Avantages	Inconvénients
Filtrage démographique	- N'exige aucun historique d'estimations.	• Problème de confidentialité. • Utilisateur avec un goût unique. • Nouvel Item.
Filtrage à base de données communautaire	- Adaptabilité : la qualité croît avec le nombre d'amis.	• Nouvel utilisateur. • Nouvel item.
Filtrage à base de contenu	- Pas besoin d'une large communauté d'utilisateurs pour pouvoir effectuer des recommandations - Une liste de recommandations peut être générée même s'il n'y a qu'un seul utilisateur. - Pas besoin d'informations autres utilisateurs. - La qualité croît avec le temps	• L'analyse du contenu est nécessaire pour faire une recommandation. • Problème de recommandations des images et de vidéos en absence de Méta-données • Nécessité du profil d'utilisateur

Filtrage collaboratif	• Ne demande aucune connaissance sur le contenu de l’item ni sa sémantique. • La qualité de recommandation peut être évaluée . • Plus les nombres d’utilisateurs est grand plus la recommandation est meilleur .	• Démarrage à froid. • Nouvel item. • Nouvel utilisateur. • Problème de confidentialité. • La complexité : dans les systèmes avec un grand nombre d’items et d’utilisateurs, le calcul croît linéairement.
-------------------------------------	--	--

Tableau 1 : Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandations.

1.7 Un système de recommandation pour la visite personnalisée des sites touristiques

La manière dont les touristes préparent et organisent leur voyage a considérablement changé ces dernières années. Il y a peu de temps, ils utilisaient des guides de voyages et des cartes géographiques dans le but de trouver des points d’intérêt à visiter. De nos jours, ils peuvent trouver n’importe quelle information sur n’importe quel lieu d’activité à l’aide d’un simple clic sur le web. Les informations sur les destinations de voyage et leurs ressources associées (hôtels, attractions, musées, événements, etc.) sont souvent recherchées par les touristes afin de planifier leur voyage. Cependant, la liste des possibilités offertes par les moteurs de recherche des sites touristiques spécialisés peut être trop importante pour les utilisateurs. L’évaluation de cette liste d’options est très complexe et peut demander beaucoup de temps aux touristes. Les systèmes de recommandation peuvent donc aider les visiteurs à trouver ce qui les intéresse et leur proposer des parcours de visite personnalisés [Benouaret, 2017].

1.7.1 Fonctionnalités offertes

Dans cette section, nous décrivons les fonctionnalités générales des systèmes de recommandation touristiques présents dans la littérature distinguent quatre fonctionnalités : suggestion d'une destination et construction d'un parcours de visite, recommandation d'attractions, planification d'un itinéraire et aspects sociaux[Benouaret, 2017].

1.7.1.1 Suggestion de destination et parcours de visite

Une petite partie des systèmes de recommandation pour le tourisme se concentre sur la suggestion de la destination à choisir pour le visiteur, en fonction de ses préférences. Ce genre de système est cependant assez rare, étant donné que la plupart du temps c'est le visiteur qui décide lui-même de sa destination et qu'il n'utilise donc pas un système pour cette tâche.

Dans cette catégorie de systèmes, on peut citer PersonalTour ,ItchyFeet et MyTravelPal

PersonalTour est un système utilisé par les agences de voyages afin d'aider leurs clients à trouver le meilleur pack voyage en prenant en compte leurs préférences. Une fois le processus de recommandation terminé, une liste triée d'options est fournie au client. La figure 9 montre un exemple du service de recommandation d'hôtels. Une fois les recommandations faites, le client peut évaluer chaque item de chaque service proposé [Benouaret, 2017].

Id	Hotel name	City	Hotel category	Room category	Room type	Swimming Pool	WiFi
1	Libertel	Paris	Economic	Standard	Double	No	Yes
2	Palladium	Punta Cana	Resort	Luxe	Double	Yes	Yes
3	Amadeus	Milan	Economic	Standard	Single	No	Yes
4	Riu Palace	Cancun	First	Luxe	Double	Yes	Yes
5	WestIn	Aruba	Economic	Luxe	Double	Yes	Yes

Figure 9 Exemple de la recommandation d'hôtels dans le système PersonalTour[Benouaret, 2017].

ItchyFeet ne fait pas que recommander des destinations mais fournit aussi un service d'achat pour la réservation du voyage. Les utilisateurs peuvent formuler des requêtes, qui sont traitées par des agents autonomes qui se chargent de la recherche d'information dans la base de données interne ainsi que des sources de données externes. Les résultats sont fournis à l'utilisateur au travers d'une interface dans laquelle les items recommandés (vols et hôtels) peuvent être sélectionnés et achetés[1].

MyTravelPal recommande au visiteur, en premier lieu, les zones d'intérêt au moyen de cercles sur une région géographique (voir Figure 10). La taille du cercle indique le niveau d'appréciation de l'utilisateur. Une fois que l'utilisateur se focalise sur une région d'intérêt en particulier, les attractions qui constituent cette région forment à leurs tours des cercles en fonction du degré de ressemblance avec le profil de l'utilisateur[Benouaret, 2017].

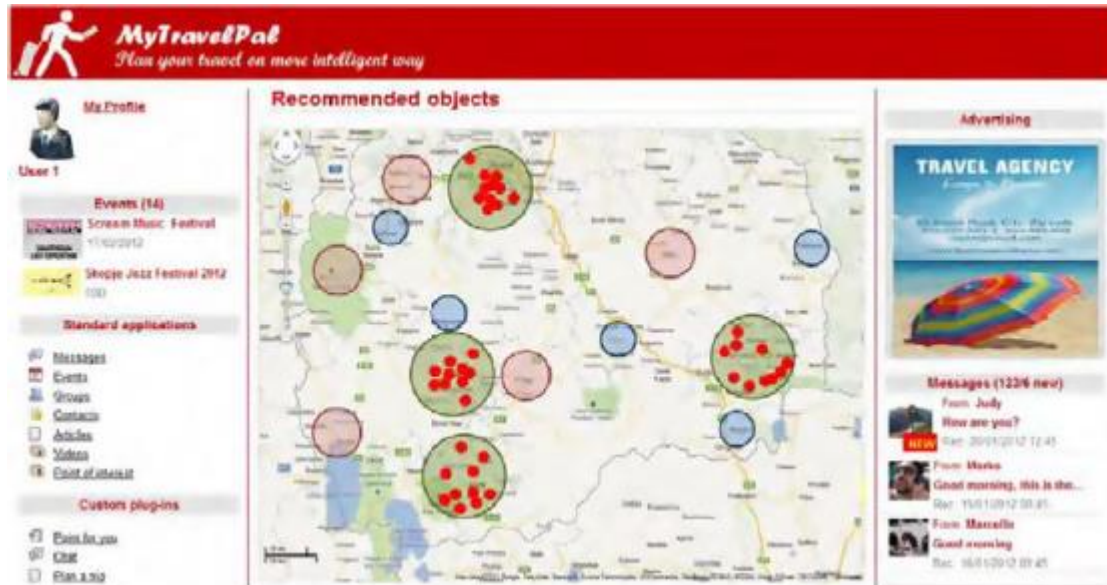


Figure 10 MyTravelPal-Recommandation de régions d'intérêt[Benouaret, 2017].

1.7.1.2 Recommandation de points d'intérêt

La plupart des systèmes de recommandation touristiques se focalisent sur la recommandation de points d'intérêt (POIs). Ces systèmes sont conçus généralement pour un visiteur qui a déjà choisi sa destination ou bien qui est sur place.

Ces systèmes sont plus complexes, car ils gèrent un nombre important de points d'intérêt.

Un système de recommandation peut donc être d'une aide très précieuse pour l'utilisateur.

Les utilisateurs peuvent ainsi trouver rapidement des lieux d'activités qui vont probablement les intéresser, et ceci de manière efficace. Ils peuvent même découvrir de nouveaux lieux qu'ils ne connaissaient pas ou qu'ils n'auraient pas pensé visiter sans l'utilisation de ces systèmes. Les points d'intérêt qui sont candidats à la recommandation sont généralement stockés dans une base de données statique. Cependant quelques systèmes préfèrent extraire automatiquement l'information sur les points d'intérêt depuis le Web afin de garantir qu'ils ont toujours l'information la plus à jour [Benouaret, 2017].

Ce genre de systèmes de recommandation de points d'intérêt dédiés au tourisme fournit généralement une liste des points d'intérêt qui correspondent le plus au profil de l'utilisateur, qui ont été visités ou positivement évalués par des utilisateurs similaires dans le passé, ou bien qui sont similaires à ceux que l'utilisateur a déjà visité. Ainsi, ces systèmes utilisent des mécanismes pour comparer les préférences de l'utilisateur courant avec les caractéristiques d'un point d'intérêt ou calculer la similarité entre deux utilisateurs ou deux points d'intérêt. La liste de points d'intérêt recommandée peut aussi changer si le processus de recommandation prend en compte les informations contextuelles, comme par exemple la localisation de l'utilisateur, son budget, le prix des activités, etc. Quelques projets se focalisent aussi sur le fait de pouvoir justifier les recommandations qui sont faites[Benouaret, 2017].

1.7.1.3 Planification de la visite

Certains projets fournissent non seulement une liste de points d'intérêt en fonction des préférences de l'utilisateur, mais offrent aussi la possibilité d'aider les touristes à créer leur parcours de visite.

Le système CT-Planner illustre parfaitement l'approche de la planification du parcours. Il offre à l'utilisateur des recommandations de parcours planifiés. Ces parcours sont progressivement mis à jour au fur et à mesure que l'utilisateur exprime ses préférences et ses contraintes (durée de la visite, vitesse de marche, réticence à marcher, etc.). Le système affiche un radar graphique qui représente les préférences de l'utilisateur sur différents thèmes possibles. Il est alors en mesure de produire une liste de recommandations, présentée à la fois sur une carte de la ville avec un itinéraire à gauche de l'interface, et à l'aide d'une description des lieux avec une image pour chaque lieu à droite de l'interface.

Il existe de nombreux systèmes qui fournissent une liste de points d'intérêt initiale (ou un plan de visite initial), avec lequel l'utilisateur peut directement interagir pour ajouter des lieux d'activités de son choix, en supprimer, sélectionner un lieu pour avoir plus d'informations, changer l'ordre de la visite, etc. La composante "planification" du système de recommandation prend en compte des facteurs importants tels que la durée prévue de la visite, le temps de déplacement entre les points d'intérêts, les horaires d'ouverture et fermeture des attractions, etc. Parmi les systèmes les plus pertinents, on peut citer EnoSigTur, City Trip Planner, Smart City, Otium et e-tourism .

Quelques projets comme SAMAP et PaTac sont capables d'analyser les connexions possibles entre points d'intérêt en proposant différents moyens de transport (marche, vélo, voiture ou transports en commun) pour se déplacer d'un lieu à un autre.

En général pour la majorité des systèmes, une fois que le plan de la visite a été complètement construit, l'utilisateur peut souhaiter récupérer le programme complet de la visite ainsi que les itinéraires. Ceci peut prendre plusieurs formes. Des systèmes comme SAMAP permettent à l'utilisateur de télécharger un fichier PDF contenant une carte avec une explication détaillée du plan. Dans d'autres systèmes, tels que City Trip Planner et Otiumtium , l'utilisateur peut télécharger directement son parcours sur son smartphone [Benouaret, 2017].

1.8 Évaluation des systèmes de recommandation :

Nous allons examiner comment on peut évaluer la performance du SR pour s'assurer de sa capacité à satisfaire les besoins qui ont conduit à sa création. Le choix d'une mesure, doit être dépendant du type de données à traiter ,et des intérêts des utilisateurs.

Comme le domaine de la recommandation dérive du domaine de la recherche d'information, il est donc souvent normal d'utiliser des mesures d'évaluation de la recherche d'information. Certaines de ces mesures ont été ajustées aux besoins du domaine de la recommandation[Alchiekh Haydar, 2014].

L'évaluation de performance en SR dans la littérature est souvent limitée au calcul de la précision de prédiction. La précision mesure, en général, la différence entre les valeurs des notes prédites par les système de recommandation et les valeurs réellement fournies par les utilisateurs [Alchiekh Haydar, 2014]. L'évaluation de systèmes de recommandation suit, en général, une des trois méthodes : hors ligne, études sur un échantillon d'utilisateurs ou évaluation en ligne.

L'évaluation hors ligne est la plus simple à réaliser et la moins risquée. Il s'agit globalement de diviser les données disponibles en deux parties, la partie d'apprentissage et la partie test, avant d'utiliser la partie d'apprentissage pour prédire la partie test. Ce type d'évaluation ne pose pas de problème de fuite d'utilisateurs, alors on peut prendre le risque de tester même des approches très fluctuantes. Elle permet d'intégrer facilement une grande masse d'utilisateurs. Elle n'est pas très sensible aux potentiels changements dans le comportement de l'utilisateur [Alchiekh Haydar, 2014].

Elle essaie de recopier un comportement que l'utilisateur a eu alors que le système de recommandation n'intervenait pas pour conseiller l'utilisateur, mais elle n'est pas capable de mesurer l'impact d'une telle intervention.

La deuxième méthode (études sur un échantillon) consiste à recruter un groupe de volontaires, auxquels on demande d'exécuter des tâches bien précises en utilisant le SR, de surveiller et d'enregistrer leurs comportements durant l'expérimentation. Ensuite, on peut aussi poser des questions aux participants concernant leurs impressions sur l'expérimentation et le SR.

Ce type de test peut répondre à un large éventail de questions. Il permet de suivre le comportement d'un utilisateur au cours de son interaction avec le SR, et d'observer si ce dernier a influencé le comportement de l'utilisateur. Le questionnaire permet aussi de collecter des données qualitatives pour expliquer les résultats quantitatifs.

Ce type d'évaluation est coûteux. Il n'est pas toujours facile de recruter un nombre suffisant d'utilisateurs, parfois il faut les motiver par des récompenses ou des dédommagements. Le nombre de participants est souvent limité, et on ne peut pas tirer de conclusions concernant une masse d'utilisateurs. De plus, à cause des contraintes de temps des participants, on ne peut pas leur demander de faire des tests excessivement longs. Néanmoins, chaque scénario doit être répété plusieurs fois afin d'assurer la fiabilité du résultat.

Le dernier type est l'évaluation en ligne. Elle est appliquée sur les vrais utilisateurs du système et est peut être une simple comparaison des chiffres d'affaires avant et après l'application du SR. On l'applique sur un échantillon d'utilisateurs (tirés au hasard), on observe leurs réactions, et on les compare avec ceux du reste de la population. Ce type d'évaluation comporte des risques. En effet, on peut perdre un utilisateur si le système recommande de site non pertinents. Pour cette raison, on recommande de procéder préalablement à une évaluation hors risque afin de garantir un minimum de qualité de recommandation.

Les caractéristiques des tests font que le premier type d'évaluation (hors ligne) est le plus approprié à notre travail, car ce travail se focalise sur des phénomènes comportementaux chez un grand nombre

d'utilisateurs. Afin que les résultats émergent, il faut intégrer le comportement d'un nombre considérable d'utilisateurs. Un test à base d'échantillonnage ne sera pas apte à conclure par ce genre de résultats. Dans la section suivante, nous détaillerons les tests hors ligne en montrant les mesures de qualité utilisées pour valider nos résultats [Alchiekh Haydar, 2014].

1.8.1 Évaluation par tests hors ligne

Il est nécessaire de commencer par distinguer deux stratégies selon les quelles les SR communiquent leurs résultats aux utilisateurs.

Dans la première, le système répond à la question : *est-ce que l'utilisateur va apprécier cet item?* Ces systèmes cherchent à prédire toutes les valeurs manquantes de la matrice de notes, et affichent leur valeur prédite à côté de l'item lors de sa consultation par l'utilisateur, Movielens est un exemple de cette stratégie. Dans la deuxième, le SR répond à la question suivante : *Quels sont les items que l'utilisateur va apprécier ?* Les systèmes qui suivent cette stratégie donnent en sortie une liste ordonnée des meilleurs items que l'utilisateur va apprécier, la valeur numérique de la note prédite n'est pas une priorité, l'essentiel est que la liste contienne des items pertinents.

La mesure d'évaluation doit s'accorder avec la stratégie suivie par le système. Deux classes de mesures d'évaluation sont utilisées: la classe des mesures de précision prédictive, et la classe des mesures de précision du classement[Alchiekh Haydar, 2014].

➤ Mesures de précision prédictive

La mesure la plus connue dans cette catégorie est l'erreur moyenne absolue (MAE), c'est une mesure statistique qui s'appuie sur la moyenne des différences entre chaque valeur prédite et sa valeur réelle:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - a_i|}{N}$$

Cette mesure est bonne pour évaluer globalement la capacité du SR à prédire les notes des utilisateurs. Un grand nombre de variantes de cette mesure ont été proposées pour évaluer de manière plus pointue la précision:

	L'item est sélectionné	L'item n'est pas sélectionné	Somme
Pertinent	Nb_{ps}	Nb_{pr}	Nb_p
Impertinent	Nb_{ms}	Nb_{mr}	Nb_m
	Nb_s	Nb_r	Nb

Tableau 2– F-Mesure[Alchiekh Haydar, 2014].

– Erreur moyenne absolue normalisée (NMAE) : c'est la version normalisée de MAE. Elle sert principalement à comparer deux modèles où les échelles de notation ne sont pas égales.

$$NMAE = \frac{MAE}{u_{max} - u_{min}}$$

où u_{max} et u_{min} sont respectivement la valeur maximale et minimale de notation.

– Erreur moyenne absolue par utilisateur (UMAE) : cette mesure est très importante pour estimer la satisfaction par utilisateur. On calcule une moyenne locale des valeurs prédites par utilisateur, après on calcule la moyenne générale. Supposons qu'un SR prédit 10 notes dont de bonne qualité. Il est possible que les valeurs ne concernent qu'un seul utilisateur (qui note beaucoup), et les deux autres valeurs sont pour deux autres utilisateurs. Dans ce cas, ce système aura un bon score MAE alors qu'il ne satisfait qu'un utilisateur sur trois. UMAE sert à détecter la fluctuation du SR, et mesure sa capacité à satisfaire le maximum de ses utilisateurs

$$UMAE = \frac{\sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^N |p_{ij} - a_{ij}|}{N_j}}{N}$$

où N est le nombre total d'utilisateurs, N_j est le nombre des notes prédites pour l'utilisateur j

– Erreur moyenne absolue pour les valeurs hautes (HMAE) : les versions examinées pour l'instant mesurent la capacité du système à prédire les valeurs. HMAE considère les erreurs de prédiction en fonction de leurs impacts sur la recommandation. Elle tolère les erreurs dans les notes basses, mais pas dans les notes élevées. L'équation de HMAE est

identique à celle de MAE, sauf qu'elle ne s'applique que quand les notes réelles sont élevées (pour nous une note élevée est 4 ou 5 dans une échelle de notation entre 1 et 5) [Alchikh Haydar, 2014].

➤ Mesures de précision de classement

Ces mesures ne prennent pas en compte la valeur que le SR prédit, mais elles considèrent sa décision de recommander ou non un item. Le SR est récompensé pour les bonnes décisions (l'intégration des items pertinents dans sa liste de recommandations), et pénalisé pour les mauvaises (l'intégration des items non pertinents dans la liste, ou l'absence d'un item pertinent de la liste) [Alchikh Haydar, 2014]. L'objectif est de mesurer la fréquence des bons et mauvais jugements portés par le système de recommandation à l'égard des items.

La F-mesure est la mesure la plus utilisée de cette catégorie. Elle a été proposée la première fois par Cleverdon en 1968 pour les systèmes de recherche d'information. Elle était appliquée la première fois pour les SR par [Basuet *al.* 1998]. Elle se compose de deux valeurs: le rappel et la précision.

Le rappel est le rapport entre le nombre d'items pertinents sélectionnés et le nombre total d'items pertinents. Formellement : $R = Nb_{ps} / Nb_p$

- La précision est le rapport entre le nombre d'items pertinents sélectionnés et le nombre total d'items sélectionnés. Formellement $=Nb_{ps}/Nb$
- La F-mesure est un compromis entre le rappel et la précision :

$$F = \frac{2 * R * P}{R + P}$$

Plusieurs autres approximations du rappel et de la précision existent .Dans notre travail, nous présentons une approximation du rappel en considérant qu'il est le rapport entre le nombre de valeurs que le SR prédites et le nombre de valeurs qu'on lui a demandé de prédire. Nous présentons aussi une approximation de la précision en considérant qu'elle est le complément à 1 de l'erreur moyenne absolue normalisée. Notre objectif est de profiter de la puissance de MAE pour mesurer la précision, et d'insérer la notion de couverture (représentée par le rappel)dans cette mesure.

➤ Couverture

La couverture dans les systèmes de recommandation peut avoir deux sens : la couverture du catalogue d'items, et la couverture d'utilisateurs. Dans le premier cas(couverture d'items), on calcule le pourcentage d'items que l'approche est capable de recommander aux utilisateurs pour l'ensemble d'items disponibles. Dans le deuxième cas(couverture d'utilisateurs), on calcule le pourcentage d'utilisateurs pour lesquels le SR est capable de générer des recommandations. Nous nous intéressons seulement à la deuxième (couverture d'utilisateurs) [Alchiekh Haydar, 2014].

1.9 Conclusion

Nous nous sommes intéressé dans ce chapitre à la personnalisation des visites touristiques. Nous avons présenté les systèmes de recommandation. Nous avons examiné et comparé plusieurs. Plus précisément, dans ce chapitre, nous avons passé en revue les classes de systèmes de recommandations : les systèmes basés sur le filtrage collaboratif, les systèmes basés sur le filtrage à base de contenu, les systèmes basés sur le filtrage contextuel, systèmes hybrides, les avantages et les inconvénients de chacune. On a concentré sur notre sujet « la personnalisation des visites touristiques » et différentes étapes.

Pour finir, nous avons présenté les méthodes d'évaluation de SR en démontre sa qualité et son capacité à améliorer à la fois la précision des recommandations ainsi que leur diversité.

Chapitre 2 : Conception du système proposé

2.1 Introduction

De nos jours, les gens dans la plupart des régions du monde visitent, voyagent et s'amuse toujours dans leurs villes ou dans d'autres villes, et ils passent beaucoup de temps et d'argent dans leur ville ou dans d'autres villes en tant que touriste. L'existence d'un système intelligent et automatisé qui peut fournir les offres récréatives et culturelles les plus appropriées à tout moment et en tout lieu, en ce qui concerne la capacité financière et les contraintes de temps et de transport, ainsi que les intérêts individuels et la personnalisation ; a toujours été ressenti. Les systèmes de recommandation peuvent être utilisés pour suggérer des options récréatives appropriées pour l'utilisateur. La principale différence entre le modèle de recommandation de cette étude et les modèles précédents est de se concentrer sur la planification à court terme de quelques heures pour une journée. Les modèles précédents étaient souvent basés sur la planification de quelques jours par semaine ou jours du mois. Aussi, le facteur coût a été pris en compte dans cette recherche, qui a été moins pris en compte dans les modèles précédents. Notre étude de cas consiste à recommander une ville X comme exemple. Nous avons utilisé des systèmes de recommandation basés sur la corrélation lorsque les villes sont une bonne suggestion pour un utilisateur et qu'il existe au moins deux options pour l'utilisateur. Dans le cas où il n'y a aucune information sur l'utilisateur et sa note précédente, un système de recommandation basé sur la popularité peut être utile[Razavi et Hosseinali, 2019].

2.2 Architecture générale du système et Méthodologie

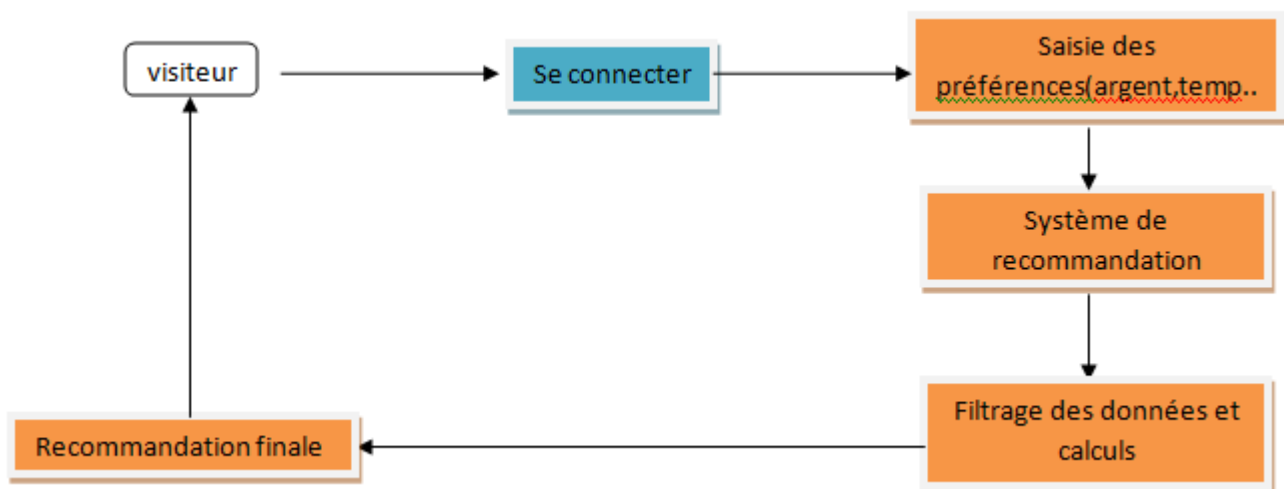


Figure11 Architecture générale du système

Le système proposé dans ce mémoire concerne des courts voyages de plaisir, incluant parfois un séjour. Le mot «balade» peut être utilisé pour ces types de voyages. Nous avons utilisé dans notre système l'approche utilisée dans [Razavi et Hosseinali, 2019].

Dans un premier temps, pour de meilleures performances de notre modèle, les utilisateurs peuvent saisir des informations telles que l'anniversaire, le sexe et la ville de résidence lors de l'inscription à un système de bureau (et non mobile). Chaque fois que vous utilisez le système, l'utilisateur saisit le montant d'argent et le temps qu'il souhaite consacrer à la ville. Il demande également à l'utilisateur où se trouve votre position actuelle et combien de temps vous souhaitez être sur le chemin au maximum. Plus un utilisateur consacre de temps à des fins récréatives, le modèle peut ajouter d'autres POI à la liste des POI possibles pour une escapade. Si l'utilisateur déclare qu'il conduit un véhicule, le modèle atteindra les POI en fonction de la vitesse moyenne des voitures dans cette ville ou région, qui est généralement de 5 à 6 fois la vitesse de la randonnée ordinaire. Enfin, il est demandé à l'utilisateur d'il début de la recommandation. Le tableau 3 illustre un exemple d'informations recueillies auprès des utilisateurs.

Quelques questions que notre modèle pose à l'utilisateur :

1. Quel est votre nom complet ?
2. Quel est votre budget ?
3. Combien de temps avez-vous ?
4. Endroit à visiter ?
5. Combien vous êtes ?
6. Vos intérêts ?

Money	Total Time	Travel Time	Have Car	User LAT	User LONG	Have Meal	Prefer Culture	Prefer Sport	nature
30	150	30	0	35.70125	51.405168	0	0	0	0
15	120	20	1	35.70397	51.399164	0	1	0	0
27	100	15	0	35.73074	51.490551	1	1	0	1
28	90	25	1	35.81579	51.423723	0	0	0	0
60	110	40	1	35.83054	51.466416	0	0	1	1
23	47	11	1	35.86758	51.481122	0	0	0	0
19	58	13	1	35.90462	51.495828	0	1	1	1

Tableau 3 Informations de l'utilisateur [Razavi et Hosseinali, 2019].

Ensuite, le système prend en compte ces informations et d'autres informations telles que les POI accessibles à la personne, le temps ou l'argent requis pour chaque POI, le type de POI optimal pour la personne. Les complexités des villes et de ses rues et phénomènes sont considérables, nous avons donc supposé que les villes étaient un réseau régulier pour simplifier les choses, donc lorsque notre modèle recommande qu'un POI soit accessible, il y a plus de chance d'être une suggestion correcte que la

suggestion. Nous avons défini un minimum de temps et d'argent pour chaque POI dans notre étude. Cette quantité de temps et d'argent est nécessaire pour avoir une expérience satisfaisante dans chaque POI et la meilleure façon de définir ces nombres est de demander au personnel des POI. Si la quantité de temps et d'argent consacrée par l'utilisateur est inférieure à l'exigence minimale d'un POI, ce POI ne sera pas recommandé à l'utilisateur. Nous avons maintenant trouvé les POI possibles pour l'utilisateur, puis nous utilisons différentes techniques de systèmes de recommandation pour suggérer les meilleures options dans un premier temps et dans l'ordre décroissant. En utilisant des algorithmes, le système commence à trouver et à recommander des points d'intérêt appropriés pour la personne, et si le temps et l'argent persistent, le système cherchera à trouver une deuxième proposition pour la personne. Par exemple, le système recommande à une personne d'aller à la ville A et combien d'argent et de temps il faut pour la ville.

2.3 Filtrage basé sur le contenu

Filtrage basé sur le contenu : les recommandations de ces systèmes dépendent des éléments de contenu que l'utilisateur cible a choisi dans les interactions précédentes. En particulier, divers éléments candidats sont comparés avec des éléments précédemment évalués par l'utilisateur et les meilleurs éléments correspondants sont recommandés.

Les systèmes de recommandation basés sur le contenu offrent aux utilisateurs des éléments ou des emplacements en utilisant le profil unique de chaque utilisateur. Chaque profil d'utilisateur est progressivement créé et modifié en fonction de ses préférences, notes et nombre de choix. Le processus de recommandation est basé sur la similitude entre les éléments. Nous pouvons mesurer la similitude et la proximité entre les éléments en fonction du contenu de chaque élément. Le contenu de ces systèmes signifie la classification, la balise ou le type, etc. Par exemple, le système pour un utilisateur appelé Y a jusqu'à présent offert 6 itinéraires récréatifs, et Y donne un point à chacun de ces chemins (Tableau 4). Chaque itinéraire récréatif se compose d'une série de POI et de chemins entre ces POI. Chacun des POI, emplacements et itinéraires a différents types et attributs, et ils peuvent être sportifs, historiques et culturels, naturels, par exemple pour un itinéraire 1 : prend minutes pour marcher le long d'un parc pour se rendre à un club d'athlétisme, y passer 90 minutes, puis il leur faut 10 minutes pour aller au restaurant et y passer 40 minutes à manger, puis se rend au cinéma après une promenade de 15 minutes, et passer 80 minutes là pour regarder un film. Enfin, il attribue 4,5 étoiles à cet itinéraire. Le temps passé dans chacun des POI et itinéraires est enregistré en fonction de leur type et de leur classification dans (le tableau 4).

	Food	Sport	Nature	Cultural & History	Cinema & Art	Score
Itinerary 1	40	90	20	0	80	4.5
Itinerary 2	30	0	60	0	0	4.7
Itinerary 3	0	50	0	0	0	3.8
Itinerary 4	0	0	0	90	30	4.9
Itinerary 5	60	80	40	0	0	4
Itinerary 6	0	60	40	0	0	4.2

Tableau 4 Le temps passé dans différents types de POI et de chemins

En multipliant les scores donnés dans le temps passé sur chaque type de POI, un nouveau score est obtenu pour ces types de POI et de chemins. En répétant le même processus pour les autres itinéraires proposés, le tableau 4 est complété. Ensuite, nous collectons les scores de chaque type de POI selon différents itinéraires pour atteindre la ligne totale du tableau 5. Ensuite, nous normalisons la ligne totale du tableau 5, ce qui signifie que nous additionnons tous les scores de la ligne totale pour trouver le score global itinéraires, puis nous divisons les scores pour chaque type de POI au score global de tous les itinéraires pour arriver au coefficient final de la ligne Profil utilisateur dans (le tableau 5), qui est en fait le profil de notre utilisateur (Y). En regardant simplement le profil de l'utilisateur, nous pouvons voir que cet utilisateur a tendance à passer plus de temps aux POI sportifs que les autres POI.

	Food	Sport	Nature	Cultural & History	Cinema & Art	Score
Itinerary 1	180	450	90	0	360	4.5
Itinerary 2	141	0	282	0	0	4.7
Itinerary 3	0	190	0	0	0	3.8
Itinerary 4	0	0	0	441	147	4.9
Itinerary 5	240	320	160	0	0	4
Itinerary 6	0	252	168	0	0	4.2
Total	561	1212	700	441	507	
User Profile	0.16	0.35	0.2	0.13	0.15	

Tableau 5 Score global pour différents types de POI

Par exemple, après avoir effectué les filtrages initiaux, 3 chemins numéros 7, 8 et 9 sont possibles pour cet utilisateur. Avec le profil de l'utilisateur et son désir de passer du temps dans l'un des différents types de POI récréatifs, nous prévoyons de trouver la meilleure recommandation parmi ces 3 voies pour cet utilisateur. En multipliant la matrice des itinéraires dans le vecteur des profils d'utilisateurs, la somme des scores est obtenue pour chaque itinéraire (équation 5) et l'itinéraire avec le score le plus élevé est suggéré comme la meilleure option pour l'utilisateur.

	Food	Sport	Nature	Cultural & History	Cinema & Art	Score
Itinerary 7	0	0	10	80	90	25.9
Itinerary 8	30	80	60	0	0	44.8
Itinerary 9	30	50	0	0	40	28.3
User Profile	0.16	0.35	0.2	0.13	0.15	

Tableau 6 Utilisation du profil utilisateur pour trouver le meilleur itinéraire

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 10 & 80 & 90 \\ 30 & 80 & 60 & 0 & 0 \\ 30 & 50 & 0 & 0 & 40 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 0.16 \\ 0.35 \\ 0.20 \\ 0.13 \\ 0.15 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 25.9 \\ 44.8 \\ 28.3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Par conséquent, l'itinéraire 8 a le score le plus élevé et est l'option la plus appropriée, puis les itinéraires 9 et 7 sont recommandés. Si l'utilisateur choisit et donne finalement un point à chaque itinéraire, ce point et l'itinéraire sont également utilisés pour mettre à jour le profil de l'utilisateur.

2.4 Filtrage collaboratif basé sur la classification

Le Filtrage collaboratif : Ce type est, entre autres, le plus utilisé dans le commerce électronique et les médias sociaux. Les utilisateurs cibles sont des éléments recommandés similaires à ceux choisis par d'autres utilisateurs ayant des préférences similaires, par conséquent, les utilisateurs sont corrélés entre eux. Une paire d'utilisateurs est corrélée sur la base de la fréquence de leurs sélections / évaluations passées individuelles. Jusqu'à présent, le modèle de régression logistique a été largement utilisé dans de nombreux systèmes de recommandation. Par exemple, Yahoo! appliqué le modèle de régression logistique et le filtrage collaboratif pour créer un système de recommandation publicitaire. Dans ce modèle, les utilisateurs sont classés selon leur sexe, leur état matrimonial, que l'utilisateur soit seul ou qu'il passe du temps avec son conjoint. Si une personne qui utilise le système fait partie d'un groupe, (Tableau 7). Les préférences des utilisateurs sont présentées dans (le Tableau 8). Par conséquent, un vecteur de préférences individuelles, d'âges et autres est créé. Quatre exemples de variables binaires qui décrivent chaque utilisateur ou groupe d'utilisateurs sont illustrés dans le vecteur A, le vecteur B, le vecteur C et le vecteur D :

	A	H	I	J	K	L	M
1	User	Gender	Marital Status	Alone	Couple	Cogender Group	Mixed Group
2	A	1	0	0	0	1	0
3	B	1	0	0	0	1	0
4	C	0	1	0	0	1	0
5	D	0	0	1	0	0	0

Tableau 7 Sexe, état matrimonial, etc[Razavi et Hosseinali, 2019].

	A	N	O	P	Q
1	User	Have Meal	Prefer Culture	Prefer Sport	Prefer Nature
2	A	0	0	1	1
3	B	1	1	0	0
4	C	1	0	1	1
5	D	0	1	1	1

Tableau 8 Préférences des utilisateurs[Razavi et Hosseinali, 2019].

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'architecture générale du notre système et les différents étapes méthodologiques du travail réalisé.

Il a abordé le prétraitement fait sur la base, les différents types de filtrage (basé sur le contenu et le filtrage collaboratif) et les étapes à suivre.

Il reste à présenter les détails d'implémentation dans le prochain chapitre.

Chapitre 3 : Implémentation

3.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter le côté applicatif de notre travail.

Nous citons les outils utilisés tels que l'environnement de développement et le langage de programmation. Nous allons présenter des différentes interfaces de notre application et nous expliquons comment ça fonctionne et nous terminons par les résultats obtenus.

3.2 Les outils de développement:

Dans cette partie, nous allons spécifier les outils utilisés pour développer notre application :

3.2.1 Plateforme matérielle :

L'implémentation de l'application est réalisée sur un ordinateur portable ayant les caractéristiques suivantes :

- ❖ Machine : Toshiba
- ❖ Processeur : Intel(R) Core(TM) i3-4005U
- ❖ Fréquence : 1.70GHz
- ❖ RAM : 4.00 Go
- ❖ Carte graphique : HD Intel(R)
- ❖ Système d'exploitation : Microsoft Windows 7

3.2.2 Plateforme logiciel :

3.2.2.1 PHP :

PHP: Hypertext Preprocessor, plus connu sous son sigle PHP (sigle auto-référentiel), est un "langage de programmation" libre, principalement utilisé pour produire des pages Web dynamiques via un serveur HTTP, mais pouvant également fonctionner comme n'importe quel langage interprété de façon locale. PHP est un langage impératif orienté objet. PHP a permis de créer un grand nombre de sites web célèbres, comme Facebook et Wikipédia. Il est considéré comme une des bases de la création de sites web dits dynamiques mais également des applications web.

3.2.2.2 Wamp :

WampServer (anciennement WAMP5) est une plateforme de développement Web de type WAMP, permettant de faire fonctionner localement (sans avoir à se connecter à un serveur externe) des scripts PHP. WampServer n'est pas en soi un logiciel, mais un environnement comprenant trois serveurs

(Apache, MySQL et MariaDB), un interpréteur de script (PHP), ainsi que phpMyAdmin pour l'administration Web des bases MySQL. Il dispose d'une interface d'administration permettant de gérer et d'administrer ses serveurs au travers d'un *tray icon* (icône près de l'horloge de Windows). La grande nouveauté de WampServer 3 réside dans la possibilité d'y installer et d'utiliser n'importe quelle version de PHP, Apache, MySQL ou MariaDB en un clic. Ainsi, chaque développeur peut reproduire fidèlement son serveur de production sur sa machine locale.

3.2.2.3 Laravel :

Laravel est un framework web open-source écrit en PHP respectant le principe modèle-vue-contrôleur et entièrement développé en programmation orientée objet. Laravel est distribué sous licence MIT, avec ses sources hébergées sur GitHub.

3.2.2.4 Navigateur Microsoft Edge :

Microsoft Edge est le navigateur web de Microsoft conçu pour remplacer Internet Explorer. Dévoilé officiellement le 21 janvier 2015 sous le nom de code « Project Spartan » (à la base pour s'éloigner de son aîné IE), le logiciel sera plus tard baptisé « Microsoft Edge » lors de la conférence Build le 29 avril 2015. Il est intégré à Windows 10 et sur les consoles Xbox One. Depuis le mois de février 2018, Edge n'est plus une exclusivité à Windows 10 : Microsoft a porté le navigateur sur iOS et Android - de plus, le navigateur intègre la fonctionnalité *Continue on PC*, issue de Windows 10 Fall Creators Update, qui permet de reprendre la navigation effectuée sur le PC, depuis un smartphone ou une tablette intégrant Edge. Contrairement à Internet Explorer, Edge est une application universelle, c'est-à-dire qu'il peut tourner sur PC, tablette et smartphone. Le moteur JavaScript Chakra (en) prend en charge le langage intermédiaire asm.js permettant ainsi d'améliorer la vitesse d'exécution des applications web qui l'utilisent.

3.3 Description et lancement du système

Dans cette section, nous présentons les interfaces graphiques de notre application à travers les captures d'écran et comment ça marche le système.

Notre application est dotée d'une interface graphique GUI facile à utiliser qui permet la mise en œuvre des principaux composants de notre système.

3.3.1. Interface principale

Au démarrage de l'application la page d'accueil suivante s'affiche:

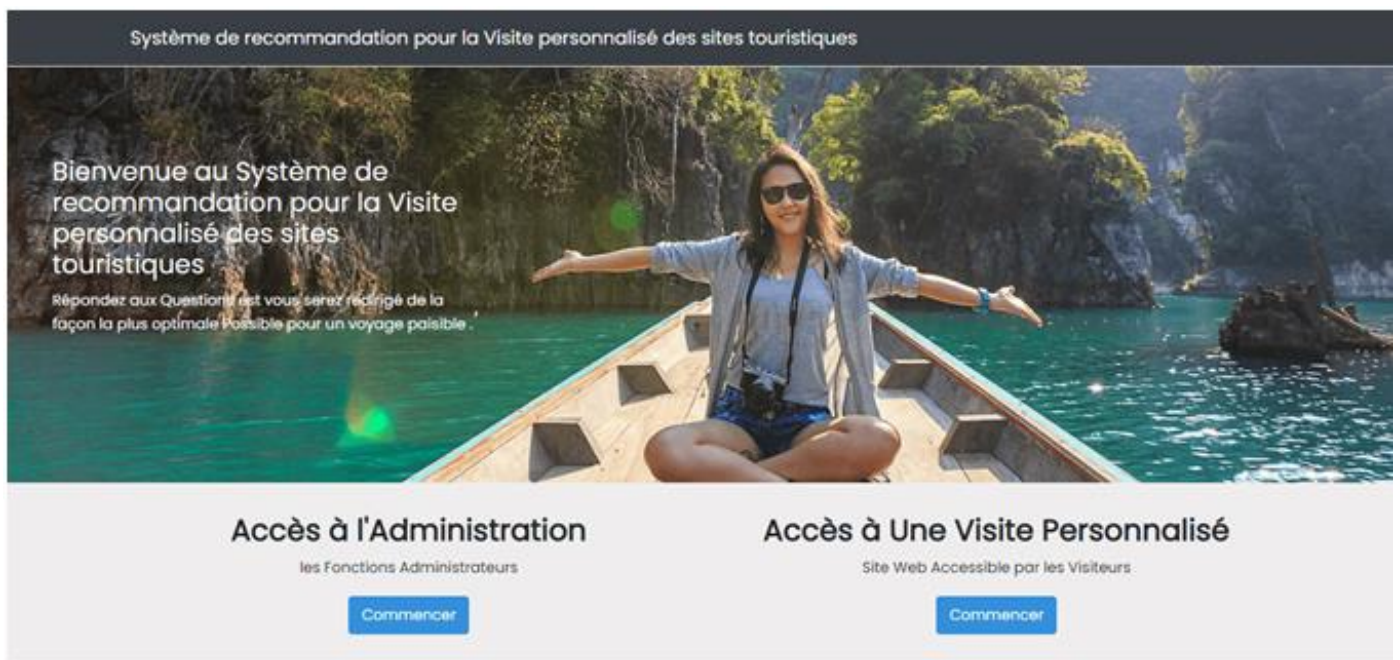


Figure12 Page d'accueil

La page d'accueil contient deux accès :

- Accès à l'administration du système autorisé à l'Admin.
- L'accès à une visite personnalisée destiné au visiteur.

3.3.2. Accès à l'administration

- La page login de l'administrateur

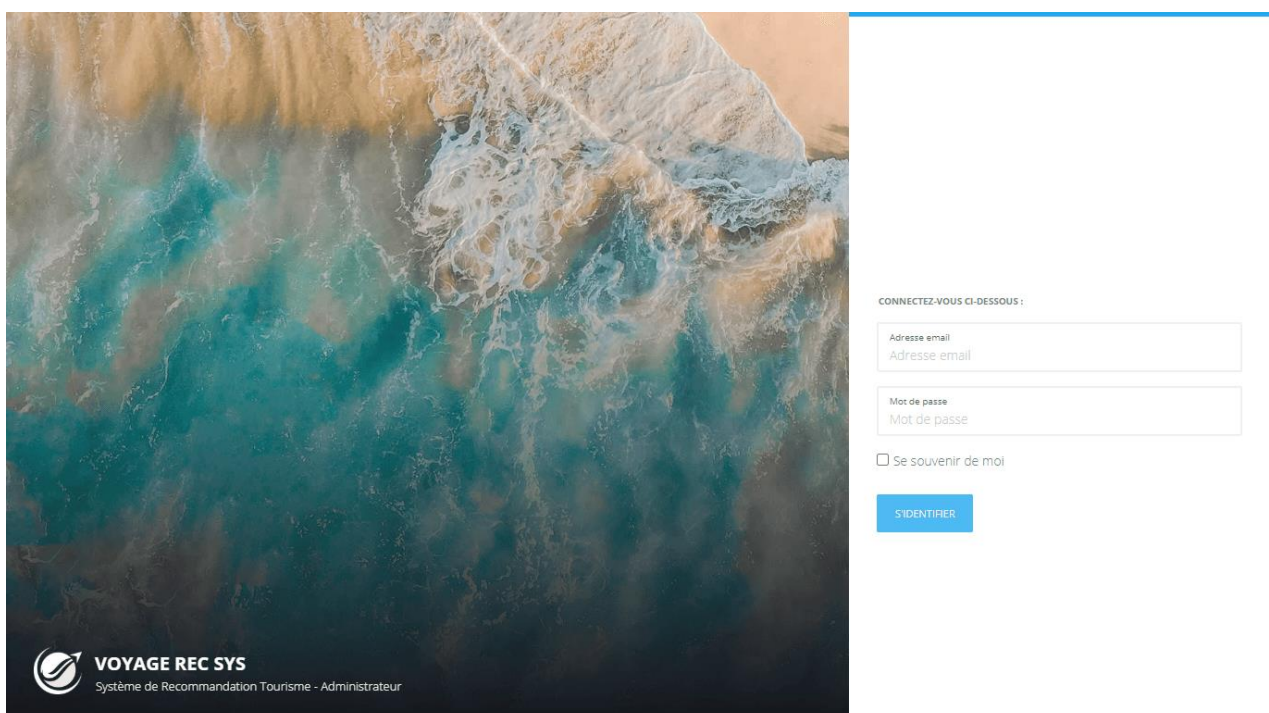


Figure13 Page login d'administrateur

- La page de l'administrateur

VOYAGE REC SYS

Admin

Tableau De Bord

Roles

Utilisateurs

Catégories

Pays

Villes

Points D'intérêt

Tableau de bord > Places

Points d'intérêt

Ajouter nouveau

Supprimer la sélection

Afficher 10 éléments

Rechercher

☐	Namep	Descrip	Long Descrip	category	city	Lat	Long	Rating
☐	Plage El Mordjane	la plus célèbre des plages qui reste toujours aussi magnifique.	la plus célèbre des plages qui reste toujours aussi magnifique.	Nature	El-Kala	36.8952253	8.421687	places/October2020/yjUAJz7V/k
☐	Restaurant Cap Bon	tout les plats locaux et traditionnels pour vous.	tout les plats locaux et traditionnels pour vous.	Rérestaurant	El-Kala	36.8945425	8.4396287	places/October2020/7gUlvGyt
☐	Hôtel Le Moulin	un Hôtel de qualité et normes internationales	un Hôtel de qualité et normes internationales	Hébergement	El-Kala	36.8899564	8.4367685	places/October2020/61ZEEmZ8
☐	Auberge de	Si vous êtes de		Hébergement	El-Kala	36.8888028	8.4409118	places/October2020/vnTySchk0

Admin
admin@admin.com

Profil

Accueil

Déconnexion

Figure14 Page d'administrateur

L'administrateur est le seul responsable, il peut gérer la base du système : ajouter une ville, catégorie, point d'intérêt, gestion des utilisateurs ou visiteurs, ..etc

Les captures d'écrans suivantes s'affichent quelques rôles d'administrateur :

VOYAGE REC SYS

Aoun Sami

Tableau De Bord

Utilisateurs

Catégories

Pays

Villes

Points D'intérêt

Media

Paramètres

Tableau de bord > Category > Create

Ajouter Catégorie

Namecat

Namecat

Slug

Slug

Enregistrer

Figure15 Ajout d'une catégorie

VOYAGE REC SYS

Aoun Sami

Tableau De Bord

Utilisateurs

Catégories

Pays

Villes

Points D'intérêt

Media

Paramètres

Tableau de bord > Places > Create

Ajouter Point d'intérêt

Namep
Namep

Descrip
Descrip

Long Descrip
Long Descrip

category
Aucun

city
Aucun
El-Kala
Annaba

Rating
Rating

Figure16 : Ajout des points d'intérêts

VOYAGE REC SYS

Aoun Sami

Tableau De Bord

Utilisateurs

Catégories

Pays

Villes

Points D'intérêt

Media

Paramètres

Tableau de bord > City > Create

Ajouter Ville

Code
Code

Nameec
Nameec

country
Aucun
Algérie
Tunisie

Enregistrer

Figure17 : Ajout des villes

3.3.3. Accès à une visite personnalisée

Au démarrage d'application s'affiche :

Quand l'utilisateur clique sur le bouton « Accès à une visite personnalisée la page suivante s'affiche :

The screenshot shows the Voyage R.S. website with a questionnaire form on the right. The form is titled 'QUESTIONNAIRE' and contains the following fields and options:

- Nom Complet: [Empty text box]
- Quel est votre Budget?: [Empty text box]
- Combien de Temps?: [Empty text box]
- Endroit à visiter: [Empty text box]
- en: El-Kala: [Empty text box]
- Combien vous êtes?: [Empty text box]
- Vos intérêts: [List of checkboxes: Restaurant, Culture, Sport, Nature, Boutique, Hébergement]
- ENVOYER: [Yellow button]

Figure18 Page visiteur

Le visiteur est invité à saisir ses préférences dans le formulaire affiché, un exemple de formulaire de visite rempli est le suivant :

The screenshot shows the Voyage R.S. website with the questionnaire form filled with example data. The form is titled 'QUESTIONNAIRE' and contains the following fields and options:

- Nom Complet: [Aoun Sami]
- Quel est votre Budget?: [1200000]
- Combien de Temps?: [80]
- Endroit à visiter: [El-Kala]
- en: El-Kala: [3]
- Vos intérêts: [List of checkboxes: Restaurant (checked), Culture, Sport, Nature, Boutique, Hébergement (checked)]
- ENVOYER: [Yellow button]

Figure19 Exemple de remplissage

Une fois le visiteur a rempli ses préférences, et la requête de recommandation envoyé le résultat sera affiché comme suit :



Figure 20 Résultat de la recommandation

La localisation des points d'intérêts recommandés est visualisée sur une carte

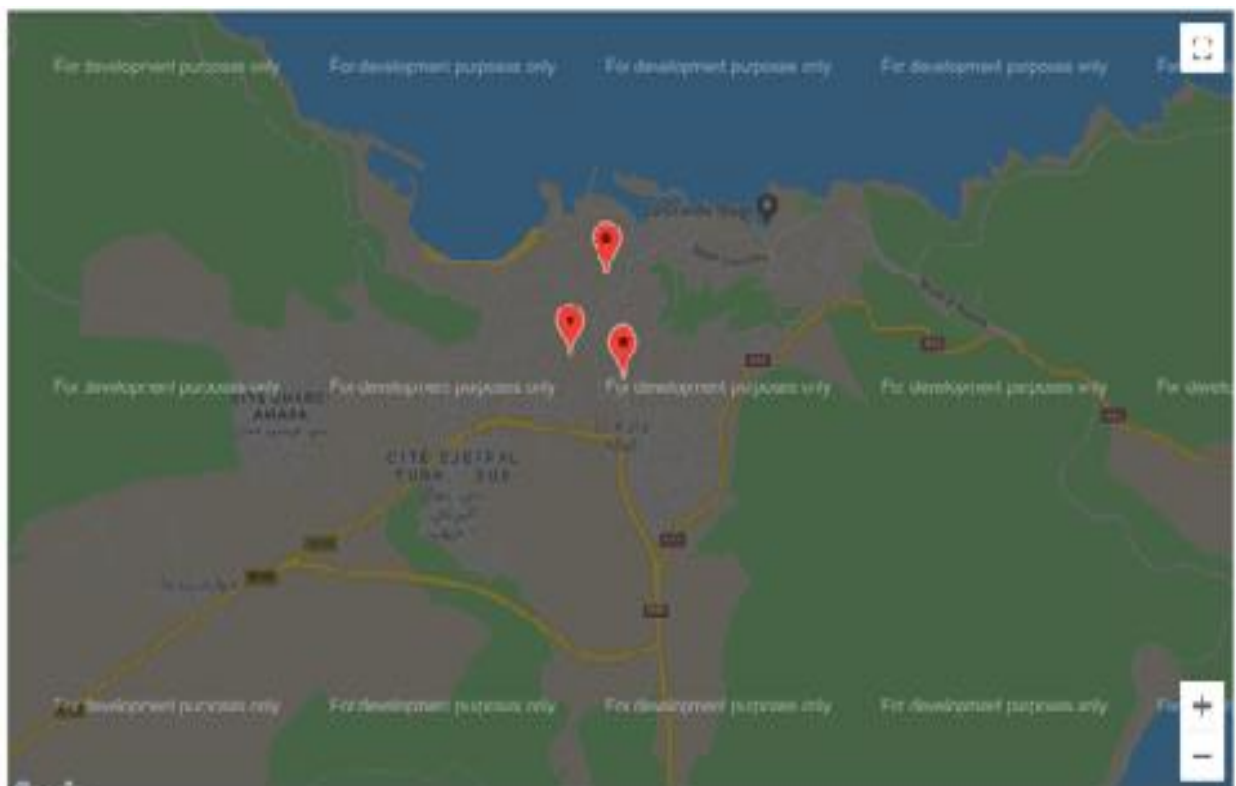


Figure 21 Carte de localisation des points d'intérêt recommandés

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'abord l'environnement et les outils de développement utilisé pour la réalisation de notre système de visite touristique personnalisée. Ensuite, nous avons expliqué les différentes étapes d'utilisation de l'application à travers les captures écrans de son interface. Notons que l'application est expérimentée avec une base de test.

Conclusion et Perspectives

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressé aux systèmes d'aide aux visites touristiques. Nous nous sommes focalisé sur les systèmes de recommandation dans le but de personnaliser les visites, afin d'offrir une visite sur mesure pour chaque visiteur.

Nous avons proposé une approche de recommandation collaborative et basé sur le contenu. Chaque méthode est adaptée à une étape spécifique de la visite. L'approche collaborative est utilisée, pour recommander à l'utilisateur des œuvres que les utilisateurs qui lui sont similaires ont aimées. Nous prenons en compte le contexte de l'utilisateur, qui permet la génération d'un parcours, dépendant des œuvres qui ont été recommandées et aimées par l'utilisateur et qui prend en compte des informations contextuelles à savoir : budget, le temps de visite, etc.

Notre objectif est alors de recommander à l'utilisateur les points d'intérêts qui satisfont les contraintes de l'utilisateur (temps et coût de visite). Nous avons implémenté un prototype de notre système qui réalise une partie de l'approche proposée à savoir le filtrage basé contenu. La recommandation produite se base sur l'estimation de la similarité entre le profil utilisateur (préférences) et les caractéristiques des points d'intérêt. En fait, la recommandation est personnalisée selon les préférences introduites par le visiteur. L'expérimentation de ce prototype avec une base de test nous a démontré que ce système fournit des résultats satisfaisants. Néanmoins, plusieurs voies d'amélioration sont à explorer :

- Intégration de l'approche collaborative proposée pour notre système afin d'accroître la performance et l'efficacité de la recommandation.
- Recommandation d'un itinéraire de visite touristiques et non seulement des points d'intérêt.
- Expérimentation du système de recommandation avec des données réelles. Eventuellement, conception d'une base de données plus large sur une région touristique spécifique, exemple la région d'EL Tarf .
- Evaluation du système proposé en utilisant des métriques destinée à cet objectif tel que la précision. Ainsi que, la comparaison de ce système avec des systèmes existants.

Références

[Benouaret, 2017] IdirBenouaret. Un système de recommandation contextuel et composite pour la visite personnalisée de sites culturels. Thèse de Doctorat en Technologies de l'Information et des Systèmes : Université de Technologie de Compiègne, 2017. Format PDF disponible sur :<<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01767997/document>>

[Karaouzene, 2015]. KARAOUZENE Meryem, Système de recommandation des services web sémantiques. *Système d'Information et de Connaissances (S.I.C)* : Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2015. Format PDF Disponible sur :<http://bibfac.univtlemcen.dz/bibfs/opac_css/doc_num.php?explnum_id=2474>

[Alchiekh Haydar, 2014] Charif ALCHIEKH HAYDAR. Les systèmes de recommandation à base de confiance. Thèse de Doctorat : Université de Lorraine, 2014. Format PDF disponible sur :<<https://pdfs.semanticscholar.org/d5b2/e1f71120675e7c0105e57f2ac095659567db.pdf>>

[Razavi et Hosseinali, 2019]. A. Razavi, FHosseinali A_multi_criteria_recommendation_model_for_jaunt Department of Surveying Engineering, Faculty of Civil Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, 2019, pp.1-6.

[Adomavicius and Tuzhilin, 2005] Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. (2005). 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) :734–749.

[Basu et al. 1998] Chumki Basu, Haym Hirsh, and William Cohen. Recommendation as classification: Using social and content-based information in recommendation. In *Proceedings of the Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, page 714–720. AAAI Press, 1998.

[Belloui, 2008] Belloui, A. (2008). L'usage des concepts du web sémantique dans le filtrage d'information collaboratif. Master's thesis, Institut National d'Informatique d'Alger.

[Breese et al., 1998] Breese, J., Heckerman, D., and Kadie, C. (1998). Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In *14th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 43–52.

[Burke, 2002] Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4) :331–370.

[Conner and Herlocker, 1999] Conner, M. and Herlocker, J. (1999). Clustering items for collaborative filtering. In *the ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems*.

[Goldberg et al., 1992] Goldberg, D., Nichols, D., Oki, M., and Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. In *Commun. ACM*, volume 35, pages 61–70.

[Margaritis and Vozalis, 2003] Margaritis, K. and Vozalis, E. (2003). Analysis of recommender systems' algorithms. In *6th Hellenic European Conference on Computer Mathematics its Applications (HERCMA)*, Athens, Greece.

[Maes and Shardanand, 1995] Maes, P. and Shardanand, U. (1995). Social information filtering : algorithms for automating “word of mouth”. In *the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, Denver, Colorado, United States. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.

[Rao and Talwar, 2008] Rao, N. and Talwar, V. (2008). Application domain and functional classification of recommender systems a survey. *Desidocjournal of library and information technology*, 28(3) :17–36.

[Resnick and Varian, 1997] Resnick, P. and Varian, H. (1997). Recommender systems. In *Communications of the ACM*, volume 40, pages 56–58.

