

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITÉ ABDERRAHMANE MIRA DE BEJAIA
FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE



Mémoire de fin de cycle

En vue de l'obtention du diplôme de Master Professionnel en Génie Logiciel

THÈME

*Conception et réalisation d'un système de recommandation
pour la réservation d'hôtel*

Réalisé par

MLLE AISSAT MARIA ET MLLE HADJAR KATIA

Devant le jury composé de

Examinatrice : Dr AIT KACI AZZOU Samira Epse BOUKERRAM

Examinatrice : Dr TIGHIDET Soraya Epse ALOUI

Encadrante : Dr EL BOUHISSI Houda Epse BRAHAMI

Promotion 2020/2021

DÉDICACES

A mes parents qui ont attendu avec patience les fruits de leur bonne éducation et de leur dévouement.

A ma tendre mère pour tous ses sacrifices, son amour, sa présence à mes côtés a toujours été ma source de force.

A mon père à qui ce travail traduit ma gratitude et mon affection.

A mon cher et unique frère, loin des yeux près du cœur. Quelque soit les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leur exprimer mon amour sincère et mes remerciements.

A ma binôme.

A tous ceux qui m'aiment.

MARIA

DÉDICACES

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études.

A mes chers frères, pour leur appui et leur encouragement.

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire.

A maria, ma meilleure amie avant d'être binôme.

A mes très chers amis.

A mon grand père J'aurais souhaité sa présence en ce moment pour partager ma joie, il ma toujours encouragé et rêvé de me voir diplômé, tu es toujours présent dans mon esprit et dans mon cœur paix à son âme.

A tous ceux qui m'aiment.

KATIA

Remerciements

On remercie dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé, la patience, la volonté et le courage durant ces longues années d'études.

Ce travail ne serait pas aussi riche sans l'aide de l'encadrement de madame EL BOUHISSI houda on la remercie pour la qualité de son encadrement exceptionnel, sa rigueur et sa disponibilité. Merci pour sa bonne volonté.

On remercie également les membres du jurys .

TABLE DES MATIÈRES

Résumé	6
Abstract	7
1 Introduction	8
1.1 Introduction	8
1.2 Motivation	9
1.2.1 Temps	9
1.2.2 Les coûts	9
1.2.3 Compétence	10
1.3 Objectifs	10
1.4 Méthodologie de travail	10
1.4.1 Organisation du mémoire	11
2 Généralités sur les systèmes de recommandation	13
2.1 Introduction	13
2.2 Systèmes de recommandation	14
2.3 Types de recommandation	15
2.3.1 Recommandation démographique	16
2.3.2 Recommandation collaborative	16
2.3.3 Recommandation basée sur le contenu	18
2.3.4 Recommandation hybride	19
2.3.5 Challenges	21
2.4 Conclusion	23

3	État de l’art	24
3.1	Introduction	24
3.2	Travaux connexes	25
3.2.1	Approche hybrides	25
3.2.2	Filtrage collaboratif	27
3.2.3	Recommandation basée sur le contenu	28
3.3	Analyse comparative	28
3.4	Conclusion	32
4	Système de recommandation de réservation	33
4.1	Introduction	33
4.2	Problématique	34
4.3	Solution proposée	34
4.4	Étapes de création d’un système de recommandation	35
4.5	Méthodologie	36
4.6	Les différentes étapes de filtrage collaboratif	40
4.6.1	Evaluation des recommandations	40
4.6.2	Formation des communautés	41
4.6.3	Production des recommandations	41
4.7	Approche proposée	41
4.7.1	Collecte de données	42
4.7.2	Pré-traitement	43
4.7.3	Classification des recommandations	44
4.8	Conclusion	46
5	Expérimentation	47
5.1	Introduction	47
5.2	Architecture de l’application	47
5.3	Environnement d’expérimentation	49
5.3.1	Environnement matériel	49
5.3.2	Environnement logiciel	50
5.3.3	Anaconda	50
5.3.4	TensorFlow	51
5.3.5	Anaconda Navigator	51
5.3.6	Anaconda prompt	52
5.3.7	Le fichier csv	53
5.3.8	Adobe illustrator	54
5.3.9	Dataset	55

5.4	Implémentation	55
5.5	Évaluation	60
5.6	Conclusion	60
6	Conclusion	61
6.1	Conclusion	61
6.2	Rappel du cadre et objectifs du mémoire	62
6.3	Perspectives et travaux futures	62

TABLE DES FIGURES

2.1	Architecture générale d'un système de recommandation.	15
2.2	Recommandation démographique.	16
2.3	Recommandation basée sur le filtrage collaboratif.	18
2.4	Recommandation basée sur le contenu.	19
4.1	Schéma générale du filtrage d'information.	38
4.2	Principe général du filtrage collaboratif.	39
4.3	Les étapes d'un système de filtrage collaboratif.	40
4.4	Plan général de l'approche.	42
4.5	Résultat de la conversion en nombre réel.	43
4.6	Résultat de la conversion en pourcentage des recommandations.	44
4.7	Graphe classification.	45
4.8	Formule de la distance euclidienne et son code.	46
5.1	Schéma du déroulement de l'application.	49
5.2	Anaconda navigator.	52
5.3	L'environnement d'anaconda.	53
5.4	L'échantillon de donnée csv.	54
5.5	Page principale.	55
5.6	Consulter le mémoire.	56
5.7	Page D'authentification.	57
5.8	Message d'erreur.	57
5.9	Page de la recommandation.	58
5.10	Confirmation et enregistrement de la réservation.	59
5.11	Registre des réservations.	59

LISTE DES TABLEAUX

3.1	L'analyse comparative partie 1	30
3.2	L'analyse comparative partie 2	31

Résumé

Systèmes de recommandation est une classe d'algorithme qui permet de faire des suggestions personnalisées au utilisateurs en fonction de leurs préférences. Un systeme doit utiliser toutes les informations possibles pour effectuer une recommandation en temps réel. Les systèmes de recommandations ont pour but d'aider les utilisateurs qui n'ont pas suffisamment d'expérience ou la compétence nécessaire pour arriver à leurs recherches.

Nous mettrons en œuvre l'approche de filtrage collaboratif utilisateur-utilisateur pour recommander des hôtels. Cette méthode est basée sur l'idée que les utilisateurs qui ont eu des comportements de notation similaires jusqu'à présent ont le même goût et peuvent montrer des comportements de notation similaires à l'avenir.

Nous sommes dans le contexte du data mining,le filtrage collaboratif utilisateur-utilisateur est un cadre algorithmique dans lequel les utilisateurs voisins sont identifiés en fonction de la similitude avec l'utilisateur actif, puis la notation des éléments est effectuée sur la base des notes du voisin suivie d'une recommandation des scores d'un élément basé sur un élément.

Abstract

Recommendation Systems is a class of algorithms that allow personalized suggestions to be made to users based on their preferences. A system should use all possible information to make a real-time recommendation. Referral systems are intended to help users who do not have enough experience or skill to complete their research.

We will implement the collaborative user-user filtering approach to recommend hotels. This method is based on the idea that users who have had similar scoring behaviors so far have the same taste and may show similar scoring behaviors in the future.

We are in the context of data mining, collaborative user-user filtering is an algorithmic framework in which neighboring users are identified based on the similarity with the active user, and then the item scoring is performed based on the ratings of the user. neighbor followed by a recommendation of an item's scores based on an item.

1.1 Introduction

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. Pour cela, les systèmes de recommandations ont vu le jour et répondent en partie à ces besoins. Un système de recommandation aide les utilisateurs qui n'ont pas suffisamment d'expérience ou la compétence nécessaire pour évaluer le nombre, potentiellement important, d'alternatives offertes par un site (web).

Dans leur forme la plus simple les RS

- Recommandent à leurs utilisateurs des listes personnalisées et classées d'articles.
- Fournissent aux consommateurs des renseignements pour les aider à décider quels articles acheter.

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.

Dans ce mémoire, nous fournissons une vue globale des systèmes de recommandations et leur utilité en se focalisant sur les systèmes dédiés au tourisme et nous présentons un état de l'art des différentes contributions relative au domaine du tourisme. Par la suite, nous proposons un système de recommandation pour la réservation d'hôtel. Cette application est mise en œuvre en ligne par les hôtels pour permettre aux clients de faire des réservations en ligne sécurisées selon leurs préférences et leurs besoins.

1.2 Motivation

Les systèmes de recommandation sont nés de la volonté de pallier le problème de surcharge de l'information du web et certaines auxquelles se heurtent les outils existants de recherche d'information .cependant, en dépit de leur popularité, les systèmes de recommandation souffrent de certains problèmes qui sont

1.2.1 Temps

La principale problématique au développement en interne d'un algorithme de recommandation c'est : le temps. , un seul et unique algorithme n'est pas suffisant. C'est une palette d'algorithmes de recommandation qui doit être créée .En développant un système de recommandation, prenez en compte qu'il vous faut votre système de tracking. Vous vous rendrez compte de l'ampleur de la tâche (gourmande en temps) en essayant de rendre les données accessibles rapidement pour que les algorithmes puissent s'en nourrir et ainsi fournir des recommandations à jour.

En parlant de vitesse de calcul, un système de recommandation ne peut pas se permettre d'augmenter les temps de chargement du contenu à chaque nouvelle page chargée! Le temps de chargement et de calcul est l'un des principaux enjeux des systèmes de recommandation et pour optimiser les temps de chargement, il faut beaucoup de temps « humain » à y consacrer.

1.2.2 Les coûts

Un autre aspect à prendre en compte avant de vous lancer dans le développement d'un système de recommandation : Les coûts.

Nous l'avons vu précédemment, le temps, la patience et l'expertise algorithmique sont des caractéristiques prépondérantes avant que les algorithmes de recommandation ne vous apportent le

succès escompté.

En plus des coûts de développement inhérent au projet, il ne faut pas omettre qu'un système de recommandation nécessite une structure, notamment pour recueillir les données et calculer les recommandations.

1.2.3 Compétence

Personnalisation, IA, machine learning, deep learning, des mots clés populaires sur la toile et à la mode dans les entreprises. Une tendance compréhensible puisque les promesses affichées par ces technologies sont alléchantes. Pour autant, les développeurs sont des perles rares à trouver sur le marché du travail et ceux disposant des compétences nécessaires au développement d'un système de recommandation le sont d'autant plus.

1.3 Objectifs

Ce travail de recherche/développement a pour but principal de présenter l'un des systèmes de recommandation les plus intéressants à savoir le système de recommandation pour la réservation d'hôtel en ligne.

C'est une solution de qualité flexible qui peut répondre aux besoins et aux souhaits des clients.

Il apporte aussi beaucoup d'avantages du côté du front office. En effet, lorsque le client réserve ses propres séjours, elle apparaît dans le système informatique de l'hôtel avec tous les détails de la réservation.

Le système assure la diminution des risques d'annulation ou de perte de réservation si l'hôtel n'est pas joignable.

La fiabilité est beaucoup moins importante si un client décide d'inscrire lui-même ses dates et ses spécifications.

En résumé, le système de réservation est tout bénéfique pour un hôtel. Il permet de gagner du temps tout en s'assurant de répondre aux besoins de la clientèle

1.4 Méthodologie de travail

La démarche adoptée pour notre travail est guidée par les préoccupations des utilisateurs dans le choix des hôtels de leurs préférences. Pour cela, nous nous sommes forcées de proposer un cadre méthodologique relativement global et suffisant afin de répondre aux besoins de la clientèle.

Notre démarche de travail repose plus précisément sur les étapes suivantes

Étape de recherche et d'analyse

Qui établit un état de l'art des différentes technologies proposées dans le cadres des systèmes de recommandation avec une étude comparative.

Étape d'identification du problème de la solution

Qui permet de définir la problématique et la solution proposée.

Étape d'implémentation et d'expérimentation du système

Qui met en évidence le système proposé, son fonctionnement et son intérêt.

1.4.1 Organisation du mémoire

Le reste du mémoire est structuré comme suit

Chapitre 2

Porte sur les généralités, background, définitions, notions de bases du système de recommandation.

Chapitre 3

Présente l'état de l'art qui consiste plusieurs propositions les plus pertinentes des chercheurs en donnant un résumé de chaque approche. A la fin, nous dressons un tableau résumant ces approches avec une étude comparative.

Chapitre 4

Met le point sur l'approche proposée, la conception ainsi que les algorithmes proposés.

Chapitre 5

Porte sur l'expérimentation de notre approche (les outils, logiciels et matériels, présentation des dataset, jeux d'exécution et l'évaluation de la proposition ainsi que l'implémentation de notre approche.

Chapitre 6

Ce mémoire est clôturé par le chapitre six qui donne les conclusions et perspectives de ce travail. Ce chapitre propose une synthèse et un bilan du travail effectué durant ce mémoire et un ensemble de perspectives liées notamment à la poursuite de ce travail ainsi qu'aux nouveaux thèmes de recherche qui nous paraissent les plus pertinents.

CHAPITRE 2

GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES DE RECOMMANDATION

2.1 Introduction

Cela fait presque 25 ans que la recherche s'intéresse à la façon de recommander automatiquement les articles aux utilisateurs. De nombreuses méthodes, d'algorithmes et d'outils ont été proposés. Le domaine de recherche sur les systèmes de recommandation est apparu au début des années 1990 et depuis, notamment avec l'intégration des réseaux sociaux, de l'apprentissage machine et du big data, ce domaine est en constante évolution. Bridge et al. (2006) et Yang et al. (2014) expliquent que les systèmes de recommandation se basent sur plusieurs domaines de recherche tels que la recherche d'information, la modélisation de l'utilisateur, les sciences cognitives et les interactions humain-machine et la recommandation dans le tourisme (Exemple tripadvisor, trivago...).

Les premiers systèmes de recommandation remontent au début des années 90, cette période à laquelle ils sont reconnus comme étant un domaine de recherche indépendant. Parmi les systèmes pionniers dans ce domaine, nous citons par exemple les systèmes : Tapestry, GroupLens/NetPerceptions, Ringo/Firefly. Les racines des systèmes de recommandation remontent aux travaux étendus dans les sciences cognitives, la théorie d'approximation, la recherche documentaire, la théorie de la prévoyance et ont également des liens avec la science de la gestion et le marketing, dans la modélisation des choix du consommateur. Avec l'évènement du web et les évolutions technologiques, entre autres, la masse de données à exploiter ou analyser est devenue très volumineuse, chaque jour, nous sommes submergés par des options et des choix. Si bien qu'il est devenu difficile de savoir quelles sont les données à rechercher et où les trouver.

Aider les utilisateurs à découvrir et à choisir des ressources dans un espace d'informations en utilisant différentes méthodes et sources de cette ampleur est un défi important qui reste toujours d'actualité. Les systèmes de recommandation constituent une solution à ce problème de surcharge d'informations. Le but principal de ces systèmes est de fournir à l'utilisateur des recommandations qui reflètent ses préférences personnelles, il aide les utilisateurs à trouver leurs intérêts ainsi ils jouent un rôle important pour aider le commerce électronique à se développer dans de nombreuses applications sur WWW.

En l'absence de systèmes de recommandation, un utilisateur, en quête de l'information sur le Web et face à cette marée d'informations, a recours à ces moteurs de recherche, parmi lesquels se trouvent Google, Yahoo! et Altavista. La nature de l'information manipulée par ces moteurs de recherche est textuelle sous de multiples formats, exemple le format HTML des pages Web. Et elle est en général syntaxique et ne fournit pas exactement les résultats attendus.

Ce deuxième chapitre présente les notions fondamentales relatives aux systèmes de recommandation, un bref survol du domaine des systèmes de recommandation.

2.2 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 systèmes de recommandation ont pour premier rôle d'identifier le sous-groupe d'utilisateurs auquel appartient un utilisateur afin de lui proposer des résultats susceptibles de l'intéresser.

L'identification de sous-groupes d'utilisateurs auquel appartient un utilisateur se fait généralement en fonction de l'historique d'utilisation du service par cet utilisateur.

Le système de recommandation peut toutefois s'appuyer sur des caractéristiques connues sur l'utilisateur (son âge, sa catégorie socio-professionnelle, son sexe, son secteur professionnel...) ou sur une combinaison de ces caractéristiques et de son historique.

Il ne reste alors au système de recommandation qu'à trouver les autres utilisateurs partageant le plus de points communs avec cet utilisateur, analyser les items les plus commandés, partagés ou plébiscités par ces utilisateurs afin de pouvoir proposer une sélection personnalisée d'items recommandés.

ci-dessous une représentation du concept général de système de recommandations.

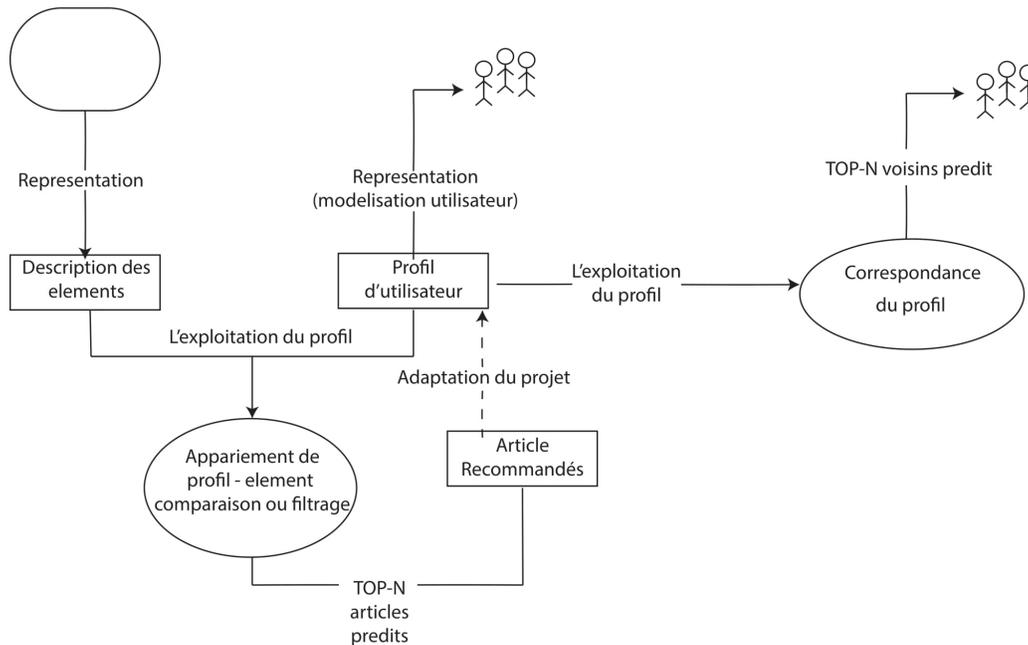


FIGURE 2.1 – Architecture générale d'un système de recommandation.

Les systèmes de recommandation (figure 2.1) reposent généralement sur un algorithme de clustering afin de distinguer les différents sous-groupes d'utilisateurs, pouvant être entraîné en apprentissage non supervisé.

2.3 Types de recommandation

Les systèmes de recommandation se différencient par rapport à leur utilisation. Dans ce qui suit, nous citons les principales recommandations.

2.3.1 Recommandation démographique

Une recommandation simple qui propose des items par rapport au profil démographique d'utilisateur.

Elle consiste à partager les utilisateurs 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 (figure 2.2) 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 [Bouchindhomme and Rochlitz, 1992].

La figure ci-dessous une représentation du fonctionnement de la recommandation démographique.

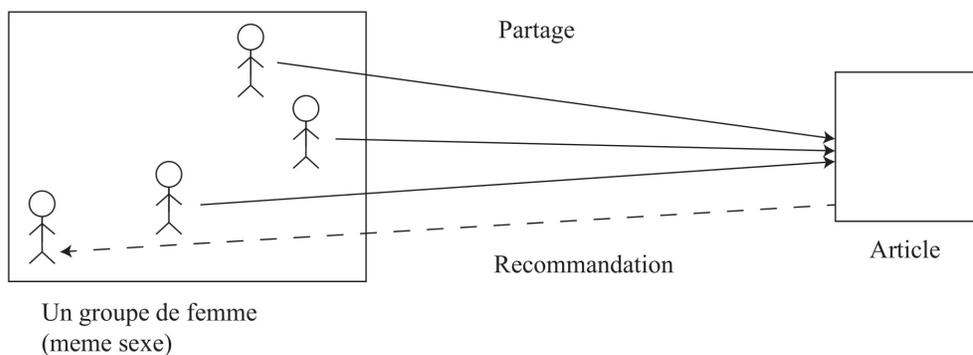


FIGURE 2.2 – Recommandation démographique.

2.3.2 Recommandation collaborative

Est une technique basée sur le partage d'opinions entre les utilisateurs. Bien que le terme n'ait été introduit que depuis moins de deux décennies, il implémente le principe du "bouche à oreille" pratiqué depuis toujours par les humains pour se construire une opinion sur un produit ou un service [Schafer and al. , 2007].

Les auteurs de [Breese et al., 1998 ; Su et Khoshgoftaar, 2009] ont regroupé les méthodes de filtrage collaboratif en deux classes : les algorithmes basés sur la mémoire et les algorithmes basés sur un modèle.

- Les algorithmes de filtrage collaboratif basés sur la mémoire, appelés également basés sur des heuristiques [Adomavicius and Tuzhilin, 2005] représentent les votes des utilisateurs stockés en mémoire pour faire de la prédiction.

- Les algorithmes basés sur un modèle construisent en offline une image réduite de la matrice des votes dans un objectif de réduire la complexité des calculs et/ou de traiter le problème des données manquantes.

- Dans son sens récent, le filtrage collaboratif est sous-jacent aux systèmes de recommandation. Il regroupe des techniques qui visent à opérer une sélection sur les éléments à présenter aux utilisateurs (filtrage) en se basant sur le comportement et les goûts exprimés de très nombreux autres utilisateurs (collaboration).

La recommandation collaborative a l'avantage contrairement à la recommandation objet de permettre d'effectuer des prédictions même lorsqu'il y a peu d'information associée au contenu à recommander ou lorsque que le contenu est difficile d'analyser automatiquement (idées, opinions. . .)

- Principe : les meilleures recommandations proviennent des individus qui présentent des goûts ou comportements similaires.

- Point de départ : Nous devons disposer d'une base où les préférences d'un grand nombre d'utilisateurs sont disponibles. [Bellogína et al. ,2013] scindent les systèmes de recommandations sociales en quatre types que nous décrivons ci-dessous.

- Recommandeur basé sur les amis Cette approche a été utilisée dans (Liu et Lee, 2010). Elle incorpore l'information sociale dans le filtrage collaboratif basé sur les utilisateurs en utilisant la même formule de recommandation mais remplace l'ensemble des plus proches voisins de l'utilisateur actif par celui de ses amis.

- Recommandeur basé sur la popularité sociale Les systèmes de ce type recommandent les items les plus populaires chez les amis de l'utilisateur courant.

- Recommandeur basé sur les distances L'approche de Ben Shimon et al. , 2007 introduit explicitement les distances, entre les utilisateurs, dans le graphe social dans la formule du calcul de la recommandation. Cette approche utilise un algorithme qui calcule la distance entre deux nœuds dans un graphe.

La figure ci-dessous représente le fonctionnement du filtrage collaboratif.

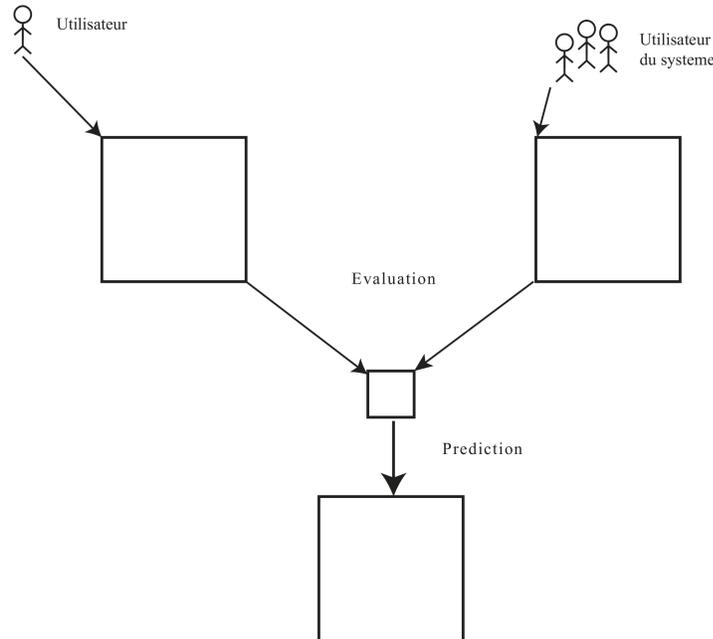


FIGURE 2.3 – Recommandation basée sur le filtrage collaboratif.

2.3.3 Recommandation basée sur le contenu

C'est une méthode basée sur la description de l'article et le profil du goût de l'utilisateur (figure 2.4), elle recommande ainsi des articles similaires à ceux de quelconque utilisateur préféré au taux de la liste de l'article, en effet elle consiste à lier les donne bute d'utilisateur comme l'Age, genre, localisation et la liste des articles notés sur ce compte sont stockés avec les articles similaires ont une particularité commune afin de recommander des nouveaux articles correspondant à son intérêt.

Les approches utilisées dans les systèmes de recommandations basées sur le contenu sont généralement inspirées des domaines de la recherche documentaire [Baeza-Yates and RibeiroNeto, 1999; Salton, 1989] et du filtrage d'information [Belkin and Croft, 1992]. Toutefois, un système de recherche d'information personnalisé [Micarelli et al., 2007] est différent d'un système de recommandation basé sur le contenu. La différence se situe essentiellement dans la détermination du

profil personnalisé des utilisateurs.

Dans un système de recherche personnalisé, le profil utilisateur est construit à partir de l'historique des requêtes introduites par l'utilisateur lors de ses différentes opérations de recherche. Certains systèmes utilisent la classification bayésienne naïve tel que LIBRA (Mooney and Roy, 2000) et ITR (Degemmis et al. , 2007). D'autres systèmes utilisent d'autres méthodes d'apprentissage machine comme le retour de pertinence tel que YourNews (Ahn et al. 2007).

La figure ci-dessous représente le fonctionnement de la recommandation basée sur le contenu

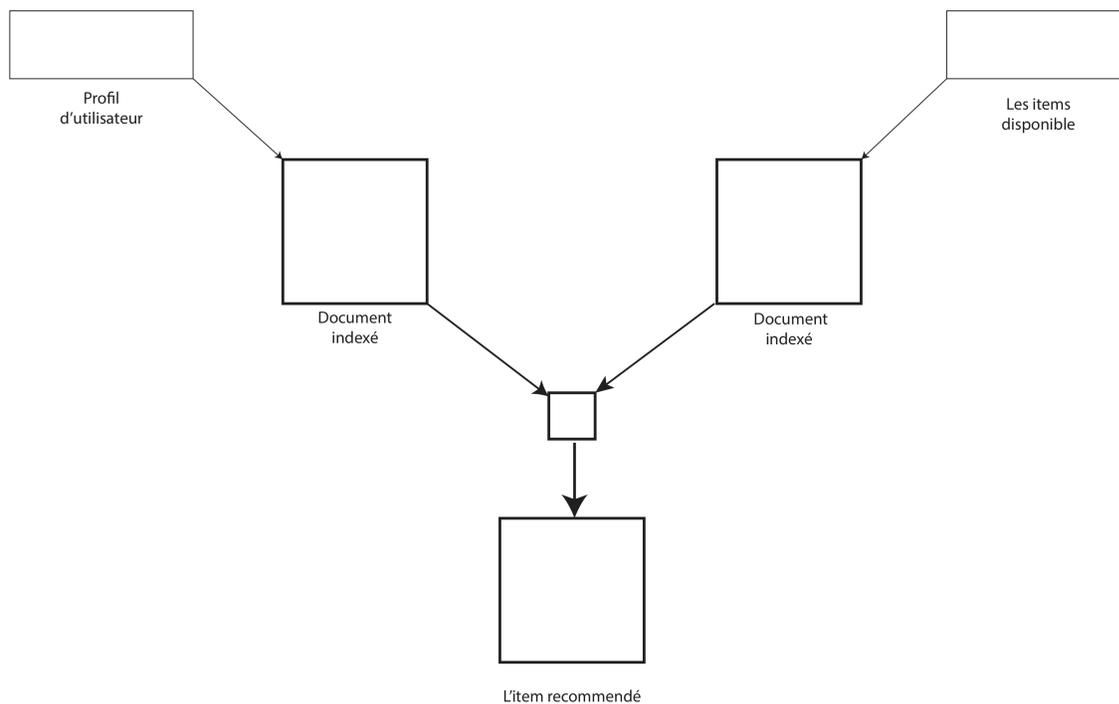


FIGURE 2.4 – Recommandation basée sur le contenu.

2.3.4 Recommandation hybride

Définie par [Burke, 2002] comme étant une combinaison des méthodes traditionnelles, ces dernières sont actuellement les plus représentées dans la littérature, notamment à cause du fait qu'elles soient jugées comme étant les plus efficaces. Selon ce dernier, un système hybride est

généralement organisé en deux phases :

1. Effectuer de manière indépendante les filtrages des items via des méthodes collaboratives ou par le contenu (ou autres).
2. Combiner ces ensembles de recommandations via des méthodes d'hybridations.

Les systèmes de recommandation hybrides ont des multiples méthodes.

Mesuré

Un recommandeur hybride 'Mesuré' est un recommandeur dans lequel le score d'un élément recommandé est calculé à partir des résultats de toutes les techniques de recommandation disponibles présentes dans le système. L'avantage d'un hybride mesuré est que toutes les capacités du système sont mises à contribution sur la recommandation processus d'une manière simple et il est facile d'effectuer une mission de crédit post-hoc et d'ajuster l'hybride Par conséquent.

Commuté

Le système utilise un certain critère pour passer d'une technique de recommandation à l'autre. Ce que la technique collaborative fournit dans un hybride de commutation est la capacité de traverser les genres de recommandations qui ne sont pas proches d'une manière sémantique des éléments évalués auparavant fortement mais qui sont toujours pertinents.

Mixé

La commutation d'hybrides introduit une complexité supplémentaire dans le processus de recommandation depuis les critères de commutation doit être déterminé, ce qui introduit un autre niveau de paramétrisation. Toutefois, l'avantage est que le système peut être sensible aux forces et aux faiblesses de ses recommandeurs constitutifs.

Combinaison de caractéristique

Dans cette hybridation, des caractéristiques d'une approche de recommandation sont injectées dans une autre approche de recommandation. Par exemple, lors de l'utilisation d'une approche collaborative, les items peuvent être remplacés par une caractéristique des approches basées sur le contenu, qui est la description des attributs des items. De ce fait, au lieu de traiter l'information « l'utilisateur apprécie l'item i », on traite l'information « l'utilisateur a apprécié l'attribut a ». Le calcul des similarités entre les utilisateurs est ensuite effectué en se basant sur les attributs au lieu de se baser sur les items.

Cascade

Contrairement aux méthodes d'hybridation précédentes, l'hybride cascade implique un processus par étapes. Une technique de recommandation est employée d'abord pour produire un classement grossier des candidats et une deuxième technique affine la recommandation de l'ensemble des candidats.

La cascade permet au système d'éviter d'utiliser la deuxième technique, moins prioritaire, sur les articles qui sont déjà bien différenciés par les premiers ou suffisamment mal notés pour qu'ils ne soient jamais recommandés. Parce que la deuxième étape de cascade se concentre uniquement sur les éléments pour lesquels une discrimination supplémentaire est nécessaire, elle est plus efficace qu'un hybride pondéré qui applique toutes ses techniques à tous les éléments. En outre, la cascade est sa nature tolérante au bruit dans le fonctionnement d'une technique de faible priorité, puisque l'évaluation recommandeur ne peut être affinée, pas renversé. Informations sur la similitude inhérente des éléments qui sont par ailleurs à un système collaboratif.

Méta-niveau

Dans ce type d'hybridation, la première approche de recommandation génère un modelé qui est ensuite utilisé par la deuxième approche de recommandation. La deuxième approche de recommandation remplace complètement son entrée (la source des données) par le modelé généré par la première approche. Cette hybridation n'est pas applicable à toutes les approches de recommandation car elle nécessite l'utilisation d'approches basées sur des modèles.

2.3.5 Challenges

Le système de recommandation fait face à de nombreux défis pour être étudié et avoir besoin de solutions. Dans cette section, nous allons présenter quelques-uns.

Problème de démarrage à froid

Le problème de démarrage à froid (ou cold start problem) survient principalement lorsque nous avons un nouvel utilisateur sur le site ou lors de l'ajout d'un nouvel élément sur le système. Pour pouvoir redemander des articles aux nouveaux utilisateurs, ces derniers doivent au préalable définir leurs centre d'intérêt afin que le système de recommandation puisse leur recommander des articles en adéquation avec leurs références. Ensuite, afin de rendre un article plus ou moins visible ce dernier doit être évalué par un système de notation attribué par les utilisateurs qui vont définir s'il est bien ou pas et aussi s'il sera plus visible par les autres utilisateurs.

Évolutivité

L'évolutivité ou Scalability mesure la capacité du système à travailler efficacement avec des performances élevées tout en grandissant dans l'information. Le système de recommandation doit recommander des articles aux utilisateurs sans aucun changement tandis que le nombre d'utilisateurs augmente ou le nombre d'articles augmente également. Pour atteindre cela, nous avons besoin de plus de calculs donc un cout élevé.

Attaques shilling

Cela arrive, si un utilisateur malveillant ou un concurrent entre dans un système et commence à donner de fausses notes sur certains articles soit pour augmenter la popularité de l'article, soit pour diminuer sa popularité.

Confidentialité

La confidentialité est l'un des défis importants d'un système de recommandation. Les Systèmes de recommandation objets qui correspond à leurs intérêts. Il faut connaître les données des utilisateurs et à leurs tours ils doivent avoir les informations nécessaires pour recommander.

Diversité

La diversité (ou Diversity) assure que les résultats du recommandeur s'étendent sur autant que possible notre espace objet, et ne viennent pas tous du même cluster.

Mouton gris

Le mouton gris (ou Gray sheep) se produit dans un système où les opinions d'un utilisateur ne correspondent à aucun groupe et donc n'aura aucun résultat de sa recherche.

Nouveauté

Les articles recommandés doivent être régulièrement mis à jour afin de proposer à l'utilisateur plus d'articles susceptibles de l'intéresser.

Problème de parcimonie

Clé principale de parcimonie est un principe consistant à n'utiliser que le minimum de causes élémentaires pour expliquer l'information qui sont susceptibles d'intéresser l'utilisateur. Le problème

de rareté est un problème important dans les systèmes de recommandation, cela se produit lorsqu'un utilisateur à matrice contient des articles et qu'il n'a pas noté ces éléments, tandis que les systèmes de recommandation dépendent des utilisateurs recommander aux autres.

Problème de spécialisation

Les articles recommandés aux utilisateurs proviennent donc soit du profil utilisateur ou bien d'articles préalablement consultés il sera donc impossible à l'utilisateur de découvrir de nouveaux articles ou de nouvelles options.

2.4 Conclusion

Ce chapitre a mis la lumière sur les notions fondamentales relatives aux systèmes de recommandation, à savoir, les différents types de recommandation ainsi que les challenges.

Nous avons commencé par donner une définition succincte des systèmes de recommandation, ensuite nous avons présenté les différents types de recommandation, enfin nous avons cité quelques challenges relatives aux systèmes de recommandations.

Le prochain chapitre présente un état de l'art des principales approches relatives aux systèmes de recommandation dans le domaine du tourisme.

3.1 Introduction

Le secteur du tourisme a connu une croissance fulgurante ces dernières années. Un tel bond en avant a été en partie attribué au développement rapide des technologies de l'information et de la communication à travers le monde, ainsi qu'à l'utilisation généralisée d'Internet, qui a simplifié le processus d'accès aux de grandes quantités de données mondiales provenant de clients potentiels (touristes) sur les points d'intérêt, les plans de voyage et les destinations.

Actuellement, l'e-tourisme prospère dans le secteur social et économique. En revanche, les logiciels d'agences intérimaires jouent un rôle crucial en comblant le fossé entre les clients et le système en recommandant des forfaits de vacances probables et des circuits exaltants. En outre, ces logiciels fournissent une assistance aux clients sur un territoire donné. Cependant, afin d'aider les clients, de nombreuses agences de logiciels ont développé des stratégies innovantes qui fournissent à ces clients des informations utiles à la planification des voyages et à la sélection des destinations de vacances.

Le développement d'une agence de logiciels efficace dépend fortement du SR ou de l'approche de filtrage, ainsi que du processus de communication de données en temps réel.

La question de l'importance et de l'efficacité de l'application des systèmes de recommandation dans le tourisme a suscité beaucoup d'intérêt dans le monde universitaire, mais aussi chez les praticiens.

De nos jours, l'industrie du tourisme a un impact majeur sur l'économie. Ainsi, l'industrie du tourisme devient plus exigeante et complexe, avec des désirs et des besoins à plusieurs niveaux. Elle est flexible, est souvent vécue en voyage, avec une forte demande de perfection et de diversité. Par conséquent, les offres proposées au touriste doivent comporter de multiples options de haute qualité. En outre, le consommateur a besoin d'un changement de service plus agile et d'une durée de vie plus courte pour les services rendus.

Le présent chapitre est dédié à la présentation des travaux les plus importants relatifs aux tourisimes.

3.2 Travaux connexes

3.2.1 Approche hybrides

[Hinze and Junmanee, 2005] proposent un système d'information mobile dédiée au tourisme qui fournit des informations sur les sites touristiques et les événements sur une route de voyage des touristes.

Les données qui peuvent être utilisées pour la personnalisation sont : le profil d'intérêt des touristes, une analyse de leur historique de voyage, et les commentaires des touristes sur les sites touristiques. Les auteurs ont montré que les systèmes existants ne prennent en charge que de manière rudimentaire les recommandations personnalisées.

L'approche a été implémentée sous forme de système de recommandation mobile et a été évaluée sur une série de sources de données personnelles en combinant six sources de données avec trois méthodes de base pour les recommandations. Les sources de données peuvent être utilisées pour résoudre des problèmes tels que la réticence ou l'incapacité de l'utilisateur à définir des profils personnels ou un retour insuffisant pour les recommandations.

Le système est hybride et peut démarrer sans données personnelles de l'utilisateur. Ceci est particulièrement utile pour les utilisateurs dont les données sont insuffisantes, les utilisateurs ne sont pas en mesure de définir leurs intérêts de manière appropriée ou les utilisateurs ayant des intérêts changeants à court terme (comme c'est le cas pour les voyageurs).

[Frikha et al., 2017] ont présenté le rôle des réseaux sociaux comme sources pour le développement de systèmes de recommandation. En outre, ils ont proposé une méthode pour une détermination

implicite de la confiance entre amis Facebook et ont démontré l'importance du facteur temporel dans le calcul de la confiance entre utilisateurs.

Ils ont intégré l'ontologie dans un système de recommandation sociale sémantique pour faire face au manque d'informations sémantiques dans les systèmes de recommandation personnalisés dans le domaine du tourisme.

Le système de recommandation personnalisé proposé a été implémenté et offre de meilleures expériences touristiques pour de nombreux touristes. Le principal objectif derrière l'application d'un système de recommandation personnalisé au tourisme médical est de permettre aux touristes d'avoir des expériences efficaces de recherche d'informations et pour stimuler l'individualisation de l'information touristique. Le système de recommandation touristique a été appliqué au cas du tourisme médical en Tunisie pour aider les utilisateurs intéressés par un voyage en Tunisie à des fins médicales.

Lors de la mise en œuvre du système ; les commentaires recueillis d'utilisateurs réels ont prouvé l'importance de l'approche proposée dans l'amélioration du domaine du tourisme médical.

[Hassannia et al., 2019] proposent une application de recommandation intelligente basée sur un agent Web qui intègre des données en temps réel et un système de filtrage hybride et incorpore des données en temps réel pour recommander des voyages organisés en fonction de la demande du client.

L'objectif principal de cette approche est de mettre à niveau et d'améliorer l'agence logicielle actuelle dans l'écosystème du tourisme, afin d'améliorer l'efficacité du système et de lancer le processus de réalisation d'une industrie touristique véritablement intelligente.

La technologie des agents et le mécanisme de filtrage de recommandation hybride afin d'améliorer le taux de recommandation acceptable pour le client. L'approche proposée contribue à l'industrie du tourisme selon trois différentes manières :

Premièrement, il présente une agence web autonome en ligne pour l'écosystème du tourisme intelligent, basée sur la connexion établie entre tous les secteurs de l'industrie du tourisme.

Deuxièmement, elle conçoit et développe le système basé sur la technologie des agents et le système de filtrage hybride. Troisièmement, elle propose un système de filtrage approprié pour l'industrie du tourisme et pour réaliser la personnalisation des paquets.

Par conséquent, la nouveauté de ce travail de recherche est la conception et le développement d'un système de recommandation en temps réel basé sur la technologie des agents pour soutenir le tourisme intelligent, qui sera utilisé pour trouver le forfait approprié.

3.2.2 Filtrage collaboratif

[Petrevska and Koceski, 2012] proposent un système de recommandation dédié au tourisme et basé sur le filtrage collaboratif. Le système proposé aidera les touristes à identifier leurs vacances idéales.

Le système de recommandation proposé constate des impulsions positives dans le cas de la Macédoine. L'approche est supportée par un outil logiciel capable de générer une liste personnalisée d'articles favorables et sur mesure. Selon les auteurs, les résultats de la recherche indiquent que le portail web touristique national conçu étant capable de générer une liste personnalisée de sites favorables et sur mesure pouvant fournir des performances satisfaisantes. En plus, le système développé peut être d'une grande importance pour tous les acteurs clés du tourisme dans le processus d'identification des mesures nécessaires pour créer un produit touristique compétitif.

[Logesh and Subramaniaswamy, 2016] proposent un système de recommandation de localisation. L'interaction de l'utilisateur se fait par le biais du module d'interface utilisateur, les demandes de l'utilisateur sont transmises au module de prédiction des évaluations. Les évaluations pour les catégories de lieux ont été prédites par le biais de l'algorithme de marche de confiance sociale pertinente.

Pour prédire les évaluations des catégories de localisation, les données du réseau social basées sur la localisation sont utilisées. Ensuite, les évaluations sont calculées et transmises au module de recommandation, où les notes sont exploitées pour établir une liste de lieux à recommander avec l'aide des données LBSN. Les LBSN mentionnent la localisation historique de l'utilisateur et reflètent également les préférences, les expériences et les habitudes de vie de l'utilisateur par rapport aux comportements en ligne des utilisateurs.

L'ingrédient principal de ce travail est la confiance entre les utilisateurs d'un réseau social basé sur la localisation. Chaque utilisateur est capable d'invoquer différentes catégories de lieux et d'évaluer les catégories de lieux en fonction de son expérience. Dans une situation où un utilisateur demande une recommandation de lieu, les évaluations de cet utilisateur sont calculées et les endroits avec les évaluations prédites les plus supérieures sont recommandées à l'utilisateur. Par conséquent, l'utilisation de données LBSN avec les évaluations améliorent la précision des recommandations.

[Rinita and Dietz, 2021] ont conçu et développé un système de recommandation de destination pour calculer des voyages personnalisés et composites pour n'importe quel utilisateur, à partir des

données de mobilité des réseaux sociaux. Le système proposé recommande des voyages composites de 138 villes dans le monde entier. L'application recueille les informations et les préférences de l'utilisateur, telles que la ville d'origine, la ville de destination, le type de voyageur, la durée maximale du voyage et le penchant pour différentes villes, la durée maximale du voyage et la prédilection pour différents types d'événements dans une ville.

La mise en œuvre du système suit diverses étapes d'ingénierie de données, y compris la caractérisation des villes et des voyages, la mise en correspondance des différentes villes avec 10 villes du monde et l'identification des types de voyageurs régionaux. Les auteurs ont présenté un algorithme pour les recommandations composites de voyages en ville basées sur le contenu. Une application web prototype a été déployée qui a servi de plateforme d'évaluation.

3.2.3 Recommandation basée sur le contenu

[Omamah et al., 2019] proposent un système de recommandation touristique, avec l'intégration des avis d'utilisateurs, en trois facteurs différents Basé sur trois facteurs : le nombre d'avis, la notation, et le sentiment, les avis des utilisateurs sont analysés et ensuite utilisés dans la recommandation d'hôtels. Le système a recueilli un ensemble de données (data set) qui contient 515000 avis d'hôtels d'Europe, ces avis provenant du monde entier. Les données principales du système sont les adresses des hôtels, la note moyenne, le nom de l'hôtel, la nationalité de l'évaluateur.

Ce système a été développé à l'aide de Python et du Framework Bootstrap, NLTK et Scikit-learn, et les bibliothèques d'analyse Sentiment Intensity. L'approche proposée permet de faciliter la prise de décision et le processus de recherche d'hôtels pour les touristes.

3.3 Analyse comparative

Dans le tableau ci-dessous, nous allons présenter les différentes approches relatives au tourisme et leurs principales caractéristiques avec une étude comparative qui consiste en plusieurs propositions les plus pertinentes des chercheurs en donnant un résumé pour chaque approche utilisée. Cette comparaison discute aussi les résultats obtenus pour les systèmes de recommandation du tourisme existants.

Le tableau contient des colonnes qui indiquent des critères de comparaison qui sont

- **Approche** : désigne l'approche de chaque papier synthétisé.

- **Catégorie de l'approche** : désigne la catégorie de l'approche utilisée dans les papiers.
- **Source de donnée** indique les sources de données utilisées.
- **Sortie** : indique la production finale de l'approche.
- **Technique utilisée** : indique les méthodes utilisées.
- **Outil logiciel** : désigne si l'approche a été implémentée avec un outil logiciel.
- **Avantages** : présente les principaux avantages de l'approche.

Le tableau suivant répertorie certains des avantages des différents types de méthodes.

Approche	Catégorie	Source de données	Sortie
[Hinze and Junmanee, 2005].	Approche hybride.	Profils d'intérêt des touristes Historique de voyage des touristes Commentaires des touristes.	Recommandation de voyage dans un système d'information mobile.
[Petrevska and Koceski, 2012].	Filtrage collaboratif.	Intérêts personnels Préférences et désirs.	Recommandation touristique.
[Frikha et al., 2017].	Approche hybride.	Réseaux sociaux (amis) Intérêt des utilisateurs basé sur des ontologies.	Recommandation de tourisme sémantique basé sur la confiance sociale.
[Omamah et al., 2019].	Recommandation basée sur le contenu.	Préférences des utilisateurs Avis des utilisateurs.	Recommandation pour le tourisme.
[Raheleh et al., 2019].	Recommandation Hybride.	Données collectées en temps réel.	Recommandation pour le tourisme intelligent.
[Logesh and Subramanias wamy., 2016].	Filtrage collaborative.	Réseaux sociaux.	Recommandation de localisation.
[Rinita and Dietz, 2021].	Recommandation basée sur le filtrage collaboratif.	Réseaux sociaux Datassets – Régions et voyages..	Recommandation pour la planification de trajets urbains composites basé sur l'analyse de la mobilité des déplacements.

TABLE 3.1 – L'analyse comparative partie 1

Approche	Technique utilisées	Outil logiciel	Avantage
[Hinze and Junmanee, 2005].	Hybride (combinaison de plusieurs approches) : Basé sur le contenu Filtrage collaboratif Basé sur la connaissance.	Oui.	Utile pour les utilisateurs qui ne savent pas de définir leurs intérêts.
[Petrevska and Koceski, 2012].	Filtrage collaboratif Profilage des touristes Matching basé sur des vecteurs.	Oui.	Recommandation personnalisé précis.
[Frikha et al., 2017].	Mesures de similarité sémantique.	Outil de l'e-tourisme.	Réduire le problème de sparsité et d'interopérabilité.
[Omamah et al., 2019].	Analyse des sentiments Recommandation basée sur le contenu.	Oui.	Faciliter la prise de décision et les recherche pour les touristes.
[Raheleh et al., 2019].	Technologie agents Recommandation hybride Machine learning.	Oui.	Utilisation des données démographiques.
[Logesh and Subramaniam, 2016].	Algorithmes de machine Learning Social pertinent trust walker (SPTW).	Oui.	Résous le problème de l'automaticité de la planification.
[Rinita and Dietz, 2021].	Annotation Filtrage collaboratif Caractérisation Mapping.	Oui.	Satisfaire les touristes.

TABLE 3.2 – L'analyse comparative partie 2

Les approches exposées codifient usuellement les techniques de recommandation tel que le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu, le filtrage basé sur la connaissance ainsi que leurs hybridations.

Souvent, les systèmes de recommandations souffrent du problème de démarrage à froid car les utilisateurs ne fournissent généralement pas d'évaluations conformes à la qualité des hôtels afin de permettre la recommandation basée sur le filtrage collaboratif, ce qui engendre souvent un problème appelé le démarrage à froid.

La majorité des approches basées sur le profil listé ci-dessus n'ont pas traité de manière appropriée ce concept qui rend les conflits dans les paramètres du profil de l'utilisateur, à titre d'exemple, ses préférences avec son budget vacances.

Le travail accompli s'inspire de toutes les approches les profils, nous avons pour but d'améliorer les travaux de nos pères et de fournir des recommandations rapides et précises.

De ce fait, nous présentons un système de recommandation qui exploite les informations fournies par les utilisateurs ainsi qu'une note accordée par ces derniers afin de recommander des hôtels selon leur pourcentage de popularité.

Cette étude constitue un aperçu global sur l'utilisateur des systèmes de recommandations d'hôtels dans différents domaines, permettant de mettre en avant les différentes techniques de recommandation utilisées, les différentes manières dont elles sont évaluées ainsi que comment présente-ils les recommandations à l'utilisateur.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, on a montré un état de l'art des principales contributions relatives à la recommandation et analyser comment le système de recommandation est utilisé dans les réservations hôtelières. Nous avons vérifié divers travaux présentés selon leurs méthodes. Afin d'examiner ces méthodes, nous avons d'abord déterminé les critères permettant de les caractériser. Enfin, nous utilisons ces critères pour évaluer la méthode à l'étude. Dans le chapitre suivant, nous présenterons notre contribution en détail.

CHAPITRE 4

SYSTÈME DE RECOMMANDATION DE RÉSERVATION

4.1 Introduction

Parmi les techniques informatiques qui servent à faciliter la recherche et l'extraction des informations nécessaires récemment, on cite le système de recommandation qui est une classe d'algorithme permettant de faire des suggestions personnalisées à des utilisateurs en fonction de leurs préférences .c'est une plateforme pour interaction sociale qui permet de proposer à l'utilisateur des produits qui sont susceptibles de l'intéresser , un système doit utiliser toutes les informations possibles pour effectuer une recommandation en temps réel.

Notre travail traite un des systèmes de recommandation les plus intéressant à savoir la réservation d'hôtel en ligne.

La réservation d'hôtel en ligne est un outil, plus précisément un logiciel complexe par lequel on planifie les dates et les durées des séjours de chaque client, ainsi que le paiement correspondant. C'est un système très avancé qui donne au client la possibilité de choisir un hôtel selon ses préférences par exemple un hôtel qui se trouve dans une ville qu'on préfère, possédant les commodités qu'il en faut (chambre double, vue sur mer, de grande classe...). Il représente un outil prometteur pour répondre aux besoins de chaque client.

4.2 Problématique

Un utilisateur sans compétences ou expériences peut rencontrer certains problèmes liés à la réservation d'un hôtel selon ses préférences. Parmi ces problèmes confrontés, on cite :

Répondre aux exigences des clients

Assurer un service de qualité pour faire vivre une bonne expérience pour clients, répondre aux exigences de l'utilisateur avant, pendant et après le séjour.

Problèmes de réservation

Nombreux sont les problèmes rencontrés : surbooking (surréservation), erreur de type de chambre attribué .autant de mauvaises expérience et publicité et cela peut générer une perte de crédibilité pour l'établissement.

Gérer les tarifs

Répondre aux besoins tarifaires des clients.

Transmettre les informations en interne

Une autre problématique est la communication en interne, comment s'assurer que le message a été transmis à la bonne personne (lors du changement de réceptionniste par exemple).

4.3 Solution proposée

Pour pallier à ces problèmes, plusieurs méthodes et approches du système de recommandation (réservation d'hôtel) ont été proposées afin de répondre aux besoins des clients, lorsque le client réserve ses propres séjours, elle apparaît dans le système informatique de l'hôtel avec tous les détails de la réservation, diminution des risques d'annulation ou de perte de réservation si l'hôtel n'est pas joignable.

En résumé, le système de réservation est bénéfique pour un hôtel. Il permet de gagner du temps tout en s'assurant de répondre aux besoins de la clientèle.

4.4 Étapes de création d'un système de recommandation

Dans un monde où la concurrence est de plus en plus rude et mondialisée, le succès ou l'échec de votre business peut grandement être influencée par un paramètre essentiel : la recommandation. En effet, cet élément peut avoir un impact significatif sur votre chiffre d'affaires. Mettons-nous d'accord sur le vocabulaire. La recommandation met en scène le trio de personnes que voici :

Le recommandeur

celui qui recommande une personne.

Le recommandé

celui que le recommandeur désigne comme la meilleure option pour une tâche ou une compétence bien définie.

Le prospect

c'est celui à qui l'on conseille le recommandé si un prospect n'est pas satisfait de votre travail, le recommandeur perd un peu de sa crédibilité et une bonne part du capital confiance dont il jouissait auprès du prospect, c'est pourquoi il faut suivre les étapes suivantes pour une recommandation parfaite.

Avoir une connaissance détaillée des besoins du prospect

Avant de recommander une personne quelle qu'elle soit, vous devez absolument avoir une bonne connaissance des problématiques du prospect telles que

- Spécificités du projet.
- Délai de réalisation.
- Budget alloué.
- Ressources disponibles

Ces informations vous permettront de ne pas faire perdre du temps au prospect et au potentiel recommandé. Plus vous en saurez sur son projet, plus vous serez capable de trouver un profil adapté.

Être garant de la qualité et des aptitudes professionnelles du recommandé

C'est la base. Pourtant, combien de personnes en recommandent d'autres sans réellement connaître leurs valeurs.

Proposez une mise en relation de type « gagnant/gagnant »

Certaines recommandations même lorsqu'elles se concrétisent ne conduisent pas toujours à une transaction. Mais dans tous les cas, vous devez faire en sorte que les 2 parties (recommandé et prospect) aient quelque chose à gagner. Lorsque vous faites une recommandation, votre réputation est en jeu ! Vous ne devez donc jamais rendre service au recommandé au détriment du prospect. En effet, vous briseriez en un instant la relation de confiance bâtie avec ce dernier.

Fournissez au prospect le meilleur pitch de présentation

Il faut avoir une description précise des besoins du prospect pour lui proposer un profil approprié. Toutefois, la bonne connaissance de ses besoins permettra autre chose. En effet, ces informations vous seront très utiles pour parfaitement positionner la personne que vous lui recommandez.

D'une façon générale, si vous avez la confiance du prospect, alors ne lui proposez que des recommandés qui ont votre totale confiance d'un point de vue professionnel. Montrez au prospect de quelle façon vous pouvez attester de la qualité du recommandé.

En résumé, pour faire des recommandations parfaites il vous suffit de

Étape 1 — Récupérez un maximum d'informations sur les besoins du prospect.

Étape 2 — Sélectionnez en conséquence un profil dont vous pouvez attester la qualité.

Étape 3 — Contactez le recommandé en vous assurant que la mise en relation soit bénéfique pour les 2 parties.

Étape 4 — Accordez-vous sur le meilleur pitch de présentation.

4.5 Méthodologie

- Selon les statistiques des voyages, il y a plus de 148,3 millions de personnes qui réservent leurs hébergements, leurs visites guidées et leurs activités sur internet. . En outre, le rôle des agents de cyber-voyage (CTA) tels que TripAdvisor.com, booking.com, Venere.com, etc. influencent de manière spectaculaire le paysage touristique. L'utilisation efficace des techniques de filtrage collaboratif (CF) dans les (CTA) peut augmenter la possibilité de réservation en ligne et acheter.

Générer des recommandations pour les voyageurs est intrinsèquement difficile en raison de l'implication des biens d'expérience est élevé et la qualité de l'hôtel est souvent inconnu avant consommation.

Récemment, le système de recommandation (CARS) est une technique populaire pour traiter le filtrage de l'information, explore les intérêts des clients et présente des informations sur les éléments correspondant à leurs préférences à l'aide des informations de contexte. Bien que CARS ait été appliqué à la recommandation d'hôtel en dans de nombreuses applications, l'approche de modélisation contextuelle souffre également du problème de la rareté des données. Pour relever les défis susmentionnés, cette étude développe un hôtel adapté au gout client.

Tout d'abord, les préférences des utilisateurs pour les hôtels seront filtrées, puis les termes représentatifs dans les examens peuvent être considérés comme les cotes de préférence inférées et peuvent être intégrées à la matrice des caractéristiques de l'utilisateur dans l'imputation technique ; par conséquent, la matrice en cas d'imputation est construite par préférence représentative pour générer les modèles CF.

- L'objectif principal d'un système de filtrage d'information, ou système de recommandation (Recommender System), est de filtrer un flux entrant d'informations de façon personnalisée pour chaque utilisateur, tout en s'adaptant à son besoin. Autrement dit, dans le but de personnaliser la recherche d'information dans un domaine d'application particulier, un système de filtrage collecte, sélectionne, classifie et suggère à l'utilisateur les informations qui répondent vraisemblablement à ses intérêts.

Pour réaliser le filtrage, le moteur du système de recommandation gère les profils des utilisateurs, et les exploite pour sélectionner les documents à transmettre à chacun. Le moteur adapte ces profils au cours du temps en exploitant au mieux le retour de pertinence que les utilisateurs fournissent sur les informations (documents) reçues.

Par exemple, dans la Figure 4.1, la fonction de décision du système traite le flux entrant de documents pour suggérer à l'utilisateur, en consultant son profil, les documents que vraisemblablement il préfère. A son tour, l'utilisateur doit fournir ses évaluations, c'est-à-dire évaluer fréquemment les recommandations, pour que le système comprenne mieux ses besoins en information, et lui fournisse par conséquent de meilleures nouvelles recommandations. ci-dessous une figure qui représente un schéma général du filtrage d'information.

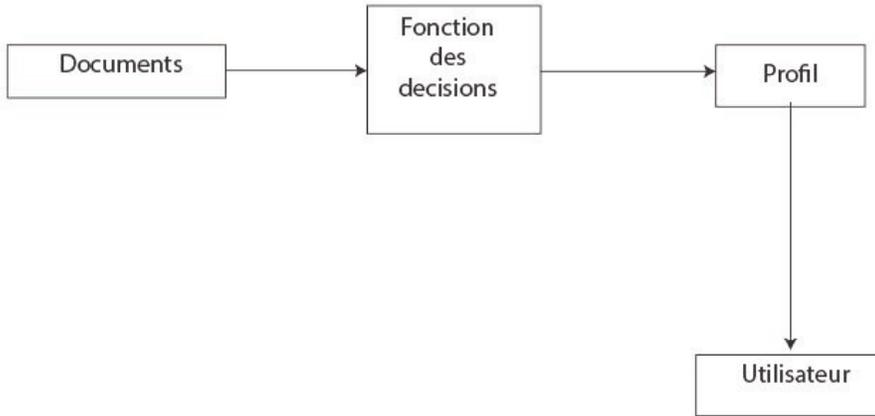


FIGURE 4.1 – Schéma générale du filtrage d'information.

- Actuellement, il existe trois grandes approches de filtrage basé sur le contenu, collaboratif et hybride. Dans notre cas, nous allons nous intéresser spécifiquement à une approche des systèmes de recommandation qui se base sur le filtrage collaboratif.

Le filtrage collaboratif (Collaborative Filtering) regroupe l'ensemble des méthodes qui visent à construire des systèmes de recommandation utilisant les opinions et évaluations d'un groupe pour aider l'individu.

Elle a pour principe d'exploiter les évaluations que des utilisateurs ont faites de certains documents, afin de recommander ces mêmes documents à d'autres utilisateurs, et sans qu'il soit nécessaire d'analyser le contenu des documents [BHK98, GON+92, HKJ+99, RIS+94].

Par exemple, dans la Figure 4.2, supposons que l'on a des communautés formées par la proximité des évaluations des utilisateurs.

Le document sera recommandé à l'utilisateur u , car ce document est apprécié de la communauté G où se trouve l'utilisateur.

Tous les utilisateurs du système de filtrage collaboratif peuvent tirer profit des évaluations des autres en recevant des recommandations pour lesquelles les utilisateurs les plus proches ont émis un jugement de valeur favorable. Grâce à son indépendance vis-à-vis de la représentation des données,

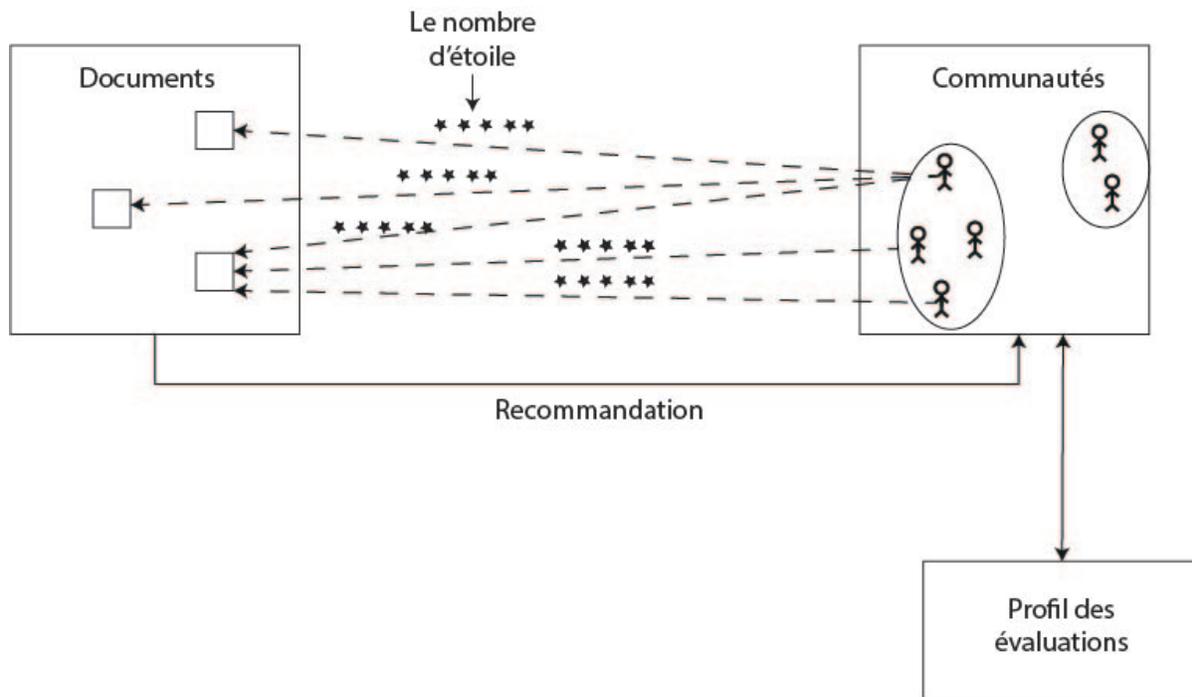


FIGURE 4.2 – Principe général du filtrage collaboratif.

cette technique peut s'appliquer dans les contextes où le contenu est soit indisponible, soit difficile à analyser.

De plus, l'utilisateur est capable de découvrir divers domaines intéressants, car le principe du filtrage collaboratif ne se fonde absolument pas sur la dimension thématique des profils. Un autre avantage du filtrage collaboratif est que les jugements de valeur des utilisateurs intègrent non seulement la dimension thématique mais aussi d'autres facteurs relatifs à la qualité des documents.

De nombreux systèmes de recommandation s'appuient partiellement ou totalement sur le filtrage collaboratif, en raison des avantages importants. On constate néanmoins certains inconvénients de cette technique, incluant le démarrage à froid, la masse critique, le rapport coût-bénéfice et l'expression limitée du besoin.

4.6 Les différentes étapes de filtrage collaboratif

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux systèmes de recommandation qui se basent partiellement ou totalement sur le filtrage collaboratif. Par la suite et pour simplifier, le terme « système de filtrage collaboratif » est utilisé pour désigner, sauf précision autre, un tel système qui génère les recommandations en tenant compte de l'opinion des communautés. Nous donnons dans cette section une description générale des systèmes de filtrage collaboratif, en décrivant les principaux processus ainsi que les facteurs clés.

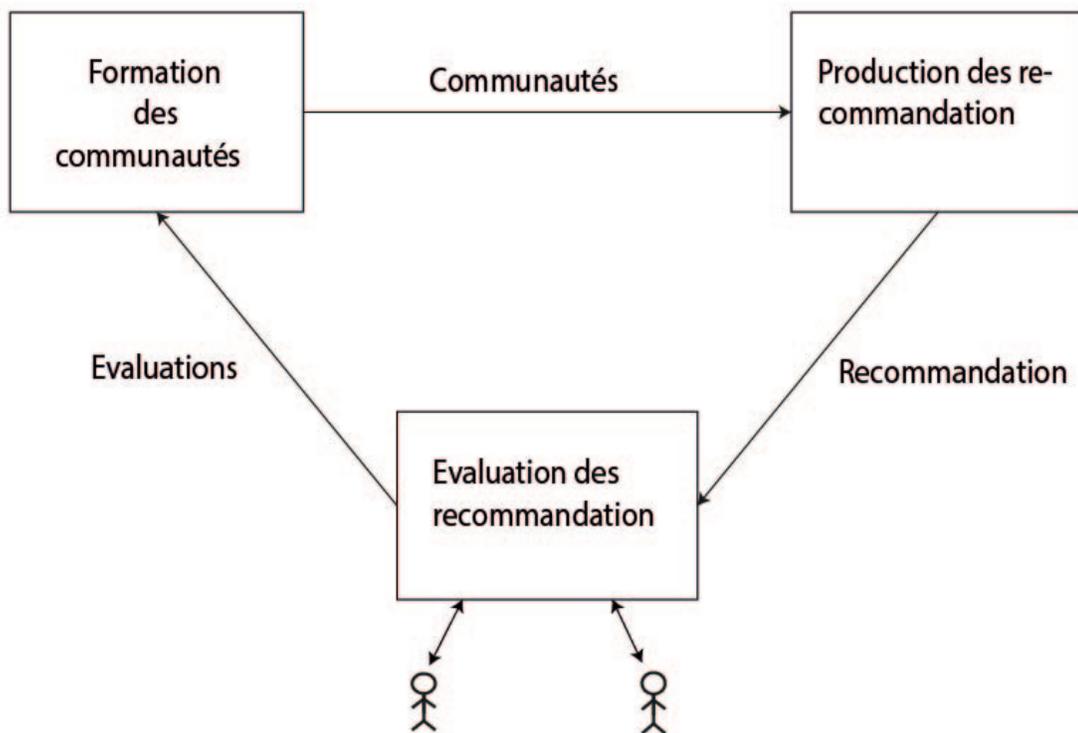


FIGURE 4.3 – Les étapes d'un système de filtrage collaboratif.

4.6.1 Evaluation des recommandations

Selon le principe de base du filtrage collaboratif, les utilisateurs doivent fournir leurs évaluations sur des documents afin que le système forme les communautés. Evaluer une recommandation peut

se faire de façon explicite ou implicite, comme suit.

Explicite

L'utilisateur donne une valeur numérique sur une échelle donnée ou une valeur qualitative de satisfaction, par exemple, mauvaise, moyenne, bonne et excellente. ci-dessous les étapes du système

Implicite

Le système induit la satisfaction de l'utilisateur à travers ses actions. Par exemple, le système estimera qu'une recommandation supprimée correspond à une évaluation très mauvaise, alors qu'une recommandation imprimée ou sauvegardée peut être interprétée comme une bonne évaluation.

Il faut par ailleurs noter que les recommandations qu'évalue un utilisateur peuvent être générées par le système et/ou choisies par l'utilisateur lui-même.

4.6.2 Formation des communautés

Le processus de formation des communautés est le noyau d'un système de filtrage collaboratif. Pour chaque utilisateur, le système doit calculer sa communauté, généralement cela se fait par la proximité des évaluations des utilisateurs. Pour ce faire, on peut calculer dans un premier temps la proximité entre un utilisateur donné et tous les autres.

Enfin, afin de créer concrètement la communauté de l'utilisateur, on applique souvent la méthode des voisins les plus proches en utilisant un seuil pour le niveau de proximité ou un seuil pour la taille maximale de la communauté, en raison de sa performance et sa précision [Her00, HKJ+99].

4.6.3 Production des recommandations

Dans ce dernier processus, une fois la communauté de l'utilisateur créée, le système prédit l'intérêt qu'un document particulier peut présenter pour l'utilisateur en s'appuyant sur les évaluations que les membres de la communauté ont faites de ce même document. Lorsque l'intérêt prédit dépasse un certain seuil, le système recommande le document à l'utilisateur.

4.7 Approche proposée

Notre projet est consiste a réaliser un système de recommandation pour la réservation d'hôtel et pour cela il y'a quelques étapes a suivre : la collecte des données, pré-traitement, classification

des recommandation.

La figure 4.4 représente l'approche proposée et ses différentes étapes

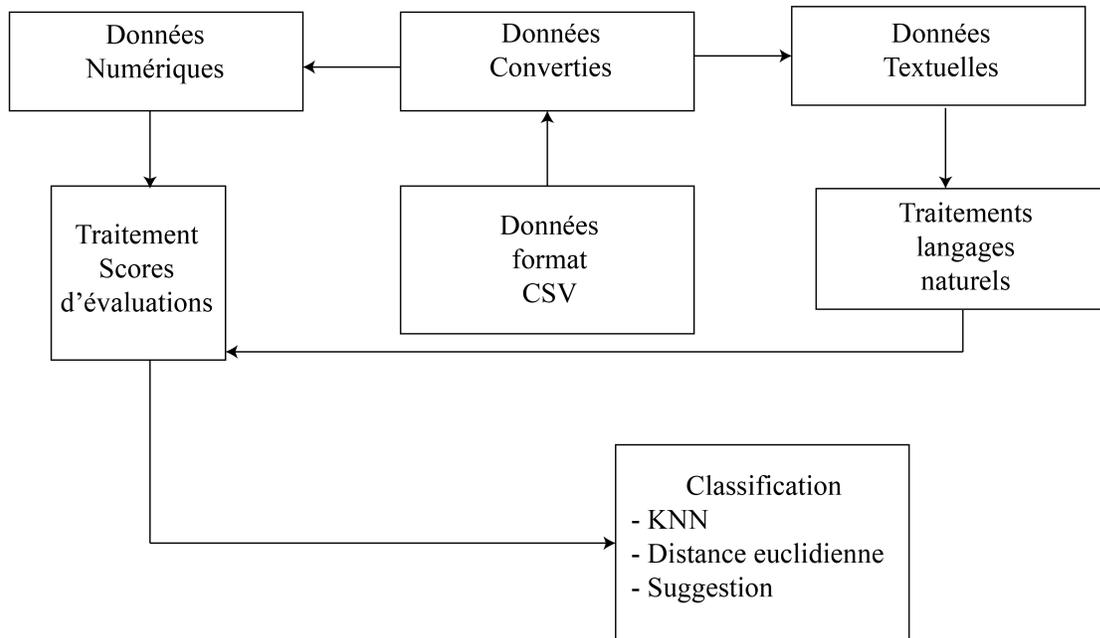


FIGURE 4.4 – Plan général de l'approche.

4.7.1 Collecte de données

La première étape de la recommandation basée sur le filtrage collaboratif est la collecte de données.

Il est important de s'assurer que les données sont informatives et fiables.

4.7.2 Pré-traitement

L'étape suivante est le pré-traitement, qui est une étape recommandée importante et un outil puissant pour le traitement des données de texte.

Dans cette étape, les données sont prêtes à devenir des données pour l'analyse, ce qui est réalisé en modifiant certaines données incorrectes, incomplètes ou répétées.

Filtrage : Le Filtrage est le processus de préparation des données pour l'analyse ou de suppression des caractères et de la ponctuation inutiles. Ce filtrage permet de réduire l'ensemble des données.

Dans notre exemple on a du supprimé du calcul la première colonne de donnée qui est les id ainsi que les trois dernières colonne.

Conversion en nombre Décimal : Les nombres décimaux sont des nombres qui peuvent être écrits avec précision avec un nombre limité de décimales en écriture décimale positionnelle. Le nombre décimal est le quotient de la puissance 10 d'un entier, il apparaît donc comme un nombre rationnel spécial.

Les nombres décimaux peuvent approximer n'importe quel nombre réel, et ces valeurs peuvent être calculées et comparées à l'aide de méthodes similaires aux nombres entiers dans les nombres décimaux.

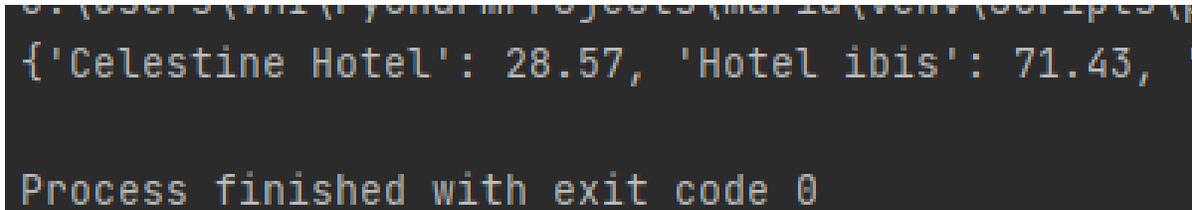
La figure 4.4 représente les résultat de la conversion en réel en appliquant le filtrage.

```
1,4.1,5.2,3.5,0.0,2.0,1.0,8,9,10,Hotel Villa Fontaine,Hotel Marinca & Spa,Hotel ibis,5,6,8.7
2,5.0,3.0,3.0,2.0,2.0,0.0,8,4,6,Hotel ibis,Hotel Villa Fontaine,Hotel Glasgow,6,4,5
3,1.0,0.0,0.0,4.0,5.0,4.0,4,2,3,Hotel Glasgow,Hotel ibis,Richmond Hotel,6,4,5
4,0.0,2.0,1.0,4.0,0.0,3.0,4,6,5,Richmond Hotel,Hotel ibis,Celestine Hotel,7,8,9
5,1.0,0.0,2.0,3.0,3.0,4.0,5,7,8,Celestine Hotel,Hotel ibis,Hotel Glasgow,1,2,0
```

FIGURE 4.5 – Résultat de la conversion en nombre réel.

Conversion en pourcentage : Le pourcentage de l'ensemble ou d'une partie du système physique est le rapport de la mesure (quantité effective ou étendue) de cette partie à la mesure correspondante de l'ensemble (ou système physique), exprimé en fraction de cent. Par conséquent, le pourcentage est un nombre sans dimension (nombre pur), mais rappelant son origine.

La figure 4.5 représente notre conversion en pourcentage lors des résultats de la recommandation.



```
0. (user) (url) (domain) (objects) (mar) (url) (script) (
{'Celestine Hotel': 28.57, 'Hotel ibis': 71.43, '
Process finished with exit code 0
```

FIGURE 4.6 – Résultat de la conversion en pourcentage des recommandations.

4.7.3 Classification des recommandations

Après le traitement des données, la prochaine étape sera la classification recommandée, qui permet l'apprentissage et la mise en œuvre des algorithmes qui ont été explorés.

Algorithme des K plus proches voisins

L'algorithme KNN (K Nearest Neighbors en anglais) est un algorithme essentiel en apprentissage automatique ou «Machine Learning». Dans ce cas, nous disposons d'une base de données d'apprentissage constituée de N paires "entrées-sorties".

Pour estimer la sortie associée à la nouvelle entrée x, la méthode des k plus proches voisins consiste à considérer (à l'identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x selon la distance à définir.

Étant donné que l'algorithme est basé sur la distance, la normalisation peut améliorer sa précision. Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentative des k sorties associées aux k entrées les plus proches de la nouvelle entrée x.

En reconnaissance de formes, l'algorithme du k-plus proche voisin (k-NN) est une méthode non paramétrique de classification et de régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer les entrées dans la catégorie des k plus proches voisins dans l'espace des traits appris à reconnaître.

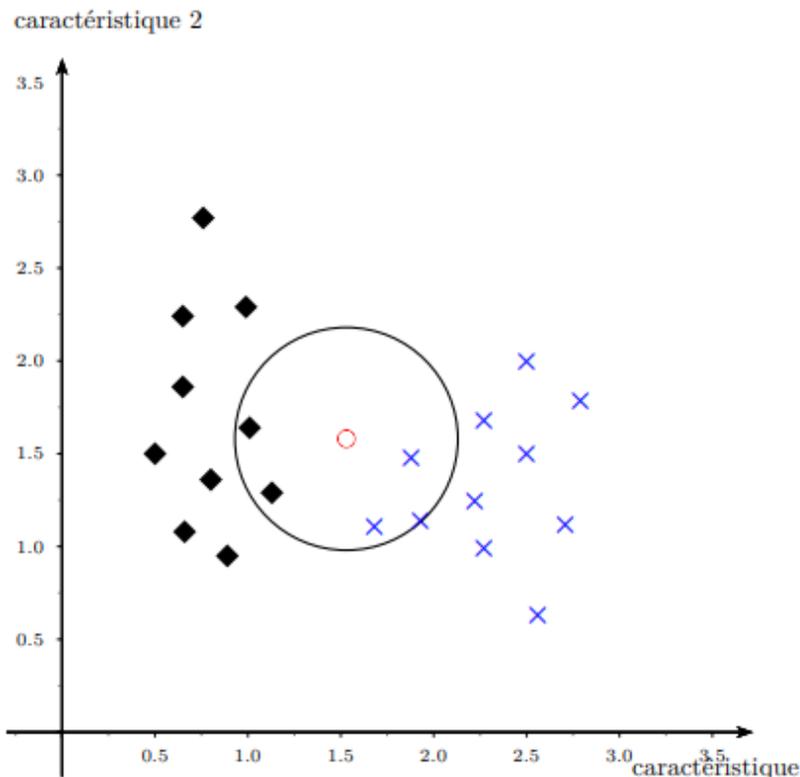


FIGURE 4.7 – Graphe classification.

Algorithme de suggestion

L'algorithme de suggestion comprend la suggestion d'autres hôtels aux utilisateurs qui ont déjà sélectionné ou acheté un article similaire. La technique est simple : il suffit de disposer des statistiques d'un grand nombre d'utilisateurs et Rechercher les k voisins les plus proches de l'utilisateur dans les statistiques, puis proposer la plupart des comportements k voisins les plus proches.

Distance euclidienne

On aura besoin d'écrire une fonction qui retourne la distance euclidienne entre deux points $\text{distance euclidienne}(\text{point1}, \text{point2})$ avec point1 et point2 deux listes de nombres de même dimension n Rappel la formule mathématique pour calculer la distance entre deux points dans un repère orthornormé est

$$d = \sqrt{(x'_1 - x_1)^2 + (x'_2 - x_2)^2 + (x'_3 - x_3)^2 + \dots + (x'_n - x_n)^2}$$

```
def distance_euclidienne(point1, point2):  
    distance_carre = 0  
    for i in range(len(point1)):  
        distance_carre .....  
    return math.sqrt(distance_carre)
```

FIGURE 4.8 – Formule de la distance euclidienne et son code.

- On aura besoin d'une fonction qui parmi des données retourne les k plus proche voisins de point. knn(données, point, k).

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a parlé du système de recommandation plus précisément la réservation d'hôtel en ligne, la liste des problèmes confrontés par l'utilisateur avec des solutions qu'on a proposées. Nous avons présenté les étapes de notre approche adoptée dans notre travail ainsi que les méthodes et les algorithmes utilisés.

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous décrirons le schéma de navigation entre l'interface et notre application, ainsi que les différents environnements matériels et logiciels utilisés dans le développement de notre système. Ensuite, nous évaluerons notre système et testerons son efficacité. Enfin, nous développerons et expliquerons les différentes interfaces de notre application.

5.2 Architecture de l'application

L'application se décompose en trois phases :

La première étant la phase d'authentification qui permet à l'utilisateur de se connecter avec un Nom de compte et un Mot de passe unique l'habilitant ainsi à se connecter à l'application.

La seconde phase sera celle où l'utilisateur demandera une recommandation d'hôtel, l'application ira piocher dans la base de données conçue à cet effet, les hôtels aillons le plus haut score de recommandation en pourcentage (a noté que le score est attribué par d'autres utilisateurs en fonction de la qualité de service de l'hôtel et la satisfaction du client).

Enfin la dernière phase, qui est le choix et la réservation de l'hôtel, se définit par le renseignement de certaines informations nécessaires au bon déroulement de la réservation.

- La Page principal qui contiendra :
- Un bouton qui va mener vers le mémoire.
- Un bouton qui va mener vers l'application.

- Connexion et Authentification

- La page d'accueil qui contiendra :
- Un bouton afin de commencer la recommandation.
- Un espace ou les recommandation vont s'afficher.
- Un bouton afin de confirmer le choix de l'hôtel et de réserver.

- La page d'enregistrement qui contiendra :
- Des champs pour remplir les informations personnels du client.
- Un bouton pour confirmer la réservation.

- Après avoir confirmer la réservation les informations s'afficherons sur une feuille excel

Dans la figure 5.1 nous avons réaliser un schéma d'activité de l'application

- Pour commencer la première page de l'application est une interface " Principale ". Elle se compose au niveau de la barre de fenêtre d'un bouton " Nouveau " qui lui a son tour se compose du " Quitter " afin de quitter l'application. Au niveau du cœur de l'interface on a le bouton " Lire le mémoire " qui nous mène directement a notre mémoire et un deuxième bouton " Consulter l'application " qui va nous mener vers une autre notre application.

- Dans la deuxième interface on a le bouton " Connexion " qui nous mène directement a une autre interface pour s'authentifier. Si le nom de compte ou le mot de passe est incorrecte un message d'erreur s'affichera sinon il nous mènera vers l'interface d'accueil de la recommandation.

- Après l'authentification on a l'interface ou notre système de recommandation va travailler, on a le bouton "Commencer" qui va lui nous afficher les résultats des recommandations en pourcentage. Une fois le choix est fait on a dans la même interface le bouton " Choisir et confirmer la

réservation ” qui va nous emmener vers l’interface d’enregistrement pour saisir toutes les informations du client et les enregistrer sur une feuille Excel qu’on pourra consulter, ainsi qu’un bouton ” Quitter ”.

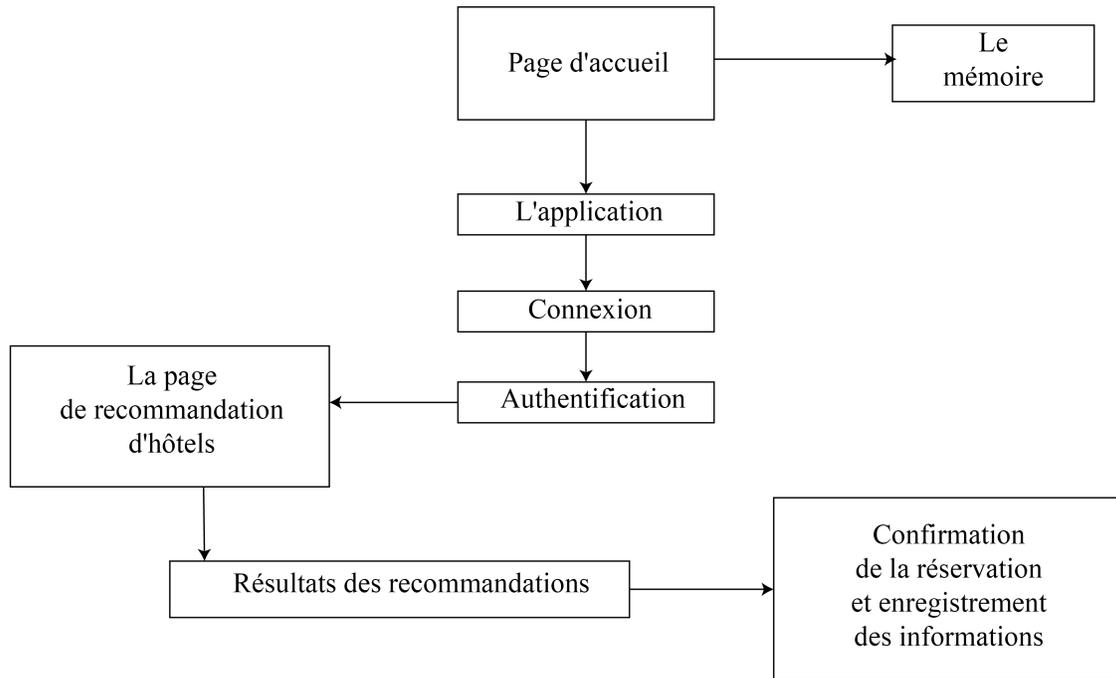


FIGURE 5.1 – Schéma du déroulement de l’application.

5.3 Environnement d’expérimentation

5.3.1 Environnement matériel

Tout le travail a été réalisé avec un processeur intel core i7 d’une fréquence de 2.50GHz et 8GO de mémoire sous la plateforme windows 10.

5.3.2 Environnement logiciel

Nous avons implémenté notre application desktop en utilisant la bibliothèque graphique Tkinter, les algorithmiques d'apprentissage utiliser pour calculer les recommandations on été codé en python, on a utiliser les fichiers CSV (Comma-Separated Values) pour la base de données des hôtels.

Python

Python¹ Créé par Guido van Rossum en 1991 est un langage de programmation interprété, open source, multi-paradigme et multiplateformes le plus utilise dans le domaine du Machine Learning, du Big Data et de la Data Science.

Voici quelques bibliothèque qu'on a utilisé dans notre application

- **Pandas** : est une bibliothèque de manipulation et d'analyse de données écrite pour le langage de programmation Python.

En particulier, il fournit des structures de données et des opérations pour manipuler des tables de valeurs et des séries temporelles.

On le télécharge a partir du terminal avec la commande " pip install pandas "

- **Tkinter** : est la bibliothèque graphique gratuite originale du langage Python, permettant la création d'interfaces graphiques.
Il provient d'une version adaptée de la librairie graphique Tk écrite pour Tcl.

5.3.3 Anaconda

Anaconda est une distribution libre le berceau du développement d'applications de science des données python. Un mouvement de data scientists et a l'apprentissage automatique open source.

1. Python Release Python 3.9.6 — Python.org

5.3.4 TensorFlow

TensorFlow² est un outil open source d'apprentissage automatique (machine learning), d'apprentissage profond et d'analyses statistiques et prédictives.

A l'instar de plateformes similaires, il vise à rationaliser le développement et l'exécution d'applications analytiques avancées destinées aux data-scientists, statisticiens et modélisateurs prédictifs.

On peut le concevoir comme un système de programmation dans lequel les calculs sont représentés sous forme de graphiques.

Les nœuds du graphique représentent les opérations mathématiques, et les bordures représentent des flèches de données multidimensionnelles communiquées entre elles : les tensors.

5.3.5 Anaconda Navigator

Anaconda Navigator³ est une interface utilisateur graphique (GUI) de bureau incluse dans la distribution Anaconda qui vous permet de lancer des applications et de gérer facilement les packages, les environnements et les canaux conda sans utiliser de ligne de commande figure 5.2.

Navigator peut rechercher des packages, sur Anaconda.org ou dans un référentiel Anaconda local.

2. anaconda.org/conda-forge/tensorflow.

3. Anaconda — Individual Edition

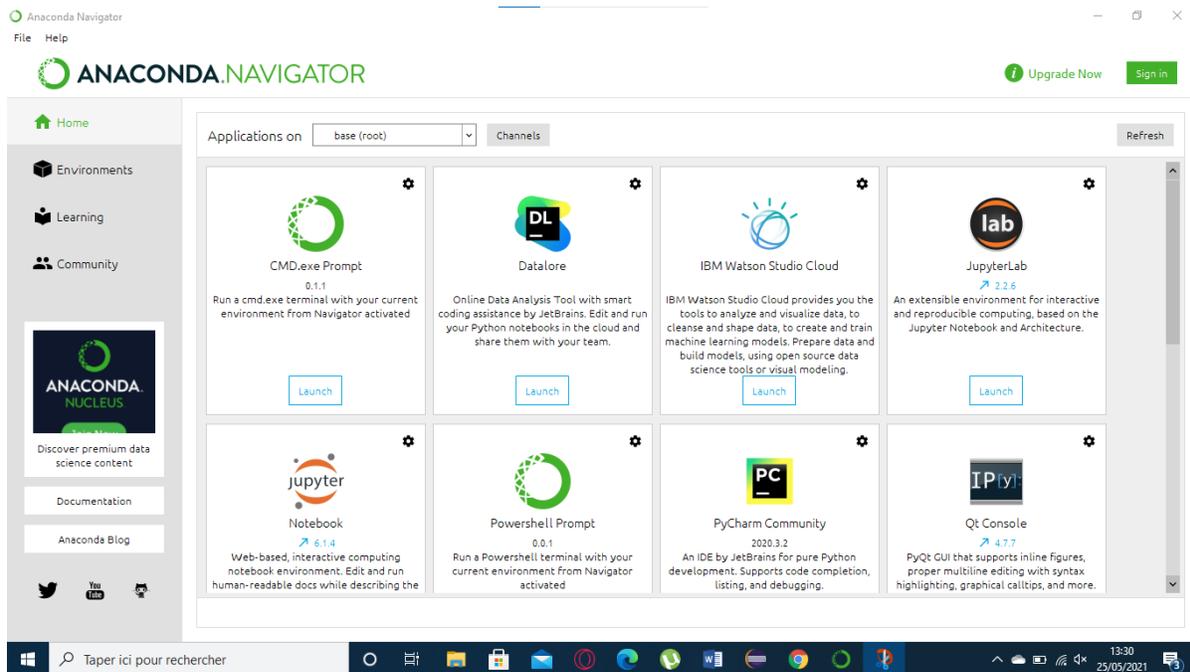


FIGURE 5.2 – Anaconda navigator.

5.3.6 Anaconda prompt

Prompt est une bibliothèque pour demander des entrées sur la ligne de commande pour python3.3+. C'est du code python pur sans dépendances.

- Pour installer et créer un environnement :

```
Conda create – name myenv python 3.6
```

```
Proceed ([y]/n)?y
```

- Accéder et quitter l'environnement :

```
Accéder : (base) c : users vmi - activate myenv, Quitter : (myenv) c : users vmi - deactivate
```

- Install tensorflow : Copier le lien du téléchargement

- Importer tensorflow :

```
(myenv) c : uses vmi - python
```

```
- import tensorflow
```

- Sélectionner l'environnement sur anaconda

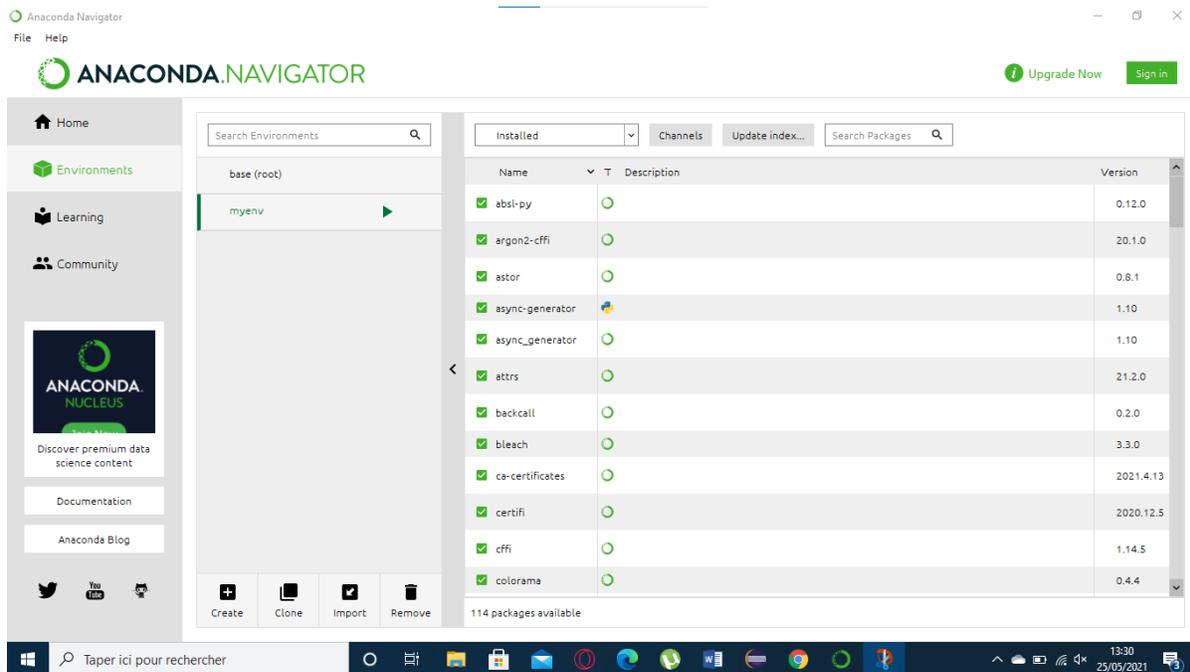


FIGURE 5.3 – L’environnement d’anaconda.

5.3.7 Le fichier csv

Le sigle CSV signifie Comma-Separated Values, est l’un des fichiers les plus simples à créer à partir Excel.

Il s’agit d’un fichier texte qui utilise des virgules pour séparer les éléments de données.

Ce fichier est facile à lire et à comprendre, tant par l’homme que par les applications informatiques.

user_id	hotel_name	rating	price	near_station	restaurant	entertain	shopping_mall	convenience_store	trip_type	companion	destination
user1	Marunouchi Hotel	9,8248	0.215053763	0.215053763	0.161290323	0.193548387	0.215053763	leisure	couple	tokyo	
user1	HOTEL MYSTAYS Handeda	9,6124	0.268292683	0.487804878	0.024390244	0.0.219512195	business	family	tokyo		
user1	Richmond Hotel Premier Asakusa International	9,8166	0.134146341	0.243902439	0.158536585	0.243902439	0.219512195	business	family	tokyo	
user1	Ueno First City Hotel	8,6186	0.120879121	0.21978022	0.21978022	0.21978022	leisure	friend	tokyo		
user1	Daiwa Roynet Hotel Tokyo Akabane	9,6186	0.135135135	0.27027027	0.27027027	0.054054054	0.27027027	leisure	family	tokyo	
user1	Mandarin Oriental Tokyo	9,23050	0.15942029	0.289855072	0.130434783	0.130434783	0.289855072	leisure	family	tokyo	
user1	APA Hotel Shinbashi Toranomon	8,6805	0.202531646	0.253164557	0.253164557	0.037974684	0.253164557	business	friend	tokyo	
user1	APA Hotel Shinagawa Sengakuji Eki-Mae	8,2134	0.142857143	0.571428571	0.0.085714286	0.2	leisure	solo	tokyo		
user1	HOTEL MYSTAYS Asakusa bashi	8,4640	0.105263158	0.350877193	0.192982456	0.0.350877193	leisure	family	tokyo		
user1	HOTEL MYSTAYS Ueno East	8,2870	0.076923077	0.384615385	0.096153846	0.057692308	0.384615385	leisure	solo	tokyo	
user1	Hotel Kaminarimon	8,5,2134	0.180722892	0.240963855	0.108433735	0.240963855	0.228915663	business	solo	tokyo	
user1	APA Hotel Keisei Ueno Ekimae	8,4021	0.166666667	0.208333333	0.208333333	0.208333333	0.208333333	business	couple	tokyo	
user1	APA Hotel Ginza-Takaracho	8,3402	0.139240506	0.253164557	0.126582278	0.227848101	0.253164557	leisure	couple	tokyo	
user1	APA Hotel Okachimachi Eki-Kita	5,8,6681	0.166666667	0.208333333	0.208333333	0.208333333	0.208333333	leisure	friend	tokyo	
user1	Hotel New Tohoku	8,4899	0.133333333	0.222222222	0.2.0.222222222	0.222222222	leisure	friend	tokyo		
user1	APA Hotel Tokyo Kudanshita	7,5,5258	0.098039216	0.392156863	0.078431373	0.039215686	0.392156863	leisure	friend	tokyo	
user1	Ace Inn Asakusa	8,773	0.170212766	0.425531915	0.063829787	0.042553191	0.29787234	leisure	solo	tokyo	
user1	APA Hotel Nihombashi Hamacho-eki Minami	8,6496	0.25	0.555555556	0.0.027777778	0.166666667	leisure	family	tokyo		
user1	E Hotel Higashi Shinjuku	7,5,6712	0.105263158	0.263157895	0.263157895	0.105263158	0.263157895	business	family	tokyo	
user1	The Nell Ueno Okachimachi	8,1794	0.183673469	0.204081633	0.204081633	0.204081633	0.204081633	business	couple	tokyo	
user1	Holiday View Inn	8,4640	0.115942029	0.289855072	0.231884058	0.072463768	0.289855072	leisure	couple	tokyo	
user1	Koraku Garden Hotel	7,5,2372	0.055555556	0.37037037	0.111111111	0.092592593	0.37037037	business	couple	tokyo	

FIGURE 5.4 – L'échantillon de donnée csv.

5.3.8 Adobe illustrator

Adobe Illustrator⁴ est l'une des gammes de logiciels utilisés par Adobe pour créer des graphiques vectoriels, peut être utilisé indépendamment ou en complément de Photoshop, il offre de puissants outils de dessin vectoriel.

Les images vectorielles sont constituées de courbes générées par des formules mathématiques.

L'un des principaux outils d'Illustrator est le "la plume" qui vous permet de dessiner des courbes parfaitement visibles en plaçant des points d'ancrage et des tangentes qui modifieront leur courbure.

L'un des avantages des images vectorielles est qu'elles sont indépendantes de la résolution, c'est-à-dire qu'elles ne perdent pas de qualité lorsqu'elles sont agrandies.

Adapté à la création de documents papier ainsi qu'aux illustrations pour l'Internet (logos, affiches, etc.) ce logiciel est orienté vers le marché professionnel, il intègre de nombreuses options pour améliorer la productivité.

4. Download Adobe Illustrator CC - latest version (softonic.com)

5.3.9 Dataset

Pour l'efficacité de notre système de recommandation nous avons travaillé avec un dataset qui contient plusieurs hôtels créé dans le but de classer les hôtels par rapport au notes des clients précédents et de leurs ressentie.

5.4 Implémentation

Dans cette partie, nous allons montrer les différentes interfaces de notre application et expliquer l'utilité de chaque interface.

Page principale

C'est la première interface accessible par l'utilisateur



FIGURE 5.5 – Page principale.

La figure 5.6 suivante représente l'interface qui donne accès a notre mémoire lié au bouton "lire le mémoire" qui se trouve sur la page principale.

Et ceci afin de suivre le mode d'emploi de notre application.

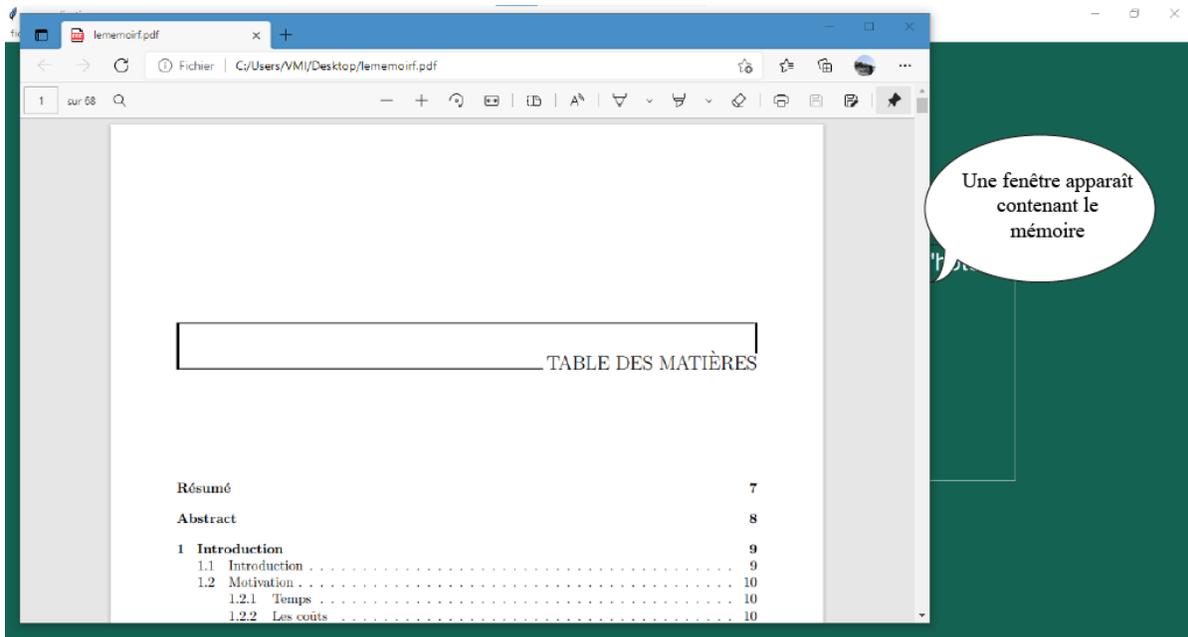


FIGURE 5.6 – Consulter le mémoire.

Page de connexion

Cette page est l'une des étapes essentielles pour pouvoir accéder au système qui nous recommandera des hôtels.

Cette étape nous permet de nous connecter à l'application.

Elle possède un nom d'utilisateur ainsi qu'un mot de passe unique.

Si ces derniers sont corrects, une autre interface va apparaître, sinon un message d'erreur en rouge apparaîtra.



FIGURE 5.7 – Page D’authentification.

Ceci est un message d’erreur lorsque nous introduisons de fausses informations.



FIGURE 5.8 – Message d’erreur.

Page d'accueil

Cette interface est la page d'accueil des recommandation, ici s'affiche les recommandations d'hôtels que le système calcul.

Cette page permet aussi de faire un choix d'hôtel et de réserver en cliquant sur le bouton "Choisir et confirmer la réservation".

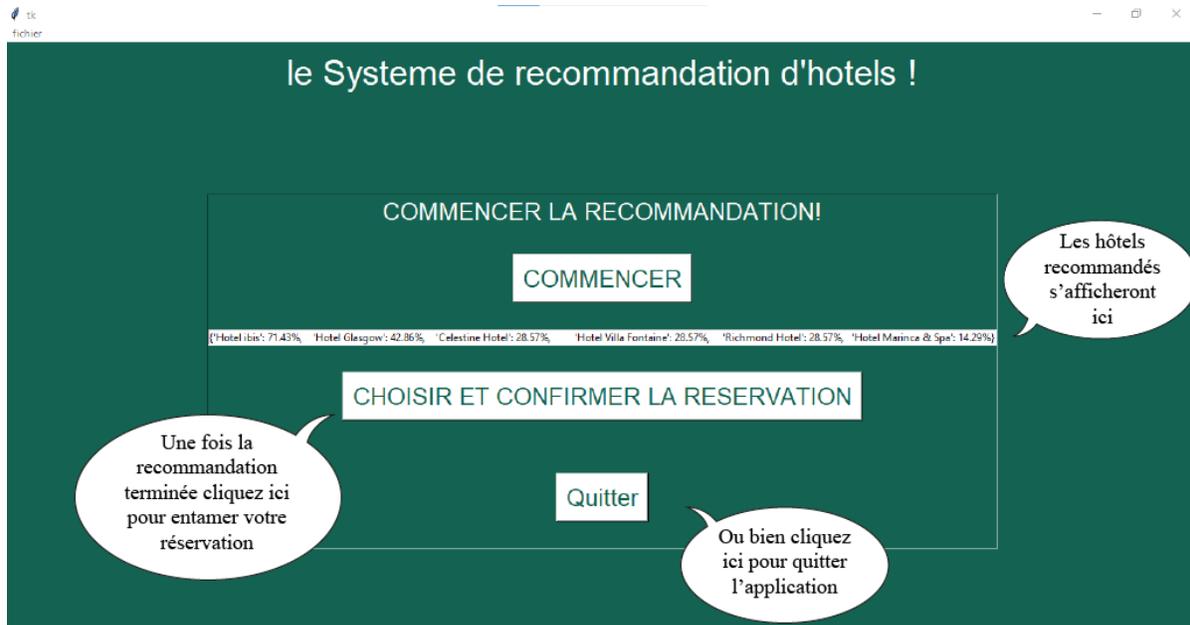


FIGURE 5.9 – Page de la recommandation.

Page d'enregistrement

Cette interface est la page final de notre application elle permet de faire le choix d'hôtel et de confirmer la réservation en introduisons quelques informations obligation.

Ces dernières seront envoyé est enregistrer dans un registre excel (La figure 5.11)

Confirmation de la réservation de l'hotel qui vous a été recommandé et choisi par vous !

Nom et Prénom	aissat maria
date de naissance	05-08-1999
Email	maria.aissat@hotmail.com
Date d'arrivée	15-12-2021
Date de départ	30-12-2021
Numéro de chambre	20
Autre	Rien

Submit

Une fois tous les renseignements saisis cliqué sur Submit

FIGURE 5.10 – Confirmation et enregistrement de la réservation.

	A	B	C	D	E	F	G
1	Nom et prénom	Date de naissance	Email	Date d'arrivée	Date de départ	Numéro de ch	Autre
2	Djermouni marie	09/09/1958	marie@hotmail.com	01/01/2022	01/02/2022	4	Rien
3	aissat abderrahim	02/02/1968	yes@hotmail.com	04/08/2022	20/08/2022	8	yes
4	abderraouf aissat	19/06/1965	prenom@hotmail.fr	08/08/2022	05/05/2022	16	yes
5	Raouf aissat	16/09/1995	nom@gmail.com	04/05/2022	08/05/2022	9	yes
6	maria aissat	05/08/1999	aissat.marie@hotmail.com	05/09/2021	05/10/2021	15	Rien
7							
8							
9							
10							
11							
12							
13							

Nous retrouvons ici toutes les informations relatives aux réservations effectuées par les utilisateurs

FIGURE 5.11 – Registre des réservations.

5.5 Évaluation

Nous constatons que les méthodes et algorithmes de notre approche proposée pour la recommandation des hôtels pour nos clients à savoir le filtrage collaboratif d'informations donnent des résultats très intéressants et concluants.

Le filtrage collaboratif se propose de recommander aux utilisateurs certains articles qu'ils n'ont pas encore lus en se basant sur les opinions du groupe d'utilisateurs similaires.

Cela requiert la prise en compte de différentes sources d'informations sur l'utilisateur (préférences précédemment déclarées, commentaires et évaluations sur les réseaux sociaux, etc.) et leurs corrélations avec le contenu des documents qui lui sont proposés.

5.6 Conclusion

A travers ce chapitre nous avons présenté l'environnement matériel et logiciel utilisé ainsi que une explication de notre système de recommandation qui est basée sur des méthodes de filtrage collaboratif, on a aussi présenté les résultats finaux de notre cas pratique avec des figures.

A travers ce chapitre nous avons présenté l’environnement matériel et logiciel utilisé ainsi que une explication de notre système de recommandation qui est basée sur des méthodes de filtrage collaboratif, on a aussi présenté les résultats finaux de notre cas pratique avec des figures.

6.1 Conclusion

Les systèmes de recommandation sont devenus, à l’instar des moteurs de recherche, un outil incontournable pour tout application focalisée sur un certain type d’articles disponibles dans un catalogue riche, que ces articles soient des objets, des produits culturels (livres, films, morceaux de musique, etc.), des éléments d’information (news) ou encore simplement des pages (liens hypertextes). L’objectif de ces systèmes est de sélectionner, dans leur catalogue, les items les plus susceptibles d’intéresser un utilisateur particulier.

Le travail présenté dans ce mémoire rentre dans le cadre du contexte de la recommandation d’une réservation d’hôtel en ligne. Nous avons donné une vue globale sur ce domaine en introduisant la notion de recommandation sociale basée sur les approches qui calculent les similarités entre items pour la prédiction des notes à l’aide des similarités et des profils des utilisateurs pour faire des recommandations des meilleures notes prédites.

6.2 Rappel du cadre et objectifs du mémoire

Les travaux décrits dans ce mémoire portent sur la problématique des systèmes de recommandation pour la réservation d'un hôtel en ligne.

Ces travaux ont pour principal objectif d'aider les utilisateurs à choisir un hôtel selon leurs préférences et besoins en appliquant certaines approches liées aux systèmes de recommandation.

Un état de l'art sur les approches des systèmes de recommandation relatives au tourisme nous a permis de cadrer la problématique, limiter le domaine de recherche et de retenir principalement les approches des systèmes de recommandation dédiés au tourisme en général.

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 afin de mener à bien notre travail.

Nous avons présenté une approche pour la recommandation d'hôtel supportée par un outil logiciel. L'application mise en œuvre est flexible, simple et conviviale.

6.3 Perspectives et travaux futures

Conscientes des limites que présentent nos travaux et de la continuité des travaux qui peut être mise en œuvre, nous avons envisagé les perspectives principales suivantes

- Appliquer les approches du système de recommandation dans le but d'avoir de meilleurs résultats.

Nous envisageons d'intégrer la confiance dans notre système de recommandation, et ceux en se basant non seulement sur la similarité mais aussi sur la confiance existante entre les utilisateurs de notre application.

Aider nos utilisateurs à décider lors du processus de recherche d'hôtels. Et enfin, concevoir un système de recommandation plus efficace et précis tout en répondant aux besoins de nos utilisateurs.

- [1] [Adomavicius and Tuzhilin, 2005] Gediminas Adomavicius and Alexander Tuzhilin, (2005). Toward the next generation of recommender systems : A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, 17(6), pp.734–749.
- [2] Alolama, Yousuf, "Recommender Systems and Amazon Marketing Bias" (2020). Thesis. Rochester Institute of Technology.
- [3] Billsus, Daniel, et Michael J. Pazzani. 1998. «Learning collaborative information filters». *Proc. 15th International Conf on Machine Learning*, p. 46-54.
- [4] Biljana PETREVSKA , Saso KOCESKI, 2012. "Tourism Recommendation System : Empirical Investigation," *Revista de turism - studii si cercetari in turism / Journal of tourism - studies and research in tourism*, "Stefan cel Mare" University of Suceava, Romania, Faculty of Economics and Public Administration - Economy, Business Administration and Tourism Department., vol. 14(14), pages 11-18, December.
- [5] Burke, R. (2000). Knowledge-Based Recommender Systems. Dans Kent, A. (Éd.), *Encyclopedia of Library and Information Systems* (Vol. 69) : Marcel Dekker.
- [6] Bushra Ramzan, Imran Sarwar Bajwa , Noreen Jamil, Farhaan Mirza, An Intelligent Data Analysis for Hotel Recommendation Systems using Machine Learning.

- [7] Canny, John 2002b. «Collaborative Filtering with Privacy». In Proceedings of the 2002 IEEE Symposium on Security and Privacy : IEEE Computer Society.
- [8] Claypool, M., A. Gokhale, T. Miranda, P. Murnikov, D. Netes et M. Sartin. 1999. «Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper». [n SIGIR '99 Workshop Recommender Systems : Algorithms and Evaluation : ACM.
- [9] Diego Antognini, Boi Faltings, HotelRec : a Novel Very Large-Scale Hotel Recommendation Dataset.
- [10] Frikha, M., M. Mhiri, and F. Gargouri (2017) Social Trust Based Semantic Tourism Recommender System : A Case of Medical Tourism in Tunisia. European Journal of Tourism Research 17, pp. 59-82.
- [11] Groh, Georg, et Christian Ehmig. 2007. «Recommendations in taste related domains : collaborative filtering vs. social filtering». In Proceedings of the 2007 international ACM conference on Supporting group work : ACM.
- [12] Hassannia, Raheleh , Vatankhah Barenji, Ali , Li, Zhi , Alipour, Habib. (2019). Web-Based Recommendation System for Smart Tourism : Multiagent Technology. Sustainability. 11. 323. 10.3390/su11020323.
- [13] Herlocker, J., L., Konstan, J., A., Terveen, L., G., Riedl, J., T. . (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Trans. Inf. Syst., 22(1), 5-53.
- [14] J. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In Proceedings of UAI-1998, pages 43–52. San Francisco, CA : Morgan Kaufmann Publishers, 1998.
- [15] John Wheal, Yanyan Yang ,CSRecommender : A Cloud Service Searching and Recommendation System.
- [16] [Linden et al., 2003] Linden, G., Smith, B. and York, J. (2003). Amazon.com Recommendations : Item-to-Item Collaborative Filtering. IEEE Internet Computing 7, 76–80.

- [17] O. Alnogaithan, S. Algazlan, A. Aljuraiban and A. A. Shargabi, "Tourism Recommendation System Based on User Reviews," 2019 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT), 2019, pp. 1-5, doi : 10.1109/3ICT.2019.8910312.
- [18] Pavlov, Dmitry Y., et David M. Pennock. 2002. «A maximum entropy approach to collaborative filtering in dynamic, sparse, high-dimensional domains». In Neural Information Processing Systems.
- [19] R., Logesh , V, Subramaniaswamy. (2016). A Collaborative Location Based Travel Recommendation System through Enhanced Rating Prediction for the Group of Users. Computational Intelligence and Neuroscience. 2016. 1-28. 10.1155/2016/1291358.
- [20] Resnick and Varian, 1997] Resnick, P. and Varian, H. R. (1997). Recommender systems. Commun. ACM 40, 56–58.
- [21] Ricco Rakotomalala, filtrage colaboratif et système de recommandation.
- [22] Roy, Rinita and Linus W. Dietz. "TripRec - A Recommender System for Planning Composite City Trips Based on Travel Mobility Analysis." WebTour@WSDM (2021).
- [23] Stoti, Nadia (2006). Inférer la confiance dans les systèmes de recommandation collaboratifs. Cours : gestion des connaissances. Montreal, HEC