

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de 8 Mai 1945 – Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière

Département d'Informatique



Mémoire de Fin d'études Master

Filière : Informatique

Option : Système Informatique

Thème :

Nouvelle Méthode de démarrage à froid pour les systèmes de recommandation.

Encadré Par :

Dr. Mohammed CHAOUI

Présenté par :

Saida SOUILAH

Juillet 2019

Résumé

Les systèmes de recommandation sont des outils dont l'objectif est de proposer des items pertinents à l'utilisateur. En d'autres termes, ils tentent de prédire pour un utilisateur l'intérêt d'un item. L'item dans ce contexte peut être un produit à acheter, un morceau de musique à écouter, un film à regarder, un livre à lire, une page web à consulter, ou bien autre chose. L'un des problèmes majeurs des systèmes de recommandation basés sur le filtrage collaboratif est de fournir des recommandations à un nouvel utilisateur ou de rechercher un utilisateur cible pour un nouvel élément. Ceci est appelé problème de démarrage à froid, ce problème est dû à un manque d'informations sur ladite entité et constitue un problème très important à traiter.

De nombreuses solutions ont été suggérées pour un problème de démarrage à froid. Ces solutions ne sont pas concentrées sur la question de la personnalisation, ce qui implique une recommandation des items connus, populaires, avec un score élevé et des fois les plus récents. L'inverse est peu recommandé et reste toujours non recommandé surtout dans les systèmes où il y a une évaluation des items. Le problème ici se focalise sur probablement le non satisfaction des utilisateurs.

Afin de minimiser l'impact de ces dépendances, l'information personnelle peut jouer un rôle important, dans lequel nous proposons un système de recommandation pour les films basé sur l'analyse du sentiment de l'utilisateur.

Notre proposition fait l'objet d'une présentation à la conférence « IAM 2019 » à Guelma. Le papier a été accepté pour une publication dans le journal « IJIAM » (International Journal of Informatics and Applied Mathematics).

Mots-clés : Systèmes de recommandation, émotion, item, problème de démarrage à froid et personnalisation.

Abstract

Recommendation systems are tools whose purpose is to provide relevant items to the user. In other words, they try to predict for a user the interest of an item. The item in this context can be a product to buy, a piece of music to listen to, a movie to watch, a book to read, a web page to consult, or something else. One of the major problems of the Recommendation systems based on collaborative filtering is to provide recommendations to a new user or to search for a target user for a new item. This problem named “cold start problem”, which is due to a lack of information about this entity and is a very important problem to deal with.

Many solutions have suggested for a cold start problem. These solutions are not focused on the issue of personalization, which involves a recommendation of known items, popular, with a high score and the most recent times. The reverse is not recommended and is still not recommended especially in systems where there is an evaluation of items. The problem here is probably focused on the dissatisfaction of users.

In order to minimize the impact of these dependencies, personal information can play an important role, in which we propose a recommendation system for movies based on user sentiment analysis.

Our work is accepted and presented in “IAM 2019” conference in Guelma city. After that, it was selected for publication in “IJIAM” journal (International Journal of Informatics and Applied Mathematics).

Keywords: Cold start problem, recommendation systems, emotion, preferences, and item.

ملخص

انظمة التوصية هي ادوات تهدف الى توفير العناصر ذات الصلة للمستخدم بمعنى اخر محاولة التنبؤ لمستخدم بمصلحة عنصر ما . يمكن ان يكون العناصر في هذا السياق منتجا للشراء او مقطعا موسيقيا للاستماع اليه او فيلما للمشاهدة او كتابا للقراءة ، او صفحة ويب للتشاور ، او اي شيء اخر . احد المشكلات الرئيسية في انظمة التوصية بناء على التصفية التعاونية هو تقديم توصيات الى مستخدم جديد او البحث عن مستخدم مستهدف عن عنصر جديد . وهذا ما يسمى مشكلة البداية الباردة ، وهذه المشكلة هي سبب نقص المعلومات حول هذا الكيان وهي مشكلة مهمة للغاية للتعامل معها .

تم اقتراح العديد من الحلول لمشكلة البداية الباردة ، لا تركز هذه الحلول على مسالة التخصيص ، والتي تتضمن توصية من العناصر المعروفة والشائعة وذات الدرجات العالية . الامر الذي يزال غير مستحسن خاصة في الانظمة التي يوجد بها تقييم للعناصر . ربما تركز المشكلة هنا على استياء المستخدمين لتقليل هذه التبعيات . يمكن ان تلعب المعلومات الشخصية دورا مهما ، حيث نقتراح نظاما لتوصية الافلام استنادا الى تحليل معنويات المستخدم .

عملنا تم قبوله وعرضه في الملتقى الوطني في جامعة قالمة سنة 2019 . وكذلك تم اختياره من اجل النشر في مجلة دولية .

الكلمات المفتاحية : مشكلة البداية الباردة ، انظمة التوصية ، الحالة النفسية او المعنوية ، عنصر التوصية ، تفضيل .

Remerciements

Avant tout, Nous remercions ﷻ ALLAH tout puissant de nous avoir donné la force et le courage pour terminer ce travail.

Ensuite, bien sûr nos remerciements sont adressés à nos enseignants et enseignantes à

l'université **08 mai 1945** pour leurs contributions à notre formation de Licence et Nous remercions particulièrement Mr

Mohammed Chaoui pour son encadrement, *Des remerciements à Monsieur KOUAHLA Mohamed Nadjib et Mr BOUGHIDA Adel sans oublier Mme GRAIRIA HARKAS Ouassila* et aussi nous tiens à remercier tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce travail.

Finalement, nous tenons à remercier mes amies, et mes collègues et toute la promotion 2019 en informatique.

Souilah saida

الإهداء

بسم الله الواحد المنان والصلاة والسلام على نبيه العدنان وبعد

لا بد للزهر يوما ان يزهرا

رغم الشقاء,رغم العناء

اهدي اليكم...

ان يمن علينا الله بفضله مجددا
لرب عظيم حق له ان يوحدنا
في محكم التنزيل وكان مخلدا
وربيتماني على حب محمدا
فكانا من ايات الله الخوالدا
فكل امانى ان تكون راشدا
فكن به جدير الوعد مجددا
لا خير الا فيك انت يا محمدا
صغيرا كنت ولازلت لن تكبرا
وادخلتكم قلبي مذ كان المولدا
ناصرحي ومرشدي المسددا
وقد كنت لي يوما نعم المؤطرا
فهي كالورد بل واجمل كالماء بل وانقى
اننت ياسالوى
وتبعد عني وحشتي انت يا توامي
وكان باشرافته لي مزهرا
كلكم كما انتم الاحباب والاهل
الا الصداقة زهورها لا تذبل
وماحبي لكم الا لانكم اهل

اذا لم تكن شكورين فلاحق لنا
فحمدا وحمدا والى حمد وشكر
اليكما يا من تقدر ذكركما
ويا من خصكما الله بعظيم العطا
قمر وشمس لم يفرق ذكرهما
اما انت ياسندي
وانت يا من حملت خير اسم
فكل من عرفك اقر بانه
ويا من كبر ولم يكبر جناه
ويا من اعطتموني ودا ونرجسا
فو الله لن انسى فضل استاذي
فكل امانى ان تحيا هنيا
الى اغنى واثمن كنز امتلكته
كالعسل بل واحلى
الى من تؤنس وحدتي وتملا خلوتي
اليك : بيشو يا من زادني حبا و بهجة
الى من نسيهم القلم وحفظهم القلب
وكل الزهور لها موعد لذبولها
احبكم حبا ما حبيتم مثله قبل

Table des matières

Introduction générale.....	1
Contexte et cadre de la recherche.....	1
Objectif et approche	1
Plan du mémoire.....	2
PARTIE – I : ETUDE DE L’EXISTANT.....	1
Chapitre 1 : Les systèmes de Recommandation.....	3
1. Introduction.....	3
2. Histoire des Systèmes de Recommandation.....	3
3. Définition d’un système de recommandation.....	4
4. Terminologie adoptée.....	4
4.1. Utilisateurs.....	4
4.2. Item.....	5
4.3. Evaluation (Note ou Vote).....	5
4.4. Préférence	5
5. Exigences	5
6. Classification des systèmes de recommandation	6
1.0 La classification classique	7
6.1.1. Recommandation avec le filtrage basé sur le contenu	7
6.1.2. Recommandation basé sur le contenu	8
6.1.3. Recommandation basé sur le Filtrage hybride	9
.7 Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandations	11
8. Conclusion.....	12
CHAPITRE 2 : Problème de Démarrage à Froid.....	13
.0 Introduction	13
2. Problématique du Démarrage à Froid	13
a. Démarrage à froid pour un nouveau élément (new item).....	14

Table des matières

b.	Démarrage à froid pour un nouvel utilisateur (new user)	14
c.	Démarrage à froid pour un nouveau système (new system)	14
3.	Solutions existantes	14
a.	D'autres solutions	15
4.	Conclusion.....	18
PARTIE – II : NOTRE PROPOSITION.....		19
Chapitre 3 : Conception.....		18
1.	Introduction	18
2.	Architecture globale du système	18
3.	Système de recommandation proposé	18
3.1.	Cas 1 : Premier démarrage (1ère phase).....	18
3.2.	Cas 2 : Deuxième démarrage et plus (2 ^{ème} phase)	29
4.	Généralités sur UML.....	30
4.1.	Diagramme de cas d'utilisation	31
4.2.	Diagramme de classes	33
5.	Dictionnaire de données	33
6.	Conclusion.....	35
CHAPITRE 4 : IMPLEMENTATION		36
1.	Introduction	36
2.	Implémentation du système.....	36
2.1.	L'environnement de travail	36
2.1.1.	Matériel	36
2.1.2.	Langages de programmation utilisés.....	36
2.1.3.	Java Script	37
2.1.4.	HTML.....	37
2.1.5.	CSS.....	37
2.1.6.	Komodo Edit	37

Table des matières

2.1.7.	Easy PHP	37
3.	Les espaces du système	38
.2.9	Espace utilisateur	38
3.2.1.	Interface de connexion	38
.2.9.9	Interface d'accès.....	39
3.2.3.	Interface Accueil de l'utilisateur	39
.2.9.4	Interface pour visionner le film.....	40
3.2.5.	Evaluation d'un film.....	40
3.2.6.	Visualisation d'un film.....	41
3.3.	Espace Administrateur.....	42
.2.2.0	Interface d'accueil	42
3.3.2.	Interface Ajouter Film	42
3.3.3.	Interface Supprimer Film	43
3.3.4.	Interface Valider User	43
.2.2.3	Interface Supprimer User	43
4	Recommandation.....	44
4.1.	Recommandation à base âge.....	44
.4.9	Recommandation à base émotion.....	44
5.	Test.....	45
5.1.	Exemples de tests.....	45
.3.0.0	Test 1	45
.3.0.9	Test 2.....	46
6.	Résultats de test et discussion	47
7.	Conclusion.....	48
	Conclusion Générale	49
	Contributions.....	49
	Perspectives.....	50

Table des matières

Acquis..... 50

Bibliographie..... 51

Liste des Figures

Chapitre 1

Figure 1. 1 : Principales classifications des systèmes de recommandation.....	6
Figure 1. 2 : Filtrage collaboratif	8
Figure 1. 3 : Recommandation basé contenu	9

Chapitre 3

Figure 3. 1: Architecture de système.....	19
Figure 3. 2 : Résultat 1	23
Figure 3. 3 : Résultat 9	24
Figure 3. 4 : Résultat 3	24
Figure 3. 5 : Résultat 4	25
Figure 3. 6 : Résultat 5	25
Figure 3. 7 : Résultat 6	26
Figure 3. 8 : Résultat 7	26
Figure 3. 9 : Résultat 8	27
Figure 3. 10 : Résultat 9	27
Figure 3. 11 : Résultat 10	28
Figure 3. 12 : Diagramme de cas d'utilisation	32
Figure 3. 13 : Diagramme de classe	33

Chapitre 4

Figure 4. 1 : Interface inscription/connexion	38
Figure 4. 2 : Interface pour reconnaissance des expressions faciales	39
Figure 4. 3 : Interface utilisateur	39
Figure 4. 4 : Interface pour visionner le film	40
Figure 4. 5 : Interface pour visionner le film	40
Figure 4. 6 : Evaluation de film.....	41
Figure 4. 7 : Sauvegarde de l'évaluation de film	41
Figure 4. 8 : Informations d'un film.....	41
Figure 4. 9 : Enregistrement des informations de visualisation d'un film	41
Figure 4. 10 : Interface Administrateur	42
Figure 4. 11 : Ajouter Film.....	42
Figure 4. 12 : Supprimer Film.....	43

Figure 4. 13 : Valider User.....	43
Figure 4. 14 : Supprimer User.....	43
Figure 4. 15 : Fonction calcul d'âge.....	44
Figure 4. 16 : Recommandation à base émotion	44
Figure 4. 17 : Portion de la base des films	45
Figure 4. 18 : Reconnaissance des expressions faciales User 1	45
Figure 4. 19 : Films Recommandés User 1	46
Figure 4. 20 : Reconnaissance des expressions faciales User 2	46
Figure 4. 21 : Films Recommandés User 2	46

Liste des Tableaux

Chapitre 1

Tableau 1. 1 : Méthodes d'hybridation [Burke, 2002].....	10
Tableau 1. 2 : Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandation. [Andronico, 2003]	12

Chapitre 2

Tableau 2. 1 : Solutions existantes	15
Tableau 2. 2 : Étude comparative des techniques utilisées pour résoudre le problème du démarrage à froid dans divers domaines	17

Chapitre 3

Tableau 3. 1 : Les émotions selon le psychologue Paul Eckmann.....	20
Tableau 3. 2 : Classification des films.	22
Tableau 3. 3 : Dictionnaire de données	34

Chapitre 4

Tableau 4. 1 : Résultats de satisfaction obtenus.....	47
---	----

Introduction générale

Contexte et cadre de la recherche

Une très grande masse d'information est disponible sur Internet avec les besoins de communication, échange d'idées et partage d'informations, ce qui implique une difficulté pour le traitement des besoins des utilisateurs. C'est ce qui a conduit à l'utilisation de systèmes de recommandation pour faciliter la tâche des utilisateurs et résoudre les problèmes de surcharge cognitive et de surabondance des contenus sur le web.

Les systèmes de recommandations sont des systèmes qui présentent aux utilisateurs les contenus les plus pertinents en utilisant certaines informations concernant leurs préférences passées. La plupart des systèmes de recommandation actuels reposent principalement sur des classifications historiques et des révisions permettant aux utilisateurs de formuler des recommandations qui rencontrent généralement des problèmes de volatilité des données et de démarrage en raison du grand nombre d'éléments. Les stratégies de recommandation se basent généralement sur le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu ou sur une combinaison de ces deux approches.

Les approches de filtrage collaboratif et filtrage basé sur le contenu ont des aspects positifs, mais également des inconvénients et certain nombre de limitations, notamment le démarrage à froid pour un nouvel utilisateur, un nouveau item ou encore pour un nouveau système. Tous ces problèmes ont conduit différents auteurs à expérimenter avec la stratégie de recommandation hybride qui a fusionné les deux approches de filtrage collaboratif et filtrage basé contenu pour éviter certaines limites des deux systèmes précédents. Plus récemment, plusieurs auteurs ont essayé d'utiliser le contexte dans les systèmes de recommandations, La prise en compte du contexte a été introduite dans les systèmes de recommandation pour garantir la prise en compte des besoins des utilisateurs à court et à long terme en tenant compte non seulement de l'historique des préférences, mais également de la situation actuelle.

Objectif et approche

L'objectif de notre travail est de résoudre le problème du démarrage à froid dans les systèmes de recommandation des films en tant qu'élément important du divertissement en plus de sa capacité à améliorer l'humeur du spectateur, grâce à l'analyse de l'émotion en premier lieu, puis en combinant avec le filtrage collaboratif et le filtrage basé sur le contenu dans un second lieu.

Plan du mémoire

Notre mémoire est organisé en quatre chapitres de la manière suivante :

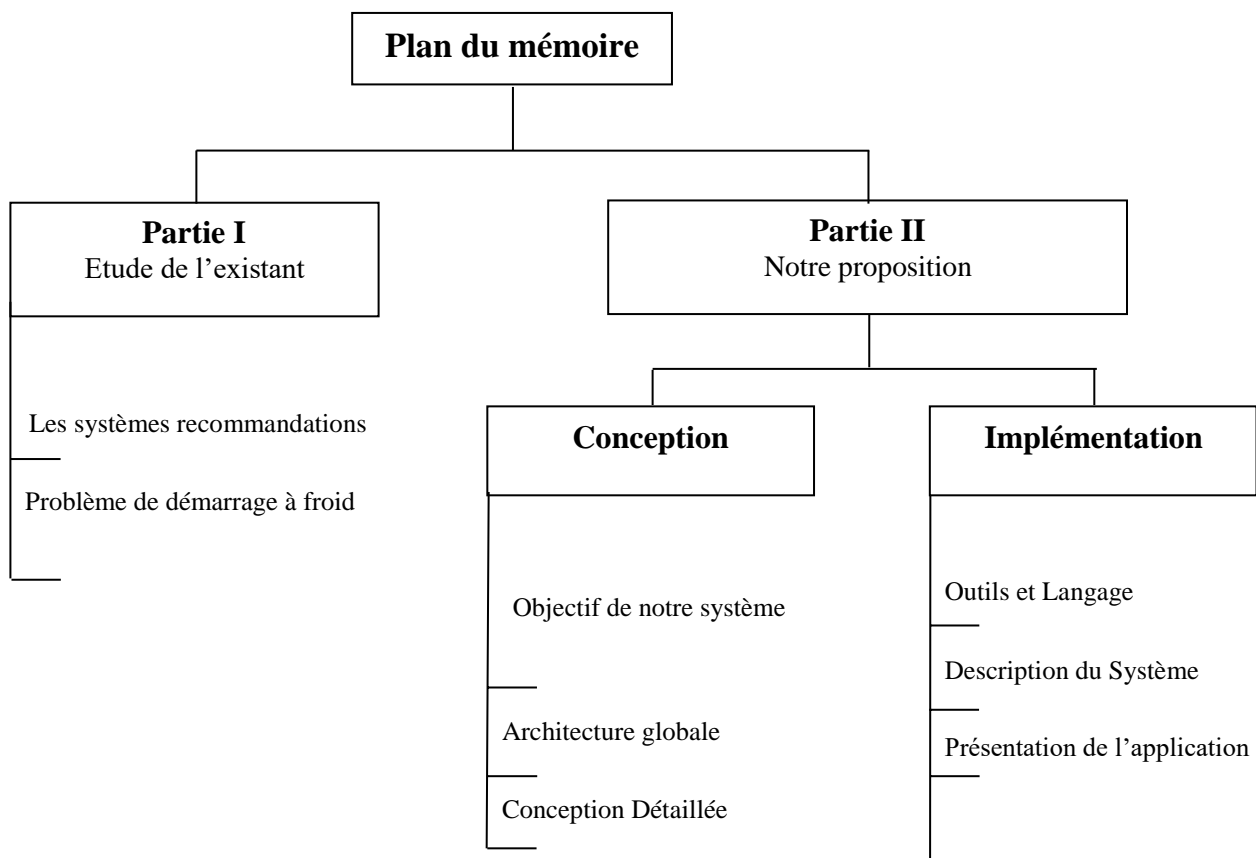
Dans la partie I, contient deux chapitres :

- Le 1^{er} chapitre est consacré à la présentation des systèmes de recommandation en général.
- Le 2^{ème} chapitre détaille la problématique du démarrage à froid et présente quelques solutions proposées dans la littérature.

La partie II : contient aussi deux chapitres :

- Le 3^{ème} chapitre expose l'étude conceptuelle de notre proposition.
- Le dernier chapitre présente les outils de développement, et le langage de programmation utilisé pour développer notre application.

En fin, nous achevons notre mémoire par une conclusion et quelques perspectives de notre travail.



PARTIE – I : ETUDE DE L’EXISTANT

Chapitre 1 : Les systèmes de Recommandation

1. Introduction

Avec la quantité croissante d'informations disponibles sur Internet, il est nécessaire de disposer d'un système capable de formuler des recommandations adaptées aux besoins des utilisateurs en tenant compte de certains paramètres.

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques concepts de base relatifs aux systèmes de recommandation. Nous commençons par différentes définitions données aux systèmes de recommandation, puis nous présentons quelques concepts de base. Ensuite, nous présentons divers classifications de ces systèmes et les approches de chaque classification. Enfin, nous terminons en citant les limites et les inconvénients de ces systèmes, ainsi que, quelques exemples des travaux dans le domaine.

2. Histoire des Systèmes de Recommandation

Cela fait presque 25 ans que la recherche s'intéresse à la façon de recommander automatiquement des items aux utilisateurs. Une grande variété de méthodes, d'algorithmes et d'outils ont été proposés ([Adomavicius et al, 2005] et [Su et al, 2009]). Un système bibliothécaire, était une première étape vers des systèmes de recommandation automatiques. Ce système était assez primitif. Ce travail constituait une première tentative intéressante dans le domaine des systèmes de recommandation. Cependant, son utilisation est restée très limitée.

En 1990, les systèmes de recommandation sont devenus un important domaine de recherche avec la publication des premiers articles dans le domaine du filtrage collaboratif. La littérature académique a introduit le terme de filtrage collaboratif par le système Tapestry [Goldberg et al, 1992]. Il a été développé en 1992 par le centre de recherche de "Xerox" aux Etats Unis qui a permis aux utilisateurs de créer des requêtes permanentes basées sur les annotations des utilisateurs [Laouar et al, 2016]. Parmi les premiers systèmes de recommandation qui sont apparu dans les années 90, nous retrouvons Tapestry [Goldberg et al, 1992] pour la recommandation des messages des news groups, GroupLens [Resnick et al, 1994] pour la recommandation des articles Usenet. Au cours de ces dernières années, les systèmes de recommandation deviennent un sujet d'un intérêt croissant dans les domaines de l'interaction homme-machine, de l'apprentissage automatique ainsi que la recherche d'information.

En 1995 apparaissent successivement Ringo [Shardanand et al, 1995] pour la recommandation de la music. La même année, GroupLens crée la société Net Perceptions dont le premier client a été Amazon.

En 2006, Netflix a lancé Netflix Prize pour améliorer l'état de recommandation des films, aussi, Netflix à plus de 17.000 films dans sa sélection [Michael D, 2010]. De nos jours, les systèmes de recommandation sont devenus des composantes incontournables pour la plupart des sites de l'e-commerce [Laouar et al, 2016].

3. Définition d'un système de recommandation

Dans cette section, nous présentons quelques définitions qui ont été données dans la littérature à la notion de système de recommandation.

Définition 1 : « un système de recommandation est une boîte noire qui analyse un certain ensemble d'utilisateurs et présentes les items où un seul utilisateur peut aimer.» [Samaidhu, 2015].

Définition 2 : "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 " [Burke, 2002].

4. Terminologie adoptée

Un système de recommandation doit mettre en relation deux entités : des utilisateurs et des items.

4.1. Utilisateurs

Est la personne qui utilise un système de recommandation, donne son opinion sur diverses items et reçoit les nouvelles recommandations du système. L'interaction utilisateur à l'échelle du système nous permet d'identifier trois catégories d'utilisateurs : Un utilisateur explicite qui utilise fréquemment le système et donne des informations explicites concernant ses centres d'intérêt (note des items , remplir des questionnaires ...), un utilisateur implicite (collecte des informations incluent l'historique de navigation et d'achat des utilisateurs, leurs données démographiques : âge, sexe, pays, éducation de l'utilisateur,...) et un nouveau utilisateur s'il ne fréquente que peu le système.

4.2. Item

Est le terme général utilisé pour désigner ce que le système recommande aux usagers, Les items peuvent être de diverses natures. Par exemple, dans la recommandation de films, l'ensemble des items est représenté par les films. Chaque film est défini par son titre, son genre, les acteurs, le réalisateur, l'année de sortie,....

4.3. Evaluation (Note ou Vote)

Une évaluation exprime l'opinion des utilisateurs sur les Items. Elle peut être explicite ou implicite. Les systèmes de recommandation se focalisent majoritairement sur l'utilisation des "notes", ces notes peuvent prendre différentes formes, la majorité des systèmes utilisent des notes sous forme d'une échelle de 1 à 5, ou bien des notes binaires (j'aime /je n'aime pas,) qui représente la préférence ou non d'un item donné par un utilisateur.

4.4. Préférence

Est la préférence utilisateur pour un item, Selon « Le Petit Robert », la préférence est définie comme « un jugement ou sentiment par lequel nous plaçons une personne ou une chose au-dessus des autres »

5. Exigences

Pour les systèmes de recommandation, selon [Frank et al ,2012] il y'a les exigences suivantes :

- L'adaptabilité à de nombreuses sources de données car les systèmes industriels doivent pouvoir être déployés sur différents services avec différents types de données.
- La robustesse à des données bruitées ou éventuellement corrompues, car certaines sources de données peuvent être plus ou moins fiables.
- Gestion du démarrage à froid au moment du lancement du système de recommandation : le démarrage à froid est le problème pour le système de commencer la prédiction sur les utilisateurs ou les articles sans données suffisantes (les prédictions peuvent être médiocres, voire impossibles).
- La capacité à passer à l'échelle car les systèmes opérationnels doivent pouvoir faire face à des données volumineuses.
- La réactivité du système, car le temps de réponse et les problèmes d'apprentissage en ligne sont également cruciaux.

- Relation de confiance, basée sur la transparence et l'explication : la transparence d'un système de recommandation est un facteur important pour l'acceptation des recommandations.
- La gestion du "long tail", c'est-à-dire la gestion de tous les articles qui ne sont pas souvent achetés / vus mais que nous voulons dans certains cas promouvoir.

6. Classification des systèmes de recommandation

Ces dernières années, de nombreuses recherches ont été menées sur les systèmes de recommandation, qui peuvent être classés de différentes typologies montrées dans la figure suivante :

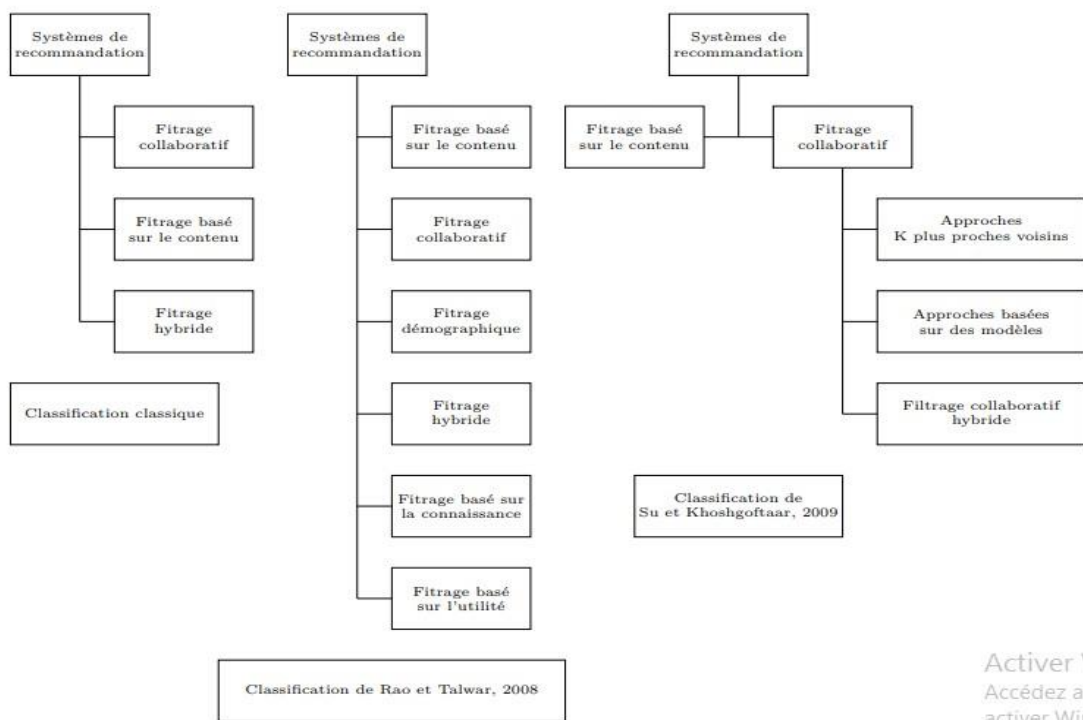


Figure 1. 1 : Principales classifications des systèmes de recommandation.

Il existe trois typologies selon la figure :

- la typologie classique de [Adomavicius et al, 2005] ;
- la typologie de [Su et al, 2009], restreint au filtrage collaboratif ;
- la typologie de [Kuda, 2008], qui se base sur les sources de données utilisées par les systèmes.

Mais la classification la plus courante est la classification classique, énoncée ci-dessous.

6.1 La classification classique

Cette classification de [Adomavicius et al, 2005] est reconnue par trois types de filtrage, un filtrage collaboratif (CF) utilise les opinions des utilisateurs similaires à l'utilisateur actif, un filtrage basé sur le contenu (CBF) utilise uniquement les préférences de l'utilisateur actif et le filtrage hybride combine le filtrage basé sur le contenu et le filtrage collaboratif pour exploiter au mieux les avantages de chacun.

6.1.1. Recommandation avec le filtrage basé sur le contenu

Définitions

Les méthodes collaboratives recommandent à un utilisateur les items qui ont été bien évalués par les utilisateurs ayant des préférences similaires, et qui n'ont pas encore été évalués par cet utilisateur. Formellement : l'utilité $utility(u,i)$ d'un item i pour un utilisateur u est estimée en se basant sur les utilités $utility(u_j, i)$ assignées à l'item i par l'ensemble des utilisateurs u_j similaires à u . Les algorithmes collaboratifs peuvent être séparés en deux catégories : les algorithmes basés sur la mémoire et les algorithmes basés sur le modèle [MAATALLAH, 2015].

Les algorithmes basés Mémoire [Memory-Based Algorithms]

Ces algorithmes, appelés aussi basés voisinage, contiennent eux-mêmes deux types de relations du voisinage qui les divisent en deux catégories : les algorithmes basés sur l'utilisateur et les algorithmes basés sur les items.

- **Les algorithmes basés utilisateur [User-Based Algorithms]**

Dans ces algorithmes, la prédiction des évaluations pour un utilisateur actif se fait à la base des évaluations passées qu'a eu l'item et le degré de similarité des utilisateurs qui l'ont évalué avec cet utilisateur.

- **Les algorithmes basés Item [Item-Based Algorithms]**

Ces algorithmes prédisent les évaluations pour un item i sur la base des évaluations qu'ont eu les items les plus proches de cet item et le degré de similarité entre eux. Cette approche calcule la similarité entre les items en fonction des évaluations des utilisateurs. Ces algorithmes utilisent toutes les évaluations qu'ont eues les items i, j pour calculer le degré de similarité entre eux.

En plus de cette classification, Sarwar [MAATALLAH, 2015] a introduit une autre classification, qui est la recommandation collaborative hybride qui combine les recommandations collaboratives, basée item et basée utilisateur.

Les algorithmes basés Modèle [Model-Based Algorithms]

Contrairement aux algorithmes basés sur la mémoire, seules les évaluations faites par l'utilisateur sont prises en compte dans les algorithmes basés sur le modèle afin de construire un modèle de prédiction des évaluations.

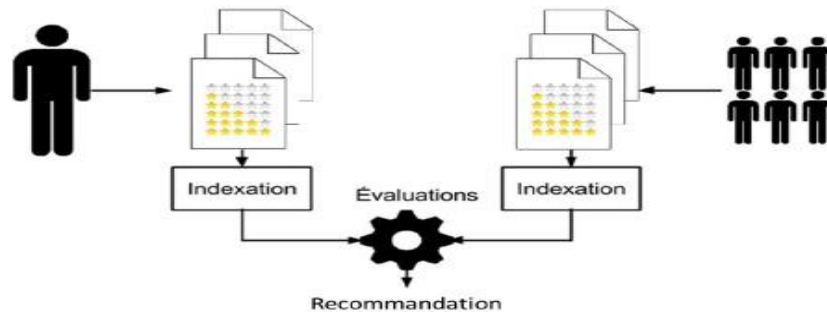


Figure 1. 2 : Filtrage collaboratif

6.1.2. Recommandation basé sur le contenu

Définitions

Le filtrage basé sur le contenu peut être vu comme un système de recherche d'information, dont la fonction de correspondance entre une requête et un corpus de documents joue le rôle d'un filtre permanent entre un profil (sorte de requête à long terme et évolutif) et le flot de documents entrant (sorte de corpus évolutif).

Un système de filtrage basé contenu suit deux fonctionnalités principales :

- La sélection des items et\ ou documents pertinents vis-à vis du profil de l'utilisateur ;
- La mise à jour du profil de l'utilisateur en fonction du retour de pertinence fourni par l'utilisateur sur les items et\ ou documents qu'il a reçus. La mise à jour se fait par l'intégration des caractéristiques des items et\ ou des thèmes abordés dans les documents jugés pertinents.

Le filtrage basé sur le contenu compare premièrement les items non évalués par l'utilisateur avec son profil, représenté par l'ensemble des items qu'il a évalués, en calculant la similarité entre eux, i.e. c'est une corrélation item à item. Ensuite, il recommande les items les plus proches des préférences de l'utilisateur. Donc, le processus de filtrage basé sur le contenu nécessite deux constituants essentiels qui sont : les profils des items et les profils des utilisateurs, car les recommandations se génèrent en se basant sur la corrélation entre les profils de ces deux entités. Nous présentons ci-dessous les méthodes les plus utilisées dans la littérature pour la construction des profils utilisateurs et items dans les systèmes à base de FBC [MAATALLAH, 2015].

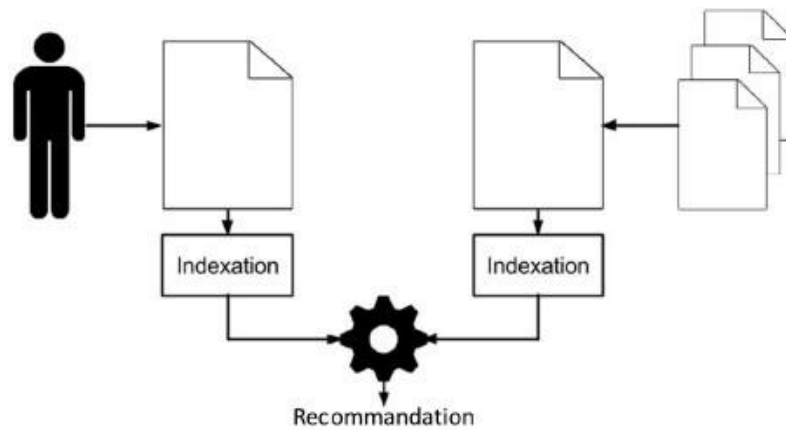


Figure 1. 3 : Recommandation basé contenu

6.1.3. Recommandation basé sur le Filtrage hybride

Les systèmes de recommandation hybrides combinent les techniques de recommandation dites pures pour atteindre une meilleure performance, en tirant profit des avantages des approches employées, et limitant les problèmes qui leur sont liés. Les systèmes hybrides sont devenus les systèmes les plus communément utilisés ces dernières années [MAATALLAH, 2015].

En se basant sur les quatre techniques principales de recommandation (FC et BC cités au-dessus, ainsi les deux techniques de filtrage démographique et le filtrage basé connaissance), diverses techniques de recommandation hybrides ont été introduites et testées, et qui ont surpassé les systèmes à composant unique.

L'hybridation peut être établie en combinant des techniques différentes de types différents, où l'hybridation la plus fréquente est celle qui combine le filtrage collaboratif avec le filtrage basé contenu. En outre, il est également possible de fusionner les différentes techniques du même type, par exemple, en hybridant les deux types du filtrage basé contenu utilisant l'algorithme Naïve de Bayes et l'algorithme des k-plus proches voisins, respectivement, ou les deux types du FC, basé mémoire et basé modèle, ou même le FC basé utilisateur avec FC basé item.

L'approche hybride a été conçue pour faire face aux problèmes des systèmes de recommandation classiques, qui seront présentés dans la section suivante. Dont les principaux problèmes qui ont été largement abordés par les chercheurs dans ce domaine, sont le problème du démarrage à froid, les problèmes de la clairsemé et de l'évolutivité de données, et le problème de l'adaptabilité des systèmes au changement des profils des utilisateurs (la stabilité par rapport aux problèmes de plasticité).

En vue d'éviter les problèmes des méthodes de recommandation et surtout le problème du démarrage à froid pour un nouvel utilisateur et pour un nouvel item, l'hybridation entre le FC

et le FBC est généralement adoptée en utilisant le contenu des items, qui représente le profil des utilisateurs, pour détecter les similarités entre eux et construire les différentes communautés utilisées dans le filtrage collaboratif. Ou bien, pour détecter la similarité entre les items les plus préférés par les voisins de l'utilisateur actif, générés par un processus du filtrage collaboratif, et les items évalués par l'utilisateur afin de lui générer ceux qui sont intéressants pour lui.

Une autre hybridation puissante peut se réaliser aussi entre le FC et le filtrage basé connaissance surtout pour résoudre ce problème, du fait que ce type de filtrage est puissant et ne souffre pas des problèmes des autres approches.

Différentes possibilités de combinaison entre les méthodes de recommandation à donner naissance à sept différentes méthodes d'hybridation proposées par Burke [MAATALLAH, 2015] : la pondération, le mixage, la distribution, la combinaison de caractéristiques, cascade, l'augmentation de caractéristique, et le méta-niveau.

Selon Burke, nous pouvons distinguer sept façons de combiner les méthodes traditionnelles, comme indiqué dans le tableau suivant :

Méthode d'hybridation	Description
Pondérée	Le score ou la prédiction obtenue par chacune des deux techniques est combiné en un seul résultat.
Permutation	Le système permute entre les différentes techniques de recommandation selon le résultat de la recommandation.
Mixte	les listes des recommandations issues des deux techniques sont fusionnées en une seule liste.
Combinaison	Différentes techniques de recommandation sont combinées en un unique algorithme de recommandation.
En cascade	une technique de recommandation est utilisée pour produire un premier classement des items candidats et une deuxième technique affine ensuite la liste des recommandations.
Augmentation	Le résultat d'une technique de recommandation est utilisé comme données en entrée pour l'autre technique.
Méta-niveau	Cette méthode est analogue à la méthode par augmentation de propriétés mais c'est le modèle appris qui est utilisé en entrée de la deuxième technique et non la liste résultat des recommandations.

Tableau 1. 1 : Méthodes d'hybridation [Burke, 2002]

7. Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandations

L'un des objectifs de ce travail est de proposer une méthode pour résoudre le problème du démarrage à froid dans les systèmes de recommandation, certaines des techniques de filtrage identifiées dans la section précédente pouvant constituer un point de départ pour atteindre cet objectif scientifique. Cependant, ils sont limités dans leur travail.

Le tableau 1.2. Ci-dessus résume les forces et faiblesses de ces techniques [Laouar et al, 2016].

Techniques	Avantages	Inconvénients
Filtrage démographique	N'exige aucun historique d'estimations de l'utilisateur actif.	Problème de confidentialité. Utilisateur avec un goût unique. Nouvel Item. Problème d'induction.
Filtrage à base du contenu	Pas besoin d'une large communauté d'utilisateurs pour pouvoir effectuer des recommandations. Une liste de recommandations peut être générée même s'il n'y a qu'un seul utilisateur. La qualité croit avec le temps. Pas besoin d'information sur les autres utilisateurs.	L'analyse du contenu est nécessaire pour faire une recommandation. Problème de recommandation des images et des vidéos en absence de Métadonnées et de contexte. Nécessité du profil d'utilisateur. Problème d'induction.
Filtrage collaboratif	Ne demande aucune connaissance sur le contenu de l'item ni sa sémantique. La qualité de la recommandation peut être évaluée. Plus les nombre d'utilisateurs est grand plus la recommandation est meilleure	Démarrage à froid. Nouvel Item. Nouvel utilisateur. Problème de confidentialité. La complexité : dans les systèmes avec un grand nombre d'items et d'utilisateurs, le calcul croit linéairement. Problème d'induction : le contexte change.
Filtrage collaboratif Basé mémoire	Indépendant du format des Documents. Diversité. Qualité prise en compte. Evolution dynamique du Profil.	Démarrage à froid. Rareté des votes. Complexité.

Filtrage Collaboratif basé modèle	Compense le manque des Votes. Rapidité du calcul.	Complexité de mise à jour.
Filtrage hybride	S'adapte mieux avec le problème de démarrage à froid.	La performance dépend fortement du domaine.

Tableau 1. 2 : Les avantages et les inconvénients des techniques de recommandation. [Andronico, 2003]

8. Conclusion

Malgré tous les efforts de la communauté scientifique, il existe toujours des problèmes difficiles à résoudre dans le domaine de recommandation, dont le problème du démarrage à froid (cold-start) est l'un des plus importants.

L'approche à base de contenu souffre du démarrage à froid du côté des utilisateurs, mais pas du côté des items, car les nouveaux items peuvent être directement associés à leurs approchants grâce à leurs valeurs d'attributs. Le FC souffre du démarrage à froid du côté des utilisateurs et du côté des items. Il ne peut pas trouver de voisins à un nouvel utilisateur qui n'a pas encore attribué de notes, ou a attribué peu de notes. Il ne peut pas non plus recommander de nouveaux items qui n'ont pas encore été notés par les utilisateurs. Pour résumer, le FC est l'approche la plus touchée par le problème du démarrage à froid.

Le prochain chapitre approfondira la problématique du démarrage à froid et fera le tour des différentes approches proposées dans la littérature avec davantage de détails.

CHAPITRE 2 : Problème de Démarrage à Froid

1. Introduction

Le principal problème des systèmes de recommandation collaboratifs est de faire des recommandations à un nouvel utilisateur ou de trouver un utilisateur cible pour un nouvel article. Ceci est appelé problème de démarrage à froid dans les systèmes de recommandation. La cause du problème de démarrage à froid est le manque d'informations sur l'entité concernée qui est un problème très important qui doit être abordé. De nombreuses solutions ont été proposées pour résoudre le problème du démarrage à froid, toutes visant à atteindre la satisfaction des utilisateurs.

Ce chapitre approfondit la problématique du démarrage à froid. Il est organisé de la manière suivante ; nous commençons par la définition de ce problème. Ensuite nous abordons les différentes approches développées pour atténuer les effets du démarrage à froid.

2. Problématique du Démarrage à Froid

Le problème du démarrage à froid est très fréquent dans les systèmes de recommandation. Ce problème est double, il affecte à la fois les utilisateurs mais aussi les items. Il désigne le manque d'information sur un utilisateur ou sur un item qui vient d'être ajouté [Idir, 2015]. Lorsqu'un nouvel utilisateur entre dans le système, on ne sait pas forcément quelles sont ses préférences et cela rend difficile la tâche de recommandation, le démarrage à froid affecte beaucoup plus les utilisateurs que les items.

Lorsque le système ne peut recommander à un utilisateur que des items qui sont en relation avec son profil, l'utilisateur est limité aux recommandations de ressources qui sont similaires à celles qu'il a déjà aimées. En revanche, la diversité des recommandations est souvent une caractéristique souhaitable pour les systèmes de recommandation [Idir, 2015].

Pour les systèmes de recommandation de type filtrage collaboratif, le nombre de notes déjà obtenues est généralement très faible par rapport au nombre de notes qui doivent être prédites. Un item qui a alors reçu peu d'avis de la part des utilisateurs a moins de chances d'être recommandé par rapport aux autres. Aussi, pour un utilisateur qui a noté des items qui n'ont pas reçu beaucoup d'avis, il est difficile de lui trouver des utilisateurs similaires, du coup il sera difficile de faire des recommandations pertinentes pour cet utilisateur.

Ainsi, on distingue trois types de démarrage à froid pour un système de filtrage d'information :

a. Démarrage à froid pour un nouveau élément (new item)

C'est un problème spécifique à l'approche collaborative, pour laquelle les objets à recommander ne sont décrits que par les évaluations fournies par les utilisateurs. Ce problème est généralement traité en combinant une approche de filtrage basé sur le contenu avec l'approche collaborative (approche hybride) par exemple utilisant la similarité entre documents ou introduisant des agents intelligents qui évaluent les documents automatiquement [Good N et al, 1999].

b. Démarrage à froid pour un nouvel utilisateur (new user)

Le profil de l'utilisateur n'existe pas et ses communautés sont encore inconnues, car il n'a fourni aucune évaluation des éléments conduisant à des recommandations de mauvaise qualité.

c. Démarrage à froid pour un nouveau système (new system)

Où les performances des systèmes sont très mauvaises en raison de l'absence d'informations sur lesquelles fonder le processus de filtrage personnalisé. Ce problème est généralement traité en exploitant des données externes, données dont on ne dispose pas toujours, selon le cadre applicatif [Middleton et al ,2004].

3. Solutions existantes

En ce qui concerne le problème du démarrage à froid, objectif de notre recherche, de nombreuses solutions sont proposées : Filtrage collaboratif actif, Approche conversationnelle, Recommandations exploratoires, Approche sociodémographique, Approche à base d'agents et Approches par hybridation.

Le tableau suivant explique chaque approche :

Approche	Définition
Filtrage collaboratif actif	En donnant aux utilisateurs la possibilité de former eux-mêmes des communautés par la connaissance de personnes, collègues ou amis, les systèmes s'appuyant sur le filtrage collaboratif actif ne souffrent absolument pas du démarrage à froid. Néanmoins, cette approche ne peut s'appliquer qu'aux petites communautés où chaque personne connaît parfaitement les centres d'intérêt des autres [Maltz D et al ,1995].

<p>Approche conversationnelle</p>	<p>Les systèmes de recommandations conversationnels entreprennent un dialogue en langage naturel entre le nouvel utilisateur et le système afin d’initialiser ses préférences [Warnestal P, 2005].</p> <p>Par exemple : ACOR (un système de recommandation de films à base de dialogue textuel).</p>
<p>Recommandations exploratoires</p>	<p>Les travaux se consacrant à cette approche ont donc pour objectif de trouver les meilleurs item à présenter aux nouveaux utilisateurs, et cela indépendamment de l’utilisateur considéré. Des méthodes de base pour la sélection des recommandations exploratoires ont été présentées dans : Au hasard, Choix personnel, Popularité, ... etc. Exemple : le système de recommandation de films MovieLens1 exige de l’utilisateur au moins 15 évaluations avant de fournir des recommandations, Ainsi l’utilisateur devra parcourir une liste parfois très longue avant d’atteindre ce nombre de 03 évaluations. [Nguyen A et al, 2006].</p>
<p>Approche sociodémographique</p>	<p>Cette approche utilise les données disponibles à froid, des informations que l’on peut recueillir dès l’inscription de l’utilisateur et que l’utilisateur peut fournir avec une grande fiabilité sans effort particulier. [Nguyen A et al ,2006]</p>
<p>Approche à base d’agents</p>	<p>L’utilisation des techniques à base d’agents a aussi été exploité pour améliorer les conditions du démarrage à froid lorsque la matrice utilisateurs/items est creuse.</p>
<p>Approches par hybridation</p>	<p>C’est une combinaison de liquidation coopérative et d’autres liquidations. Tels que ceux qui se concentrent sur le contenu. L’idée principale de l’approche par hybridation est de proposer au nouvel utilisateur d’adopter un profil prédéfini « stéréotype »</p>

Tableau 2. 1 : Solutions existantes

a. D’autres solutions

De nombreuses solutions sont proposées pour résoudre de nouveaux utilisateurs et de nouveaux éléments. Le tableau suivant présente une étude comparative des différentes techniques utilisées pour résoudre le problème du démarrage à froid.

Auteur	Domaine	Techniques
[Sudhanshu Kumal and al, 2018]	Movie	Analyse des sentiments : (utilise les données d'analyse du moral de Twitter, des métadonnées de film et un graphique social pour recommander des films.)
[Lahiru S Gallege et al, 2016]	Services logiciels en ligne	Analyse des sentiments (a été utilisée pour évaluer les produits pour les services logiciels en ligne).
[Hui Li et al, 2016]	Movie	Analyse des sentiments (recommandation de film intelligent grâce à l'analyse des sentiments au niveau du groupe dans des micros blogs).
[GUO Yuhong et al, 2015]	Movie	AHP : une méthode de recommandation de film intelligente basée sur le processus de hiérarchie analytique Par comparaison par paire de facteurs tels que l'impression, le scénario, la performance, le réalisateur, le cadre, la musique et le type de film, ainsi que le calcul du poids, la recommandation personnalisée Une liste est produite.
[Punam Bedi et al, 2015]	Book	IBSP Factor : Cette méthode repose sur l'utilisation d'un facteur d'affinité sociale interactif qui prend en compte les réactions des utilisateurs. Les options proposées par les amis affectent le choix de l'utilisateur. Le facteur proposé "IBSP" est utilisé pour classer les amis utilisateurs en fonction de leurs commentaires. Pour trier ces amis utilisateurs, un compte IBSP est créé pour que l'utilisateur réponde aux différents statuts de cet ami.
[Anand Kishor Pandey anal, 2017]	Movie	Demographic Approach
[Ivica Obadi'c et al, 2017]	Business	SVD++ : (décomposition en une seule valeur).
[Szu-Yu Chou et al, 2017]	Music	Deep learning methods.

[Rasoul Karimi et al, 2011]	Movie	Active Learning : (est utilisé pour améliorer la précision du système et pour réduire le temps d'attente).
		Espaces de communautés :)emploie un processus de classification par règles + données démographiques.
[Xiaoyao Zheng et al, 2016]	Destination touristique	Extraction d'opinion + filtrage collaboratif hybride.
[NGU et al, 6002]		Exploitation des données « disponibles à froid ».
[NGU et al, 6002]		Stéréotypes.
[WAN et al, 6008]		CSHTR est une extension de la technique HTR qui a été proposée par Li-Tung Weng en 2008. Cette technique étudie les relations implicites entre les préférences des items des utilisateurs et les préférences taxonomiques, avec laquelle ils ont vérifié que les utilisateurs qui partagent les mêmes préférences d'items partagent aussi les mêmes préférences taxonomiques. Les expérimentations menées en utilisant cette technique ont montré qu'elle a surpassé les autres techniques existantes, à la fois dans la qualité de la recommandation et l'efficacité du calcul [MAATALLAH, 2015].
[Zi-Ke Zhang et al, 2010]	Movie	Social tags.
[Ai Thanh Ho et al,.]	Movie	Analyse des sentiments : (Pour ce faire, le système capture les émotions de l'utilisateur en utilisant une séquence de trois couleurs. Il recherchera des utilisateurs partageant les mêmes idées qui ont des émotions similaires et recommandera des films).
[Zhenzhen Xu et al, 2017]	Movie	Demographic approach + personality traits.

Tableau 2. 2 : Étude comparative des techniques utilisées pour résoudre le problème du démarrage à froid dans divers domaines

4. Conclusion

Nous avons présentés dans ce chapitre le problème de démarrage à froid qui est notre cas d'étude. Nous avons essayé à travers ce travail la proposition d'une nouvelle méthode pour régler ce problème. Nous détaillons notre proposition dans la seconde partie du manuscrit.

PARTIE – II : NOTRE PROPOSITION

Chapitre 3 : Conception

1. Introduction

L'objectif principal de notre travail est de résoudre le problème de démarrage à froid pour les systèmes de recommandations des films, qui prend en compte l'état émotionnel de l'utilisateur et lui recommande des films selon une étude psychologique.

Dans ce chapitre, nous présentons l'architecture générale du système composé de deux phases principales, ensuite nous mettons en évidence le côté conceptuel de notre application qui constitue une étape fondamentale qui précède l'implémentation, en détaillant les différents diagrammes et scénarios à implémenter dans la phase suivante. Ceci permettra de mieux comprendre notre système.

Nous avons utilisé une démarche générale basée sur le langage UML.

2. Architecture globale du système

Nous nous intéressons ici à l'état émotionnel de l'utilisateur, en plus du filtrage collaboratif et du filtrage basé sur le contenu pour assurer la meilleure qualité de la recommandation. Notre système comprend deux parties principales. Nous présentons l'architecture générale de ce système dans le schéma ci-dessous.

Dans la suite, nous détaillons les étapes de chaque phase de notre système.

3. Système de recommandation proposé

Nous avons divisé notre proposition en deux parties :

3.1. Cas 1 : Premier démarrage (1ère phase)

Le manque d'informations sur les attentes de l'utilisateur par le biais des systèmes de recommandation, en particulier lorsqu'il est enregistré, peut réduire la qualité des recommandations et leurs adéquation aux préférences de l'utilisateur. Cela découragera rapidement ce nouvel utilisateur et lui fera abandonner le système.

Afin de résoudre ce problème, et comme l'émotion est une partie importante de notre système, lorsqu'un nouvel utilisateur est enregistré, nous observons ses expressions faciales capturées par une webcam pour extraire son état émotionnel.

L'émotion dérivée joue un rôle dans les recommandations proposées par le système, où nous nous basons sur elles pour comprendre le cas de l'utilisateur et faire une proposition qui convient à son état psychologique lorsqu'il utilise le système.

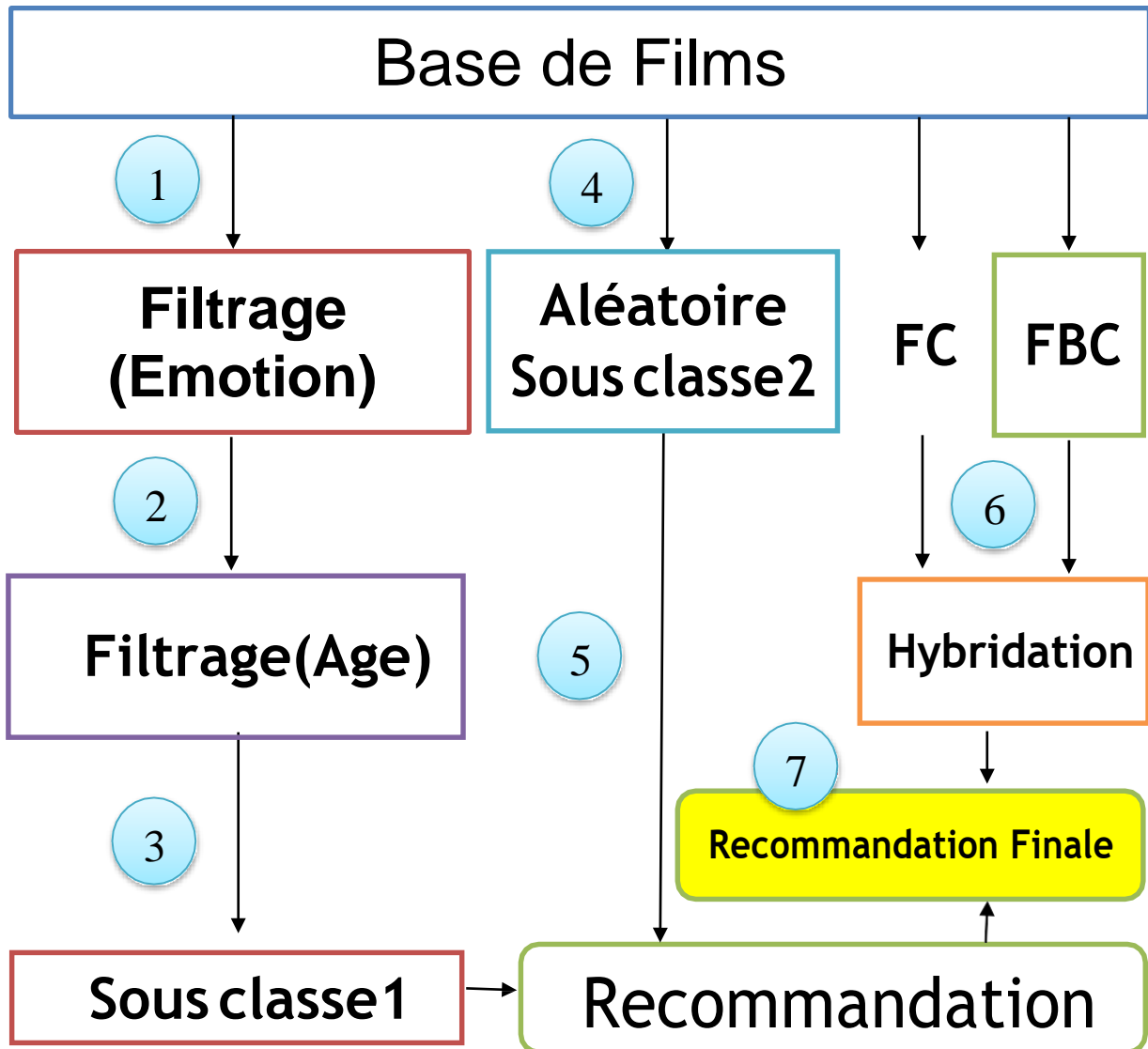


Figure 3. 1: Architecture de système

❖ L'état émotionnel

Une émotion est une réaction affective passagère d'intensité plus ou moins forte, qui survient en réaction à un événement déclencheur. Le psychologue américain Paul Eckmann, pionnier dans l'étude des émotions, a observé les expressions faciales dans diverses cultures et a dénombré 6 émotions fondamentales : la joie, la colère, la peur, la tristesse, la surprise, le dégoût. Elles servent de matériau de base à l'élaboration d'autres émotions dites secondaires. Le vocabulaire émotionnel décrit la palette Une émotion est un indicateur sur ce qui se passe en nous. L'identifier et prendre en compte l'information est utile pour agir par la suite [Pascale et al, 2017].

Dans le tableau ci-dessous Tableau 2.1, nous résumons les 6 émotions selon le psychologue Paul Eckmann [Paul Ekman, 2016] et [Pascale et al, 2017] :

Emotion	Définition
La joie	Est liée à la satisfaction d'un désir, C'est un état de satisfaction et de bien-être qui se manifeste par de la gaîté et de la bonne humeur. Elle accroît notre énergie, la motivation et la confiance en soi.
La colère	Est une réaction de protection. Elle résulte d'une frustration, d'un sentiment d'injustice, de la rencontre d'un obstacle, voire de l'atteinte à son intégrité physique ou psychologique.
La peur	Est une émotion d'anticipation. Elle est utile lorsqu'elle nous informe d'un danger, d'une menace potentielle ou réelle car elle nous prépare à fuir, ou à agir. Elle peut être également liée à une appréhension, elle peut alors s'avérer stimulante ou bloquante.
La tristesse	Est liée à une perte, une déception, un sentiment d'impuissance, un souhait insatisfait. Elle se caractérise par une baisse d'énergie, de la motivation.
Le dégoût	correspond à un rejet, une aversion physique ou psychologique envers un objet (nourriture...) ou une personne, perçus comme nuisibles.
La surprise	Est provoquée par un événement inattendu, soudain, en lien avec un changement imminent ou par une révélation allant à l'encontre de notre perception, de nos représentations. Elle est généralement brève, puis s'estompe ou laisse place à une autre émotion.

Tableau 3. 1 : Les émotions selon le psychologue Paul Eckmann.

Les émotions, lorsqu'elles sont source d'énergie, constituent un moteur puissant mais elles peuvent aussi être un frein, nous bloquer, provoquer des effets indésirables et nous empêcher d'agir. Être attentif à son ressenti, mettre des mots sur l'intensité de l'émotion développe la conscience émotionnelle et aide à mieux se comprendre et à mieux comprendre l'autre [Pascale et al, 2017]..

Regarder des films n'est pas seulement amusant, il peut s'agir d'un message direct ou indirect qui vous fait penser à beaucoup de choses, personnelles ou publiques, pour vous donner une belle image du monde même s'il est légèrement déformé, espérer faire face à l'avenir ou au moins vous aider à réaliser votre rêve.

Pouvez-vous adapter les films à nos différents sentiments, qu'ils soient positifs ou négatifs, et nous apporter des solutions ?

La musique, l'éclairage, l'image et les dialogues du film suscitent beaucoup d'émotion chez le spectateur, ce qui conduit à une réflexion interne, à l'affichage des problèmes et à la résolution de problèmes. Certains psychologues ont cherché à utiliser ces sentiments pour traiter des patients, individuellement, collectivement ou au niveau familial. Les films permettent au spectateur d'explorer ses sentiments et d'accroître ses capacités de communication, ce que de nombreux psychologues doivent identifier dans le cadre du traitement : le thérapeute choisit par conséquent des films spécifiques que le patient peut voir seul ou en groupe, puis organise une session avec le thérapeute pour discuter des sentiments du film et des similitudes entre ce film et la vie de patient.

Le film suscite de nombreuses émotions chez le spectateur : peur, surprise, enthousiasme, tristesse et joie, offre des solutions aux problèmes, offre de nombreux avantages thérapeutiques, le tout dans l'environnement de divertissement et assure la sécurité à certaines personnes qui ont peur de parler directement de leurs sentiments.

Selon Gary Soloman, professeur de psychologie au Community College of Southern Nevada, la cinématographie est efficace dans toutes les conditions psychologiques et constitue un moyen efficace pour un individu de s'aider lui-même. Selon Alex Heig, membre du Royal College of Psychiatry, c'est un moyen pour les personnes qui ne peuvent pas exprimer facilement leurs sentiments. C'était un outil utile pour le conseil psychologique.

Le profil utilisateur est sans doute l'élément clé de tout système de filtrage d'information. Son acquisition, sa modélisation, sa représentation et son évolution à travers le temps sont des facteurs prépondérants dans la réussite de tels systèmes.

En collaboration avec les chercheurs Mme HERKAS et Mme Ben Sheikh, des enseignantes au département de psychologie à l'université 8 mai 1945 Guelma, elles nous ont proposé cette classification appropriée à chaque état émotionnel.

État émotionnel	Le bon film	Explication
La Joie	Comédie Sport Action Documentaire	Si la personne est dans un état de bonheur, elle peut regarder tous les films sauf les films tristes. Il peut également regarder des documentaires si le taux de joie est modéré, car ce type de film doit être calme et concentré. La psychologie est également appelée «joie excessive» comme «colère excessive».

<p>La Tristesse</p>	<p>Comédie Sport Documentaire Histoires de réussite</p>	<p>La personne triste a besoin du divertissement que l'on trouve habituellement dans la comédie ou le sport. Les films documentaires peuvent transmettre des messages significatifs à la personne triste : c'est ce qu'on appelle en psychologie la thérapie cognitive comportementale (La qualité). CCT Peut être un outil efficace pour aider n'importe qui à apprendre à mieux gérer des situations de vie stressantes : - Les perspectives positives de vaincre ; - Augmenter le niveau d'estime de soi ; ou bien - Utilisez le modèle et frappez des exemples pour soulager le chagrin. Histoires de réussite peuvent être une incitation pour la personne triste.</p>
<p>La colère</p>	<p>Comédie Sports Aventure</p>	<p>Si une personne ressent un accès de colère, il est préférable de jouer un film amusant pour améliorer son humeur, le modifier et lui faire changer d'humeur en une atmosphère de plaisir et de rire. Regarder un film de sport peut soulager les maux de tête ou les insomnies causées par la colère. Interagir avec l'aventure Conduire à l'élimination de l'excès d'énergie produite par la colère.</p>
<p>La peur</p>	<p>Comédie Documentaire Sports Histoires de réussite</p>	<p>Les causes de la peur diffèrent en psychologie : il y'a la peur de l'échec, la peur de l'avenir, la peur de la mort, la peur de faire quelque chose et de ne pas l'estime de soi. Des histoires de réussite ou bien les films documentaires qui envoient des messages d'espoir, d'encouragement et de rire ou bien de sports peuvent réduire la peur.</p>
<p>Le Dégout</p>	<p>Drama Action Aventure sports</p>	<p>Regarder les films de comédie, Drama, action est le meilleur moyen de se débarrasser du dégoût. Le dégoût est l'une des émotions les plus négatives ressenties par les gens. Il absorbe l'énergie du corps et les films d'aventure peuvent laisser une sorte d'enthousiasme, d'énergie et de mouvement à la personne. Regarder des films sportifs augmente l'activité et la vitalité.</p>

Tableau 3. 2 : Classification des films.

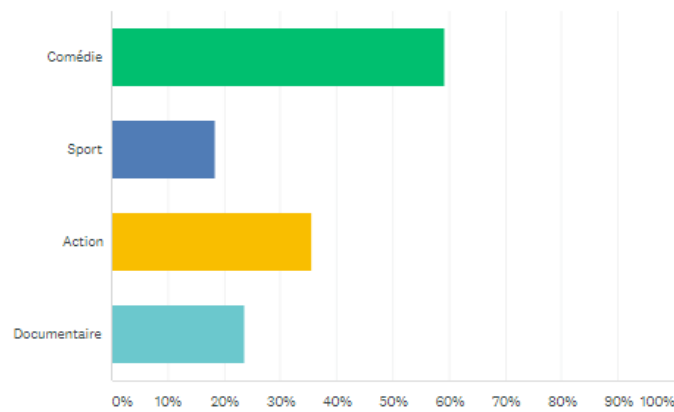
Avec notre participation à la 2nd Conference on Informatics and Applied Mathematics 2019 [Souilah et al, 2019], Des questions ont été posées sur la façon de formuler la recommandation appropriée en fonction de l'état émotionnel et de la satisfaction de l'utilisateur. Pour cette raison, nous avons mené un sondage en ligne en sélectionnant une communauté (étudiants, enseignants, retraités, employeurs et même des étrangers) pour connaître les tendances des différents utilisateurs.

Notre sondage était à travers le site fr.surveymonkey.com dans la période du 02 juillet 2019 au 10 juillet 2019 avec la participation de 76 utilisateurs.

Les résultats obtenus sont comme suit :

Dans un état émotionnel de joie, vous préférez les films suivants : (plusieurs choix possibles)

Answered: 76 Skipped: 2



CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
Comédie	59,21% 45
Sport	18,42% 14
Action	35,53% 27
Documentaire	23,68% 18

Nombre total de participants : 76

Figure 3. 2 : Résultat 1

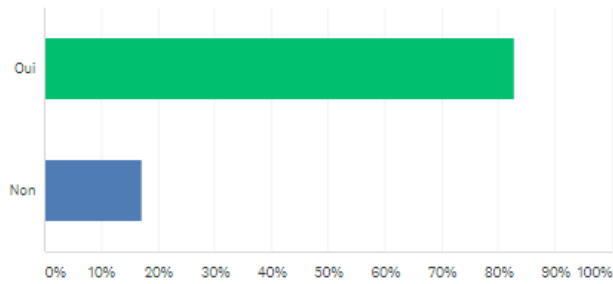
Comme le montre la figure 3.2 ci-dessus, la majorité des participants au questionnaire ont choisi de regarder des films de comédie en cas de joie de 59%, suivis respectivement des films d'action et des documentaires de 36% et de 24 %, enfin le sport avec 18%.

Aussi, les films dramatiques et romantiques, ainsi que les films de science-fiction, figuraient parmi les films mentionnés par les participants, mais dans de faibles proportions.

Selon la Figure 3.3 ci-dessous, une majorité de répondants s'accordent à dire que les films de comédie et de sport sont un moyen de divertir la personne triste.

La personne triste a besoin du divertissement que l'on trouve habituellement dans la comédie ou le sport?

Answered: 76 Skipped: 2

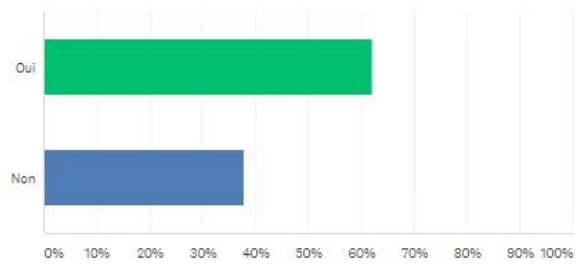


CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
▼ Oui	82,89% 63
▼ Non	17,11% 13
TOTAL	76

Figure 3. 3 : Résultat 9

Les films documentaires peuvent transmettre des messages significatifs à la personne triste: c'est ce qu'on appelle en psychologie la thérapie cognitive comportementale (La qualité)?

Answered: 74 Skipped: 4



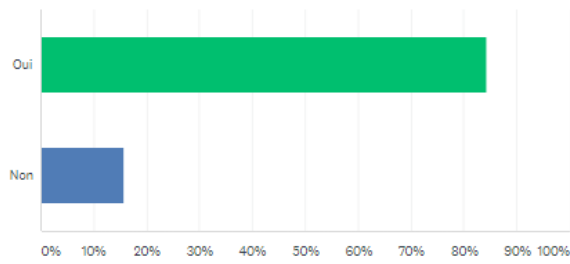
CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
▼ Oui	62,16% 46
▼ Non	37,84% 28
TOTAL	74

Figure 3. 4 : Résultat 3

Selon le sondage, les films documentaires (qualité) peuvent transmettre des messages significatifs à la personne triste.

Histoires de réussite peuvent être une incitation pour la personne triste?

Answered: 76 Skipped: 2



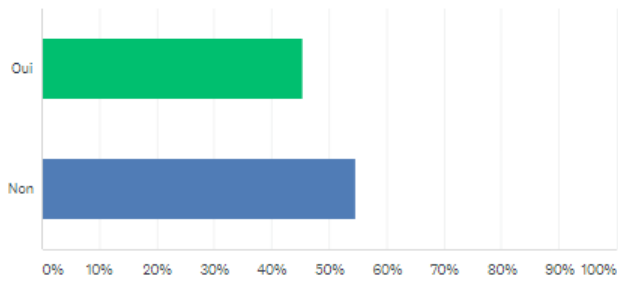
CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES	
▼ Oui	84,21%	64
▼ Non	15,79%	12
TOTAL		76

Figure 3.5 : Résultat 4

Recueillir la majorité que les histoires de réussite peuvent être une motivation pour la personne triste de 85%.

Les films de famille peuvent être recommander pour la personne triste?

Answered: 77 Skipped: 1



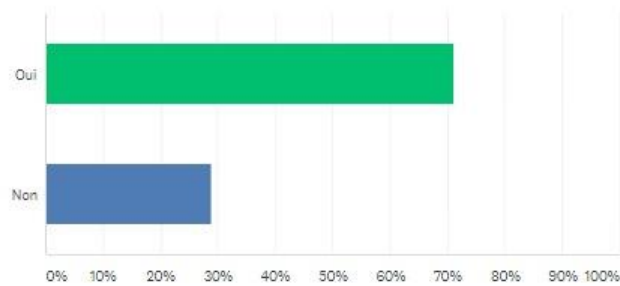
CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES	
▼ Oui	45,45%	35
▼ Non	54,55%	42
TOTAL		77

Figure 3.6 : Résultat 5

Un grand nombre de répondants ont refusé L'idée de recommander des films familiaux à une personne triste.

Si une personne ressent un accès de colère, il est préférable de jouer un film amusant pour améliorer son humeur, le modifier et lui faire changer d'humeur en une atmosphère de plaisir et de rire?

Answered: 76 Skipped: 2



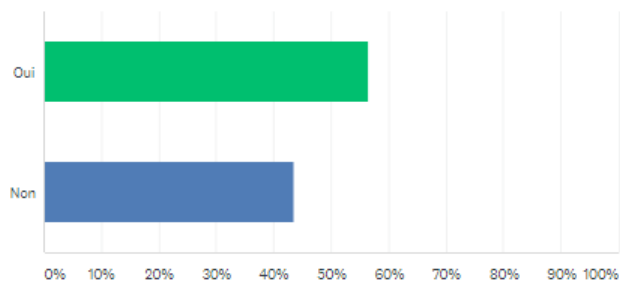
CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
▼ Oui	71,05% 64
▼ Non	28,95% 22
TOTAL	76

Figure 3. 7 : Résultat 6

71% ont répondu oui et 29% ont répondu non. Donc, la comédie est un moyen de faire plaisir la personne en colère selon notre sondage.

Regarder un film de sport peut soulager les maux de tête ou les insomnies causées par la colère?

Answered: 78 Skipped: 0



CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
▼ Oui	56,41% 44
▼ Non	43,59% 34
TOTAL	78

Figure 3. 8 : Résultat 7

Une forte proportion de personnes (56%) approuve l'idée de recommander les films sportifs à ceux qui sont en colère, avec des suggestions de recommander les films et la comédie hindous, mais dans de faibles pourcentages.

-Interagir avec l'aventure Conduire à l'élimination de l'excès d'énergie produite par la colère?

Answered: 74 Skipped: 4

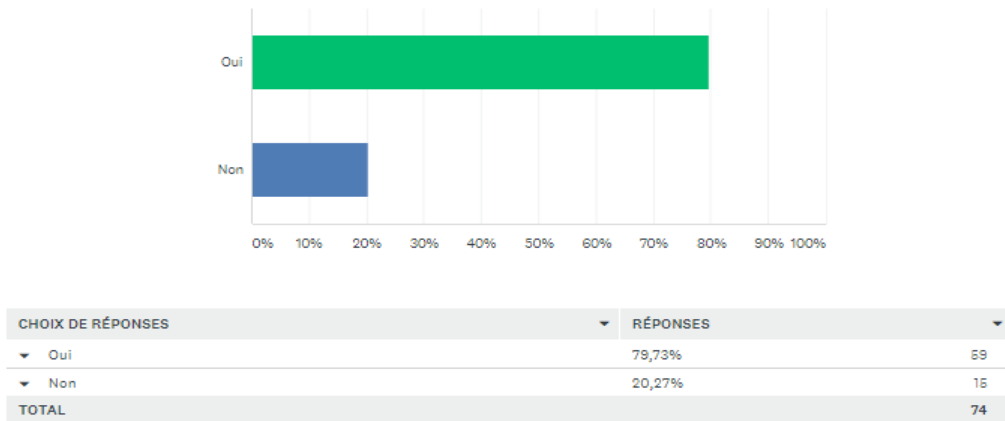


Figure 3. 9 : Résultat 8

Une proportion importante de personnes a soutenu l'idée de recommander les films d'aventure aux personnes en colère.

Des histoires de réussite ou bien les films documentaires qui envoient des messages d'espoir, d'encouragement et de rire ou bien de sports peuvent réduire la peur? (plusieurs choix possibles)

Answered: 78 Skipped: 0

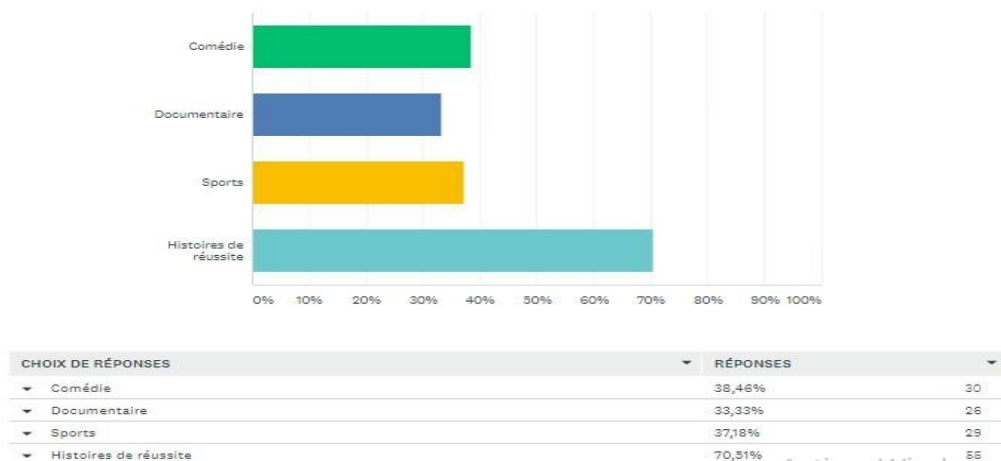
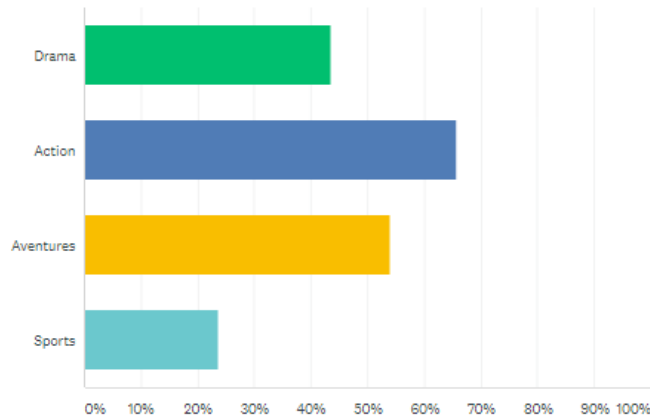


Figure 3. 10 : Résultat 9

71% des répondants ont préféré l'idée de recommander des histoires de réussite aux personnes qui ont peur, par rapport à 38% qui ont préféré les films de comédie et 37 % pour les films de sport.

Regarder les films de drama ,action, aventure, sports est le meilleur moyen de se débarrasser du dégoût ? (plusieurs choix possibles)

Answered: 76 Skipped: 2



CHOIX DE RÉPONSES	RÉPONSES
▼ Drama	43,42% 33
▼ Action	65,79% 50
▼ Aventures	53,95% 41
▼ Sports	23,68% 18
Nombre total de participants : 76	

Figure 3. 11 : Résultat 10

Les films d'action et d'aventure sont parmi les films préférés à regarder en cas du dégoût, avec une part significative de 65% et 54%, respectivement, Il y a aussi ceux qui ont suggéré que nous recommandons les films de comédie et les films de documentaires.

- **Filtrage basé sur l'émotion (1ère itération)**

L'idée donc est d'effectuer un filtrage basé sur les émotions en intégrant un attribut qui le présente dans les films pour pouvoir adopter la solution des psychologues qui traitent les patients à travers des films dans notre système.

Le résultat est représenté par une classe qui représente l'état émotionnel de l'utilisateur en question.

- **Filtrage basé âge (2ème itération)**

L'âge représente chez les spécialistes un point très important dans la catégorisation des films pour les utilisateurs. Pour cela, cette étape est obligatoire dans notre système afin d'éliminer les films inadéquats surtout pour les enfants.

Le résultat de cette étape est une nouvelle sous classe de la classe précédente filtrée selon l'âge de l'utilisateur.

- **Notre classification finale (3ème itération)**

Dans cette partie nous proposons de classer la dernière classe basée sur l'âge en sous classes comme suit :

Nous divisons la classe en deux sous classe :

- Sous classe basée sur le nombre de vues, le nombre de j'aime, le score, l'année ...etc.
- Sous classe aléatoire de la classe mère.

Nous attribuons un pourcentage de 40% pour la seconde classe afin de répondre au problème de recommandation des items points vus ou jamais vus. Bien sûr, en respectant l'intérêt de l'utilisateur (un autre problème chez les nouveaux utilisateurs) selon son état émotionnel qui est assuré dans la première itération.

Dans ce premier démarrage nous répondons au troisième besoin qui est la recommandation dans les nouveaux systèmes.

La similarité est intégrée dans la deuxième phase, pour que la recommandation soit personnalisée juste pour l'utilisateur en question sans lui proposer des films évalués par les utilisateurs qui sont similaires à lui.

3.2. Cas 2 : Deuxième démarrage et plus (2ème phase)

L'idée est d'intégrer les deux filtrages collaboratif et basé sur le contenu dans cette phase avec un pourcentage de 50 % d'une nouvelle classe s'il y a une nouvelle émotion de l'utilisateur en question (les premières 50% est issue en appliquant la première itération). Sinon, cette classe représente les 100% de la recommandation finale en commençant par la classe issue en intégrant le filtrage basé sur l'âge seulement sans l'émotion.

3.2.1. Filtrage collaboratif.

L'algorithme de similarité est appliqué sur un ensemble de profils et retourne une liste des utilisateurs jugés les plus similaires à un utilisateur donné. Les recommandations ne sont basées que sur le profil utilisateur, sans prendre en considération la description du contenu, et on part du principe que, les utilisateurs qui ont le même comportement, ont les mêmes intérêts.

Contiendra l'ensemble des évaluations données par l'utilisateur, elles sont recueillies au fur et à mesure que l'utilisateur évalue des films.

L'évaluation elle sera représentée par un vecteur de Triplets (Film, Evaluation et Date) et l'ensemble des vecteurs d'évaluations de tous les utilisateurs constituent la matrice Utilisateurs * Film.

Cette évaluation est donnée par l'utilisateur de manière directe sous forme d'une note sur échelle de 0 à 5, où :

1 : Très faible ; 2 : Faible ; 3 : Moyen ; 4 : Bon et 5 : Très bon.

3.2.2 Filtrage basée sur le contenu.

Comme nous sommes obligés à dégager la similarité basée sur la notion Item/Item, on a procédé à la procédure suivante :

1. Nous avons regroupé tous les films ayant une note dans la table (noter), cette note a été introduite par les différents utilisateurs.
2. Après que nous avons élaboré une liste qui englobe les différents films nous avons essayé de calculer leurs moyennes de note.
3. Ensuite, nous avons supposé trois intervalles pour les films ayant une mauvaise impression qui ont par hypothèse une moyenne inférieure à 3 ; les films Acceptables coté impression ayant une moyenne inférieure à 8 et supérieure à 3 ; et des films ayant un succès sur notre plateforme et qui sont les films ayant une moyenne supérieure à 8.
4. Nous regroupons ainsi les 3 classes selon leurs catégories : Drama, Comédie, Action, Aventure, ... etc.

L'algorithme d'appariement entre le profil et le contenu est aussi appelé l'algorithme basé sur le contenu. Nous recommandons un contenu à plusieurs utilisateurs, quand un nouveau contenu arrive, sa description est comparée à tous les profils utilisateurs afin de déterminer les utilisateurs à qui le contenu est susceptible de plaire.

A la fin, nous combinons les deux méthodes ci-dessus pour fournir la recommandation finale à l'utilisateur.

4. Généralités sur UML

Le langage de modélisation que nous avons utilisé est UML (Unified Modeling Language). La fonction d'UML consiste à spécifier, visualiser, construire et documenter un système informatique. Nous avons choisi de modéliser notre application par deux diagrammes : diagramme de cas d'utilisation et diagramme de classe.

4.1. Diagramme de cas d'utilisation

Le diagramme de cas d'utilisation nous présente les principales fonctions du système, ainsi que les acteurs.

✓ Identification des acteurs

Les acteurs d'un système sont les entités externes à ce système qui interagissent avec lui. Dans notre application, les acteurs qui interagissent avec le système sont les utilisateurs d'application et l'administrateur.

✓ Identification des cas d'utilisations

Un cas d'utilisation est utilisé pour définir le comportement d'un système ou la sémantique de toute autre entité sans révéler sa structure interne. Chaque cas d'utilisation spécifie une séquence d'action, y compris des variantes, que l'entité réalise, en interagissant avec les acteurs de l'entité. La responsabilité d'un cas d'utilisation est de spécifier un ensemble d'instances, où une instance de cas d'utilisation représente. Une séquence d'actions que le système réalise et qui fournit un résultat observable par l'acteur.

Voici les cas d'utilisation de notre application illustrés dans la (Figure 3.12), définit clairement les deux principaux acteurs qui interagissent avec le système.

Pour l'utilisateur :

- **Authentification** : l'application vérifie que l'utilisateur est bien ce qu'il prétend être et lui donne ensuite l'autorisation d'accès.
- **Voir la recommandation** : l'utilisateur peut voir la liste des films recommandés.
- **Choisir un film** : il sélectionne un film parmi la liste recommandée.
- **Voir la présentation du film** : l'application donne des informations sur le film sélectionné (catégorie, l'année, description, ... etc.).
- **Voir le film** : permet de regarder le film.
- **Choisir un film selon la catégorie** : Permet à l'utilisateur de choisir la catégorie de film qu'il souhaite regarder.
- **Evaluer un film** : L'utilisateur peut évaluer le film en lui attribuant un point appartenant au domaine de 1 à 5.
- **Regarder des films par leurs similarités** : L'utilisateur peut voir la liste des films en fonction de leur similarité.

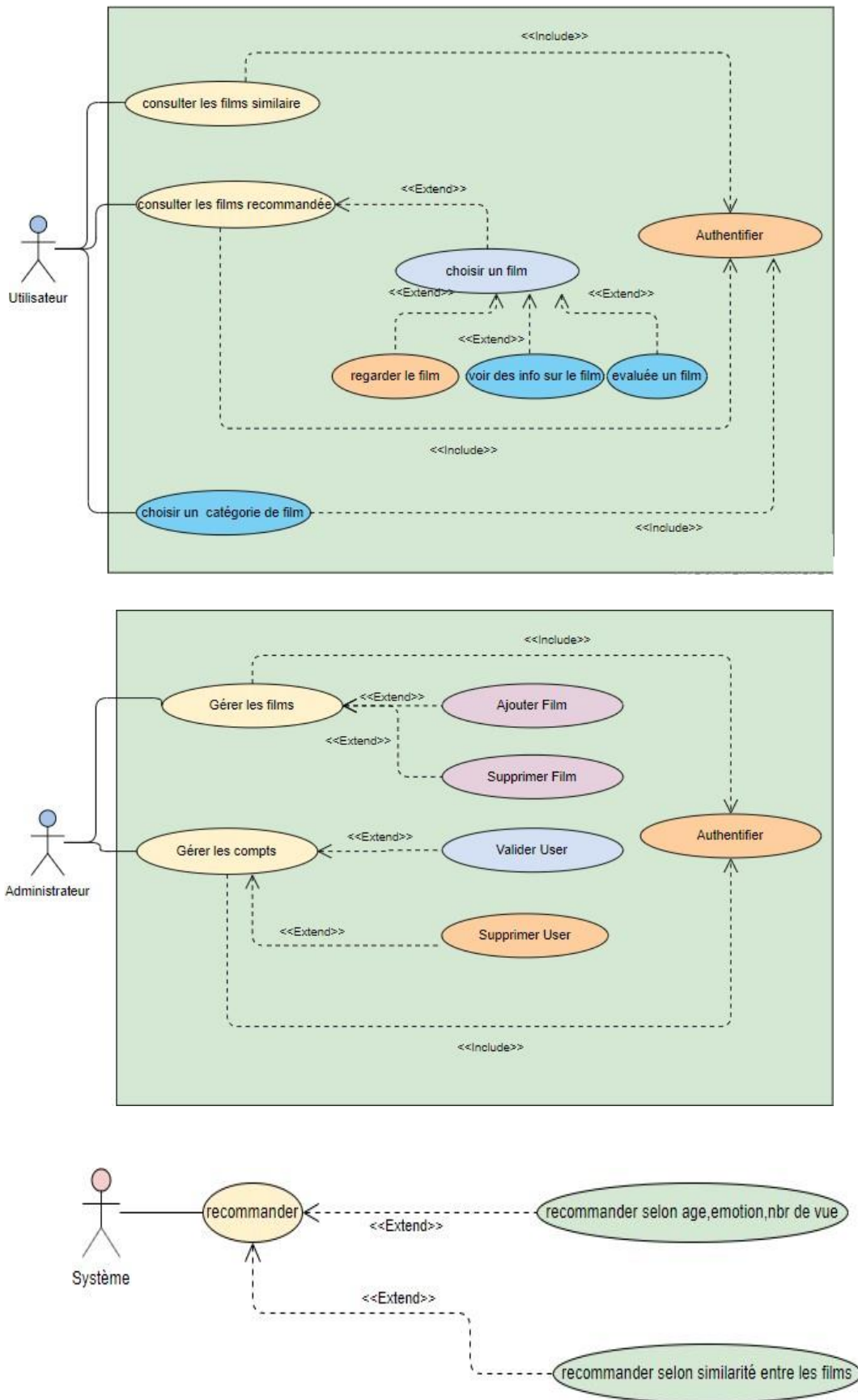


Figure 3. 12 : Diagramme de cas d'utilisation

Pour l'administrateur :

- **Accéder à son espace.**
- **Gestion des comptes :** ajouter des utilisateurs, supprimer des utilisateurs
- **Gestion des films:** il peut contrôler le contenu publié sur la plateforme (ajouter et supprimer des films).

4.2. Diagramme de classes

Le diagramme de classes (Figure 3.13) exprime de manière générale la structure statique d'un système, en termes de classes, leurs attributs et de relations entre ces classes.

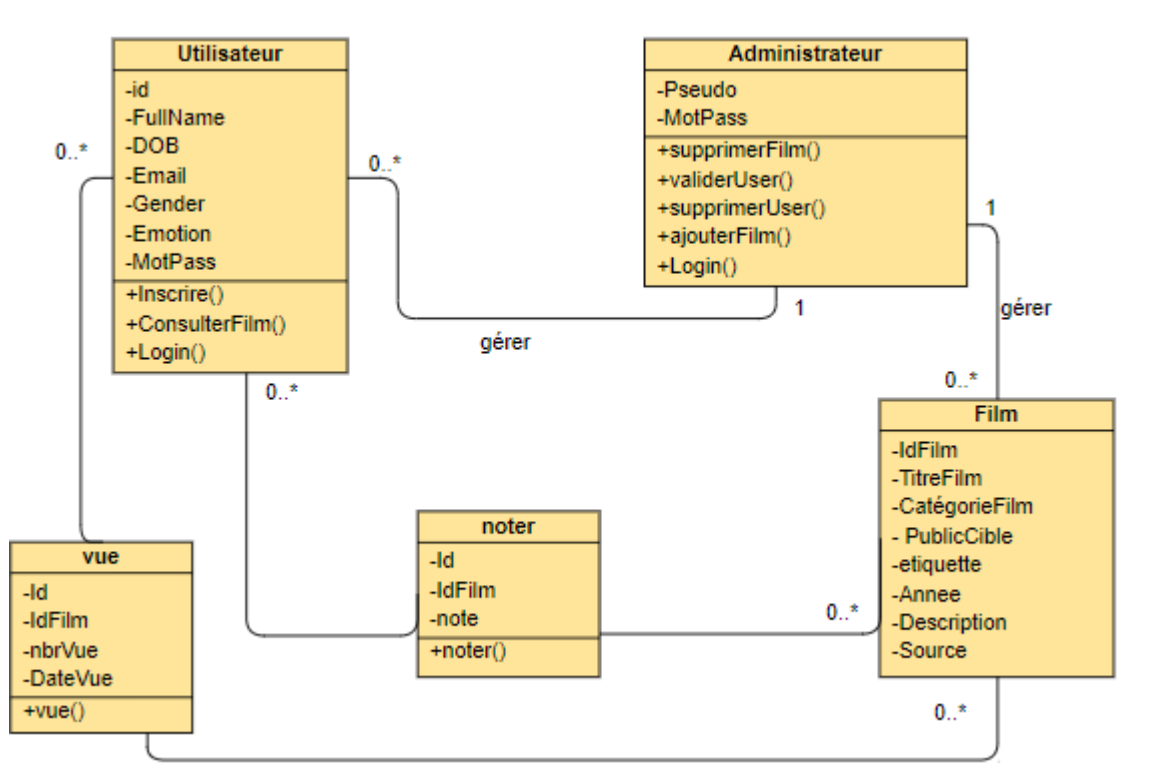


Figure 3. 13 : Diagramme de classe

5. Dictionnaire de données

Le dictionnaire de données présente la définition, le type (texte, numérique...) et le format (nombre de caractères, de décimales...) de l'ensemble des données gérées dans la base de données.

L'objectif du dictionnaire de données est de permettre à toute personne découvrant la base de données de la reconstruire dans n'importe quel Système de Gestion de Base de Données (SGBD).

Les types utilisés dans notre cas sont : Int (entier) et varchar (chaîne de caractères).

Table	Attributs	Type	Identifiant
administrateur	Pseudo MotPasse	varchar(250) varchar(250)	Pseudo
utilisateur	<u>Id</u> Pseudo MotPasse FullName Email DOB valide Gender Emotion Passwd	int(5) varchar(250) varchar(250) varchar(40) varchar(250) date varchar(5) varchar(10) varchar(15) varchar(15)	<u>id</u>
film	IdFilm TitreFilm CategorieFilm PublicCible Moral Etiquette Source Annee description	varchar(20) varchar(50) varchar(50) text varchar(30) varchar(250) varchar(250) varchar(4) text	IdFilm
vue	Id Fullname nbreVue datevue	varchar(25) varchar(255) varchar(4) varchar(100)	IdFilm Id
noter	Id IdFilm Note	int(11) varchar(50) varchar(2)	Id IdFilm

Tableau 3. 3 : Dictionnaire de données

6. Conclusion

Comme nous pouvons le constater, l'activité de la conception a facilité la compréhension de notre système, qui ébauche vers l'activité d'implémentation.

Dans le prochain chapitre, nous allons aborder l'implémentation de notre approche et son expérimentation.

CHAPITRE 4 : IMPLEMENTATION

1. Introduction

Après avoir terminé l'étape de conception de notre approche, nous abordons dans ce chapitre la phase d'implémentation qui constitue le dernier volet de ce travail et qui a pour objectifs de mettre en œuvre notre approche. Pour ce faire, nous allons commencer tout d'abord par préciser l'environnement et les outils de développement du système. Ensuite, nous allons présenter les interfaces et les fonctionnalités de notre application et nous terminons par les tests effectués.

Ce chapitre est composé de deux parties, l'implémentation du système et les résultats expérimentaux des tests.

2. Implémentation du système

2.1. L'environnement de travail

2.1.1. Matériel

Marque : Nom HP.

Mémoire (RAM) : 4 Go.

Processeur : intel® Core (TM) i3-4005U CPU @ 1.70GHz 1.70 GHz.

Système d'exploitation : Windows 8.1 Entreprise, 64 bits, processeur x64.

Comme notre système utilise des expressions faciales de l'utilisateur, nous avons donc besoin d'un outil d'acquisition où nous avons utilisé la webcam intégrée dans l'ordinateur.

2.1.2. Langages de programmation utilisés

Lors de l'implémentation de ce système, on a utilisé plusieurs langages et logiciels, nous avons utilisé le langage PHP, Ce choix est justifié par ses nombreux avantages dont voici quelques-unes [W1,2019] :

- Syntaxe classique et pratique proche du C.
- Maintenance facile.
- Ecriture générique et classe.
- Indépendant de l'OS.
- S'inscrit directement dans les pages.
- Complet avec plus de 500 fonctions : accès fichier, mail, expressions régulières..
- Interprété par le serveur.

2.1.3. Java Script

JavaScript (qui est souvent abrégé en « JS ») est un langage de script léger, orienté objet, principalement connu comme le langage de script des pages web. Mais il est aussi utilisé dans de nombreux environnements extérieurs aux navigateurs web tels que Node.js, Apache CouchDB voire Adobe Acrobat. Le code JavaScript est interprété ou compilé à la volée (JIT). C'est un langage à objets utilisant le concept de prototype, disposant d'un typage faible et dynamique qui permet de programmer suivant plusieurs paradigmes de programmation : fonctionnelle, impérative et orientée objet [W2,2019].

2.1.4. HTML

HTML signifie « *HyperText Markup Language* » qu'on peut traduire par « langage de balises pour l'hypertexte ». Il est utilisé afin de créer et de représenter le contenu d'une page web et sa structure, est un langage dit de « marquage » dont le rôle est de formaliser l'écriture d'un document avec des balises de formatage. Les balises permettent d'indiquer la façon dont doit être présenté le document et les liens qu'il établit avec d'autres documents [W3,2019].

2.1.5. CSS

Le terme **CSS** est l'acronyme anglais de *Cascading Style Sheets* qui peut se traduire par "feuilles de style en cascade". Le CSS est un langage informatique utilisé sur l'internet pour mettre en forme les fichiers HTML ou XML. Ainsi, les feuilles de style, aussi appelé les fichiers CSS, comprennent du code qui permet de gérer le design d'une page en HTML [W4,2019].

2.1.6. Komodo Edit

Komodo Edit est un éditeur de texte et environnement de développement sous forme de Logiciel libre, basé sur Scintilla pour l'éditeur et Firefox pour le rendu. Il a été commencé en janvier 2007 pour compléter le produit commercial Komodo IDE de l'éditeur de logiciels ActiveState (en). Beaucoup de caractéristiques de Komodo proviennent d'un interpréteur Python intégré.

Il gère plusieurs langages informatiques, selon le langage employé il utilise la coloration syntaxique, il intègre également un explorateur de fichiers pour simplifier la navigation.

Par ailleurs il possède plusieurs thèmes qui permettent de personnaliser l'interface [W5,2019].

2.1.7. Easy PHP

Easy PHP fut le premier package WAMP à voir le jour (1999). Il s'agit d'une plateforme de développement Web, permettant de faire fonctionner localement (sans se connecter à un serveur externe) des scripts PHP.

Easy PHP n'est pas en soi un logiciel, mais un environnement comprenant deux serveurs (un serveur web Apache et un serveur de bases de données MySQL), un interpréteur de script (PHP), ainsi qu'une administration SQL phpMyAdmin. Il dispose d'une interface d'administration permettant de gérer les alias (dossiers virtuels disponibles sous Apache), et le démarrage/arrêt des serveurs .

3. Les espaces du système

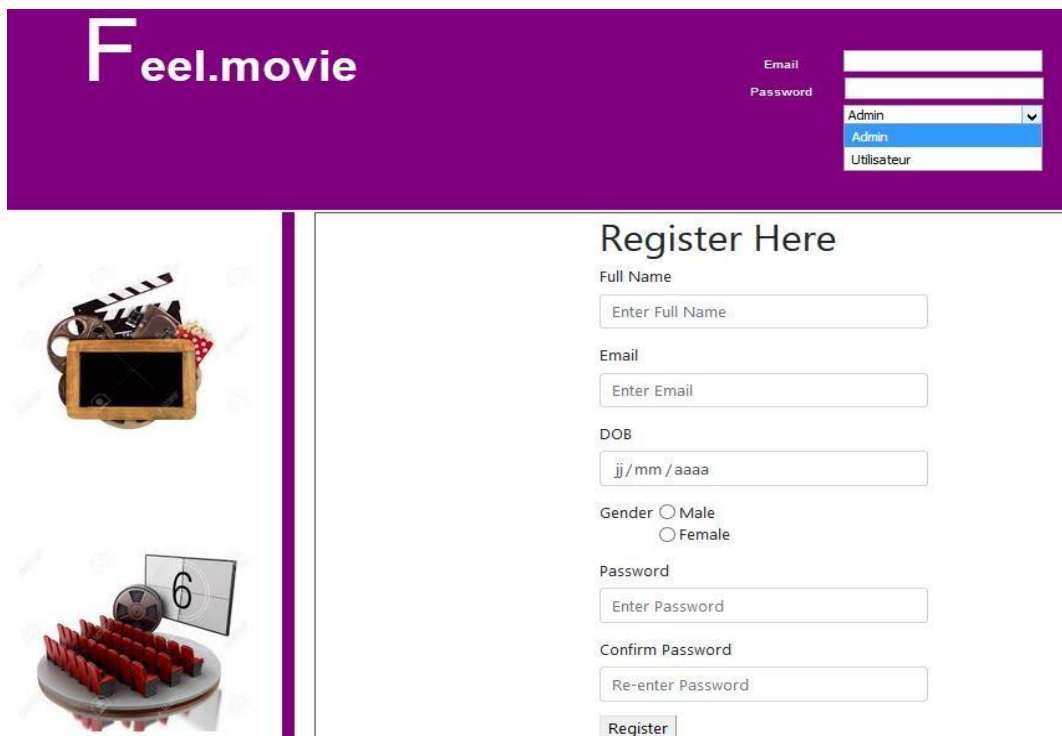
Le système implémenté de notre approche est composé de deux parties : la première partie est réservée seulement aux administrateurs de notre système, et la deuxième partie est réservée pour tous les utilisateurs qui ont une session.

Dans ce qui suit nous allons présenter quelques fenêtres de l'interface de notre application.

3.2. Espace utilisateur

3.2.1. Interface de connexion

Cette interface permet à l'utilisateur de s'inscrire sur notre site ou de se connecter s'il possède un compte. L'administrateur peut se connecter avec son mail et son mot de passe pour y'accéder à son espace, et aussi L'utilisateur peut inscribes et /ou se connecter avec son mail et son mot de passe pour y'accéder à son espace.



The screenshot shows the 'Feel.movie' website interface. At the top left is the logo 'Feel.movie'. On the right, there are input fields for 'Email' and 'Password', and a dropdown menu with options 'Admin', 'Admin', and 'Utilisateur'. Below the logo, there are two decorative images: a clapperboard and a movie theater. The main content area is titled 'Register Here' and contains the following form fields: 'Full Name' (with placeholder 'Enter Full Name'), 'Email' (with placeholder 'Enter Email'), 'DOB' (with placeholder 'jj/mm/aaaa'), 'Gender' (with radio buttons for 'Male' and 'Female'), 'Password' (with placeholder 'Enter Password'), 'Confirm Password' (with placeholder 'Re-enter Password'), and a 'Register' button.

Figure 4. 1 : Interface inscription/connexion

3.2.2. Interface d'accès

Avant de terminer la connexion de l'utilisateur, nous extrayons son état émotionnel depuis la webcam.

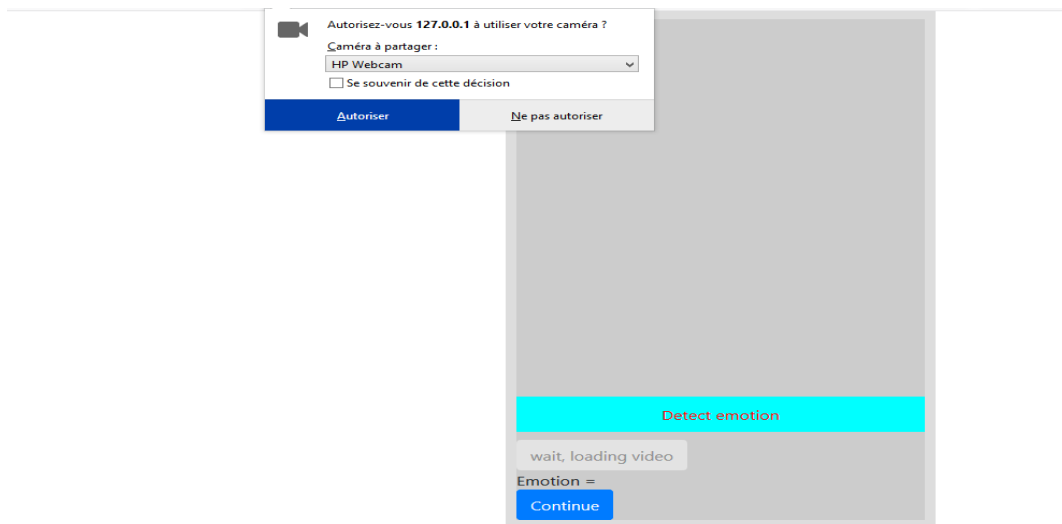


Figure 4. 2 : Interface pour reconnaissance des expressions faciales

3.2.3. Interface Accueil de l'utilisateur

Cette interface permet à l'utilisateur de consulter les films recommandés.

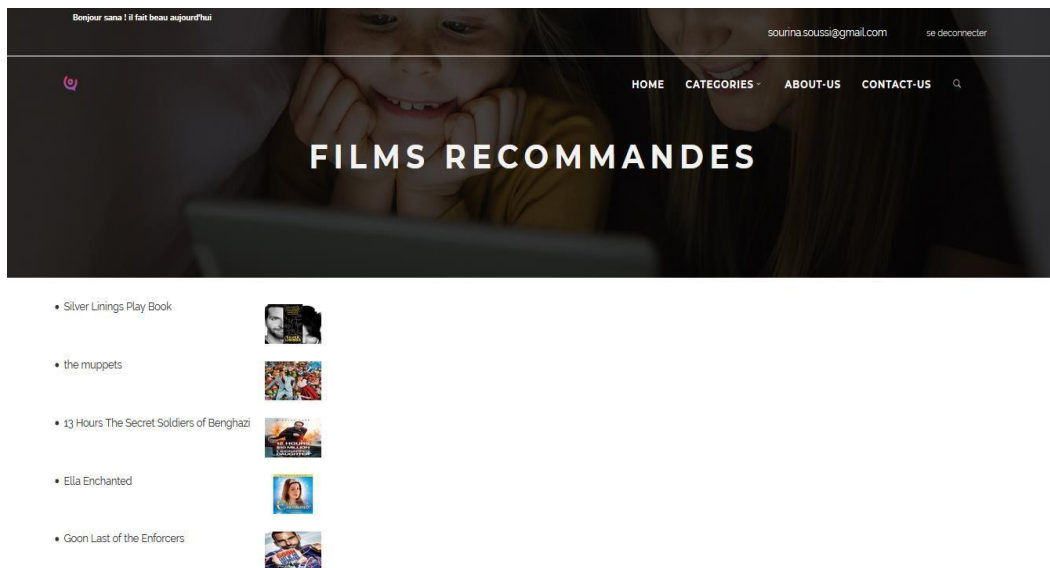


Figure 4. 3 : Interface utilisateur

Dans son espace, l'utilisateur peut :

- 1) Voir la liste recommandée des films selon les itérations de notre approche.
- 2) Le système renvoie à l'utilisateur une liste de films dont le type est identique à celui qu'il a sélectionné dans la liste des types.
- 3) Retourner une liste de films à recommander pour l'utilisateur après avoir calculé la similarité film/film.

- 4) Peut voir l'objectif de notre plateforme à travers « about_us » dans le menu.
- 5) Consulter les informations de contact.
- 6) Se déconnecter.

3.2.4. Interface pour visionner le film

Cette interface vous permet d'afficher des informations sur le film et de le visualiser lorsque vous cliquez sur son image. En outre, il est possible de voir les vues globales et personnelles du film, et vous pouvez le noter.

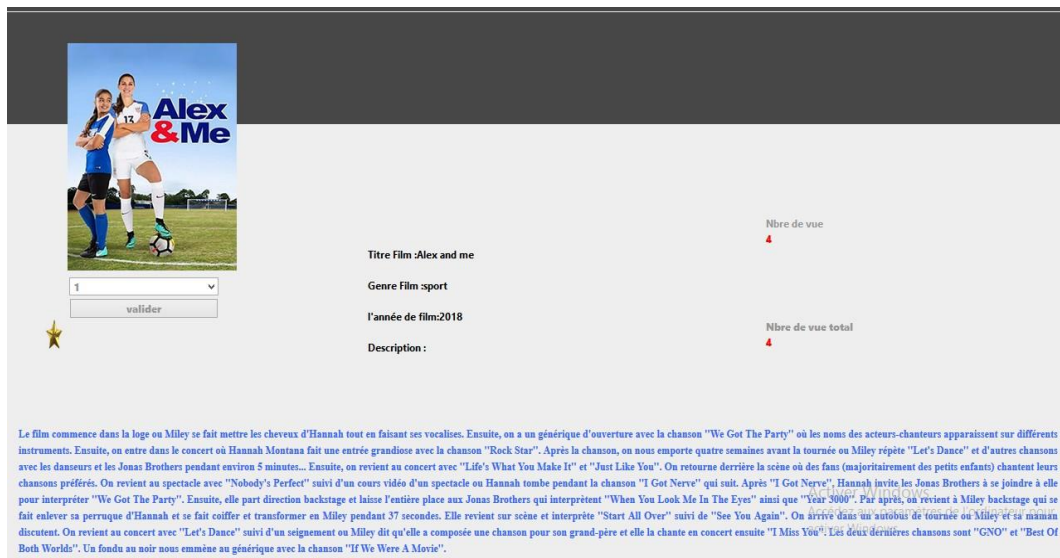


Figure 4. 4 : Interface pour visionner le film

Lorsque vous cliquez sur l'étiquette du film, l'utilisateur peut regarder le film comme indiqué dans la figure ci-dessous.

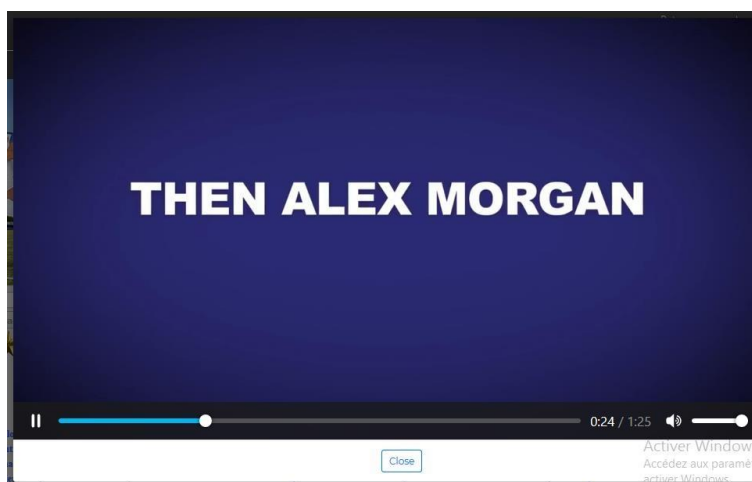


Figure 4. 5 : Interface pour visionner le film

3.2.5. Evaluation d'un film

Après la visualisation d'un film le système donne à l'utilisateur la possibilité d'évaluer le film visualisé explicitement en lui attribuant un point appartenant au domaine (1...5) comme suit :



Figure 4. 6 : Evaluation de film

Dès que l'utilisateur termine l'opération d'évaluation le système enregistre les informations, tel que l'identifiant de l'utilisateur, le film évalué, la note d'évaluation dans la base de données.

id	IdFilm	Note
20	13	4
7	17	1
7	20	5
12	20	1
7	22	3
12	22	3
7	4	5
21	5	5
7	6	1
7	8	1

Figure 4. 7 : Sauvegarde de l'évaluation de film

3.2.6. Visualisation d'un film

La Figure ci-dessous présente des informations sur un film publié avec le nombre de vues.

Titre Film :Alex and me

Genre Film :sport

l'année de film:2018

Nbre de vue
6

Nbre de vue total
6

Figure 4. 8 : Informations d'un film

Une fois l'utilisateur sélectionne un film pour le visualiser, le système augmente le nombre de vues automatiquement et enregistre les informations de l'utilisateur sur la BDD tel que l'identifiant de l'utilisateur, et l'identifiant de film visité et la date de visite comme suit :

+ Options			
id	Fullname	nbreVue	datevue
6	21	1	05/07/2019
5	21	6	06/07/2019
6	7	1	05/07/2019
19	7	1	05/07/2019
2	7	1	06/07/2019

Figure 4. 9 : Enregistrement des informations de visualisation d'un film.

3.3. Espace Administrateur

Après l'authentification de l'administrateur, une fenêtre d'accueil lui apparaît ou il peut gérer les utilisateurs et les films.

3.3.1. Interface d'accueil



Figure 4. 10 : Interface Administrateur

3.3.2. Interface Ajouter Film

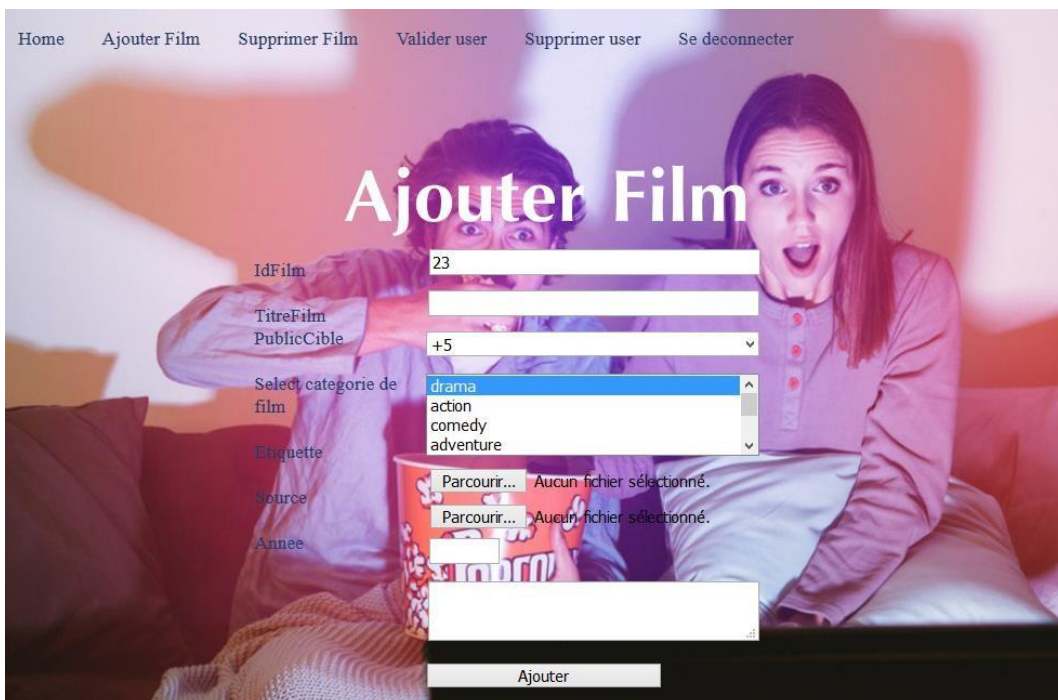


Figure 4. 11 : Ajouter Film

3.3.3. Interface Supprimer Film



Figure 4. 12 : Supprimer Film

3.3.4. Interface Valider User

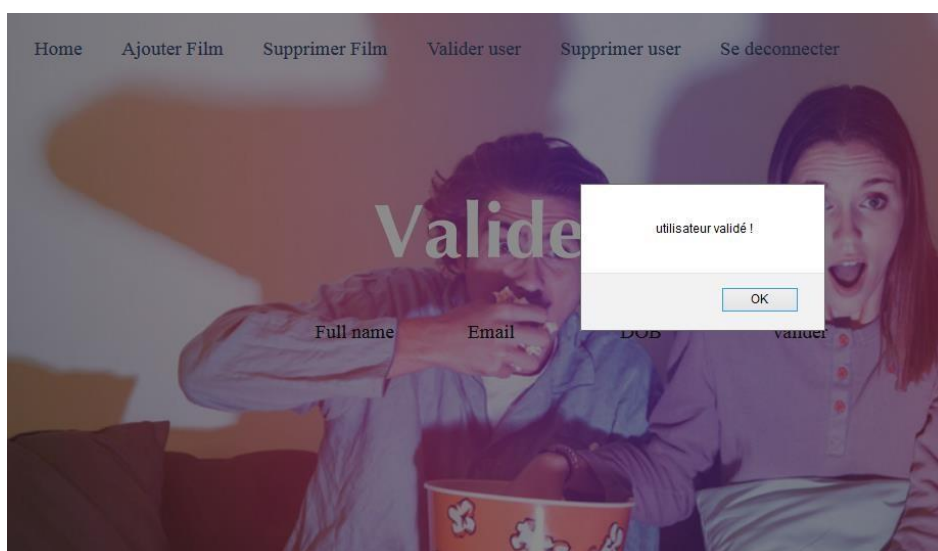


Figure 4. 13 : Valider User

3.3.5. Interface Supprimer User



Figure 4. 14 : Supprimer User

4. Recommandation

L'idée de base de la recommandation de notre système est de se fier à l'état émotionnel de l'utilisateur lors de la connexion et aussi utiliser les informations saisies lors de l'enregistrement (date de naissance) pour calculer l'âge de l'utilisateur, par ce que il s'agit des informations importantes, afin d'éviter ce qui ne convient pas aux enfants lors d'une recommandation.

4.1. Recommandation à base âge

Dans la Figure ci-dessous, nous expliquons comment nous calculons l'âge de l'utilisateur qui se base sur la différence entre la date de naissance de l'utilisateur connecté et la date du système.

```
function age($date) {
    $age = date('Y') - date('Y', strtotime($date));
    if (date('md') < date('md', strtotime($date))) {
        return $age - 1;
    }
    return $age;
}
```

Figure 4. 15 : Fonction calcul d'âge

4.2. Recommandation à base émotion

Dans la recommandation basée sur l'état émotionnel de l'utilisateur, nous nous sommes appuyés sur la discussion que nous avons eue avec le professeur de psychologie pour recommander des films à chaque utilisateur, en plus de compiler la recommandation avec les résultats du questionnaire mentionné précédemment. Dans la figure ci-dessous, nous illustrons une partie de la méthode de recommandation.

```
$sql="SELECT `IdFilm`,`TitreFilm`,`CategorieFilm`,
`PublicCible`,`etiquette`,`source`,`Annee`,
`description`
FROM
(
(
Select Fl.IdFilm AS `IdFilm`,`TitreFilm` AS `TitreFilm`,
Fl.CategorieFilm AS `CategorieFilm`,
Fl.PublicCible AS `PublicCible`,
Fl.etiquette AS `etiquette`,
Fl.source AS `source`,`Annee` AS `Annee`,
Fl.description AS `description`
From Film Fl Where
( (CASE WHEN '$Moral'='sad' THEN
((Fl.`CategorieFilm` LIKE '%comedy%' AND !(Fl.`CategorieFilm` LIKE '%drama%')) )
| WHEN '$Moral'='fear' THEN
(Fl.`CategorieFilm` LIKE '%comedy%')
| WHEN '$Moral'='Happy' THEN
(Fl.`CategorieFilm` LIKE '%comedy%' )
| WHEN '$Moral'='angry' THEN
(Fl.`CategorieFilm` LIKE '%comedy%' )
| ELSE ('CategorieFilm' LIKE '%action%')
END
) and Fl.PublicCible<$age
)
ORDER BY (CASE WHEN '$Moral'='sad' THEN
(RAND()*82.89 )
| WHEN '$Moral'='fear' THEN
(RAND()*38.46)
| WHEN '$Moral'='Happy' THEN
(RAND()*59.21)
| WHEN '$Moral'='angry' THEN
(RAND()*71.05)
| ELSE (RAND()*65.79)
END
) )
)
```

Figure 4. 16 : Recommandation à base émotion

5. Test

La phase de test garantit que l'application répond aux besoins de l'utilisateur. Nous avons effectué une série de tests au cours des quels plusieurs utilisateurs ont interagi avec notre système. Nous avons effectué le test sur 21 personnes interagissant avec notre système avec une base de données contenant 90 films éparpillé en équivalence sur l'ensemble des catégories. Avant de visualiser les résultats du test, nous montrons dans la figure ci-dessous une portion de la base de données de nos films.

IdFilm	TitreFilm	CategorieFilm	PublicCible	etiquette	source	Annee
1	The heat	comedy;drama	18	the heatt.jpg	The Heat Official International Trailer (2013) _Sa...	2013
2	UglyDolls	comedy	18	UglyDolls.jpg	UglyDolls Official Final Trailer (2019) HD.mp4	2019
3	The Spy Who Dumped Me	comedy	6	u.jpg	The Spy Who Dumped Me (2018) Movieclips Trailers...	2018
4	The Beaver	drama	18	220px_The_Beaver_Poster.jpg	THE BEAVER - Trailer.mp4	2011
5	Alex and me	sport	8	alex and me.jpg	Alex Me Trailer.mp4	2018
6	BACK OF THE NET	drama	6	back of the net.jpg	BACK OF THE NET Official Trailer (2019) Sofa Wyl...	2019
7	The Pursuit of Happiness	comedy	6	220px-Poster-pursuithappyness.jpg	The Pursuit of Happyness Trailer [HQ].mp4	2006
8	Cake	drama	18	cake.jpg	Cake Official Trailer 1 (2014) - Jennifer Aniston ...	2014
9	Good will hunting	drama	18	51MGY4cCrWL.jpg	Good Will Hunting (1997) Blu-Ray Release Movie Tra...	1997
10	Collateral Beauty	drama	18	Collateral-Beauty_2016.png	Beaute Cachee - Regardez les premières minutes du ...	2016
11	Guerrier pacifique	drama	12	guerrier-pacifique.jpg	PEACEFUL WARRIOR (2006) Full Movie Trailer in HD...	2006
12	the wild	drama	18	wild.jpg	Wild Official Trailer 1 (2014) - Reese Witherspoon...	2014
13	Everest	aventure	18	everst.jpg	Everest - Official Trailer (HD).mp4	2015
14	Idiots3	comedy	12	i.jpg	3 Idiots - Official Trailer.mp4 amètres de l	2009
15	The Bucket List	aventure	18	TBL_poster.jpg	The Bucket List Official Trailer 1 - (2007) HD.mp4	2007

Figure 4. 17 : Portion de la base des films

5.1. Exemples de tests

5.1.1. Test 1

Lorsqu'un utilisateur se connecte, nous extrayons son état émotionnel à travers un module de la reconnaissance des expressions faciales développé au sein du laboratoire d'informatique dans l'université de Guelma. Ensuite, nous recommandons les films.



Figure 4. 18 : Reconnaissance des expressions faciales User 1

La Figure ci-dessous montre les recommandations faites à cet utilisateur en cas de joie :

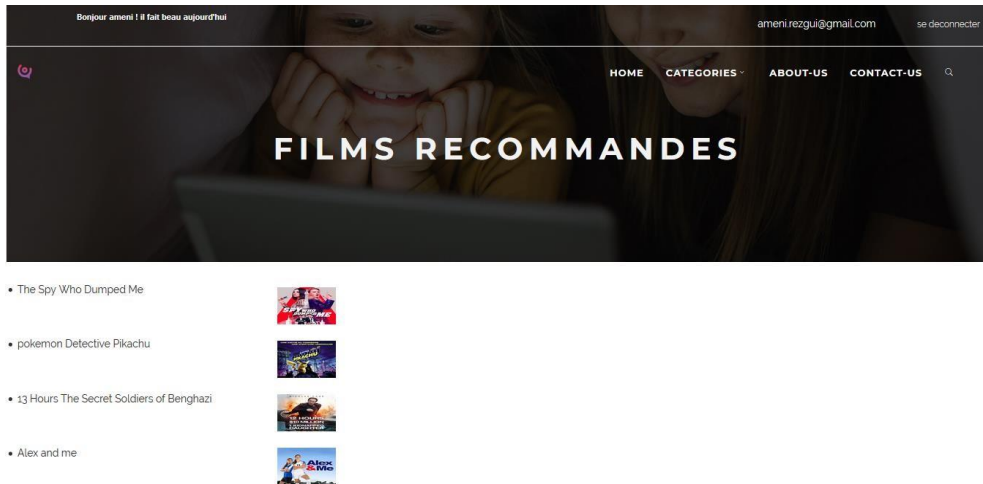


Figure 4. 19 : Films Recommandés User 1

5.1.2. Test 2

Dans ce test, nous recommandons les films à une personne dans un état triste.



Figure 4. 20 : Reconnaissance des expressions faciales User 2

La Figure ci-dessous montre les recommandations faites à cet utilisateur dans un état sad :

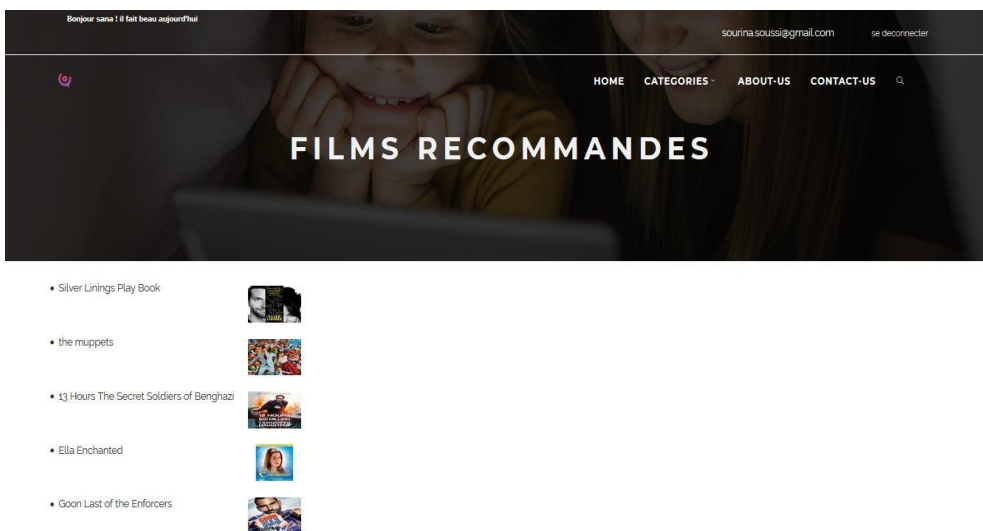


Figure 4. 21 : Films Recommandés User 2

6. Résultats de test et discussion

Après les tests effectués par 21 personnes, nous avons mené un sondage sur la recommandation formulée. Ce sondage comporte cinq états émotionnels dont chaque utilisateur nous donne un point de satisfaction compris entre 0 et 5 comme suit :

Avis Utilisateur

Dans le cadre d'un projet de Master, nous voulons à travers ce formulaire votre avis via notre système dans le sens la satisfaction envers l'émotion détectée par le système et non pas l'avis envers les films affichés.

Vous pouvez répondre plusieurs fois selon votre émotion détectée sur plusieurs reprises.

La joie : Taux de satisfaction : 0 , 1 , 2 , 3 , 4 , 5

La colère : Taux de satisfaction : 0 , 1 , 2 , 3 , 4 , 5

La tristesse : Taux de satisfaction : 0 , 1 , 2 , 3 , 4 , 5

La surprise : Taux de satisfaction : 0 , 1 , 2 , 3 , 4 , 5

Le dégoût : Taux de satisfaction : 0 , 1 , 2 , 3 , 4 , 5

Les résultats obtenus sont les suivants :

User	Joie	Colère	Tristesse	Surprise	Dégoût	Peur
1	5	3	2	4	2	4
2	3	4	4	3	4	5
3	5	3	5	3	4	4
4	5	4	3	3	1	3
5	2	2	4	1	4	/
6	5	1	4	4	3	/
7	5	/	4	/	/	/
8	4	/	5	5	/	/
9	2	/	3	5	/	/
10	5	/	4	3	/	/
11	4	/	5	/	/	/
12	3	/	4	/	/	/
13	3	/	/	/	/	/
14	5	/	/	/	/	/
15	5	/	/	/	/	/
NB User	15	6	12	9	6	4
Total Score	61	17	47	31	18	16
Moyenne	4.07	2.83	3.92	3.44	3	4

Tableau 4. 1 : Résultats de satisfaction obtenus

À travers les résultats, nous avons constaté que le taux de satisfaction des utilisateurs est acceptable. Il y a donc une acceptation moyenne des plus élevées dans trois cas :

Joie : 4,07, peur : 4 et tristesse : 3.92. Alors que le taux d'acceptation le plus bas est la colère avec 2.83.

Nous remarquons que le nombre d'utilisateurs était important dans la joie et la tristesse, pour cela nous pouvons dire que les résultats de ces deux états émotionnels sont les meilleurs.

7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les aspects pratiques liés à la réalisation de notre application, à savoir les outils de développement nécessaires pour le fonctionnement de notre système. En dernier, nous avons illustré quelques interfaces de la manipulation avec des tests réels et un sondage de satisfaction.

Conclusion Générale

Dans le cadre de cette recherche, nous avons tenté d'atténuer les mauvaises performances des systèmes de recommandation lors du démarrage à froid d'un nouvel utilisateur, d'un Item ou des deux à la fois.

Nous nous sommes intéressés à proposer une solution au problème de démarrage à froid dans les systèmes de recommandation, et nous avons suggéré que la recommandation soit formulée en fonction de l'état émotionnel de l'utilisateur.

Nous clôturons le mémoire par une synthèse des contributions apportées, les perspectives de recherches futures et un résumé des connaissances acquises durant ce travail.

Contributions

Les contributions apportées dans ce travail se résument à :

- Nous nous sommes appuyés sur l'état émotionnel de l'utilisateur pour nous assurer que ses besoins sont satisfaits en compte à court et à long terme. Nous avons donc essayé de fournir une solution au problème du démarrage à froid d'un nouvel utilisateur.
- Nous avons essayé de recommander des films adaptés à chaque état émotionnel, et Pour répondre à une question posée à la conférence sur la manière de relier chaque état émotionnel au film approprié, nous avons mené une discussion avec un psychologue qui nous a aidés à classer les films appropriés en fonction de l'état émotionnel.
- Nous avons également ajouté le facteur âge dans notre recommandation pour éviter les recommandations inappropriées pour les jeunes enfants.
- De plus, pour améliorer notre système, l'utilisateur peut consulter la liste des films similaires en termes de qualité et d'évaluation par tous les utilisateurs.
- Afin de rendre une recommandation plus agréable pour les utilisateurs. Nous avons réalisé un questionnaire qui a renforcé notre classification avec le professeur de psychologie.
- Nous avons également mené un sondage sur la satisfaction des utilisateurs à notre recommandation et le taux de satisfaction est acceptable, en particulier dans les cas de joie et de tristesse.

Perspectives

Comme perspectives de recherches futures, nous envisageons de :

- Effectuez une étude en ligne de la solution proposée pour mieux suivre nos recommandations et mesurer la satisfaction des utilisateurs.
- Réalisez une étude sémantique de la description du film afin d'en faire un processus de recommandation plus précis.
- Nous espérons compléter l'idée à l'avenir et combiner le filtrage collaboratif et le filtrage basé sur le contenu pour renforcer notre recommandation.
- Nous pensons également à nous appuyer sur des arbres de décision parallèlement à l'état émotionnel de l'utilisateur pour améliorer la recommandation.
- Evaluer notre solution en utilisant d'autres jeux de données tels que celui de Netflix pour la recommandation de films.

En conclusion, nous espérons que notre modeste travail contribuera au problème du démarrage à froid.

Acquis

Les connaissances acquises durant le long de ce projet de fin d'études :

- Ce projet nous a permis de nous préparer au processus de recherche scientifique en comprenant le terrain, en recherchant le problème, en essayant de fournir des solutions et de les mettre en œuvre.
- Notre participation à la conférence a été une occasion importante pour nous de nous familiariser avec le domaine de la recherche scientifique.
- La rédaction d'un article scientifique qui nous a stimulés dans le monde de la recherche et de son acceptation dans le Journal (IJAM) « International Journal of Informatics and Applied Mathematics » est le plus grand encouragement à espérer en savoir plus.

Bibliographie

- Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 17(6) :734–749, 2005
- Ai Thanh Ho Ilusca L. L. Menezes Yousra Tagmouti, “E-MRS: Emotion-based Movie Recommender System”.
- Anand Kishor Pandey, Dharmveer Singh Rajpoot "Resolving Cold Start problem in recommendation system using demographic approach", IEEE 17th July 2017.
- Andronico, A., Carbonaro, A., Casadei, G., Colazzo, L., Molinari, A., and Ronchetti, M. “Integrating a multi-agent recommendation system into a mobile learning management system”. 2003.
- Beliakov, G., Calvo, T., & James, S. Aggregation of preferences in recommender systems. In *Recommender systems handbook* (pp. 705- 734). Springer, Boston, MA. 2011.
- Burke, R. “Hybrid recommender systems : Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction can observers judge from facial behavior?* ” In P. Ekman (Ed.), *Emotion in the human*. 2002.
- Deshpande, Mukund, et George Karypis.. “Item-based top-N recommendation algorithms». *ACM Trans*”. In! *Syst*. vol. 22, no 1, p. 143-177. 2004.
- Frank Meyer, Françoise Fessant, Fabrice Clérot, and Éric Gaussier. « Toward a new protocol to evaluate recommender systems”. In *Proceedings of the Workshop on Recommendation Utility Evaluation : Beyond RMSE, RUE 2012, Dublin, Ireland, September 9, 2012*, pages 9–14, 2012.
- Goldberg, D., Nichols, D., Oki, M., and Terry, D. “Using collaborative filtering Good”. 1992.
- GUO Yuhong;YANG Jinran. “School of Information and Science Technology”, University of International Relations ,Intelligent movie recommendation method based on AHP, 2015.
- Hui Li, Jiangtao Cui, Bingqing Shen, and Jianfeng Ma. « An intelligent movie recommendation system through group-level sentiment analysis in microblogs”. *Neurocomputing*, 210:164–173, 2016.

Idir Benouaret, “ Un système de recommandation sensible au contexte pour la visite de musée”, in proceedings of the CORIA ; Conférence en Recherche d’Information et Applications – 12th French Information Retrieval Conference, Paris, 2015.

Ivica Obadi’c, Gjorgji Madjarov, Ivica Dimitrovski, and Dejan Gjorgjevikj. “Addressing Item-Cold Start Problem in Recommendation Systems Using Model Based Approach and Deep Learning”. Springer, 07 September 2017 .

Kuda Nageswara Rao. “Application domain and functional classification of recommender systems—a survey”. DESIDOC Journal of Library & Information Technology, 28(3): 17, 2008.

Lahiru S Gallege and Rajeev R Raje. “Towards selecting and recommending online software services by evaluating external attributes”. In Eleventh Annual Cyber and Information Security Research Conference, page 23, 2016.

Laouar Assia et Korichi Kadidja, “Un système de recommandation pour l’assistance à la navigation sur Internet”, Mémoire master présentée à l’université Kasdi Merbah, Ouargla, Algérie. 2016.

Linden, G., B. Smith et J. York. 2003. “Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering”. Internet Computing, IEEE. vol. 7, no 1, p. 76-80.

MAATALLAH. “Une Technique Hybride pour les Systèmes de Recommandation ”, Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar, Annaba, Algérie, 2015.

Maltz D., Ehrlich E., “Pointing the way: Active collaborative filtering”, Proc. of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI’95), USA, 1995, p.202-209.

Michael D. Ekstrand, John T. Riedl, Joseph A. Konstan. “Collaborative Filtering”. 2010.

Middleton S.E., Alani H., De Roure D.C., “Ontological Use Profiling in Recommender Systems”, ACM Trans. Information Systems, vol. 22, no. 1, pp. 54-88, 2004.

Nguyen A., Denos N., Berrut C. “Exploitation des données "disponibles à froid" pour améliorer le démarrage à froid dans les systèmes de filtrage d'information ”, in INFORSID '06, pp. 81-95. 2006.

Pascale Bêlorgey, Nathalie Van Laethem, Béatrice Arnaud, Olivier Arnold, David Autissier et al., “ La mega boîte à outils du Manager leader », Fiche 07 : Identifier les 6 émotions fondamentales, Dunod, 2017.

Paul EKMAN, W. V. FRIESEN, P. ELLSWORTH, “What emotion categories or dimensions Punam Bedi, Chhavi Sharma, Pooja Vashisth, Deepika Goel, Muskan Dhanda "Handling Cold

Start Problem in Recommender Systems by using Interaction Based Social Proximity Factor" IEEE 28 September 2015.

Paul Ekman, "Paul Ekman et les visages de l'émotion". DANIELA OVADIA publié le 17 février 2016. CERVEAU & PSYCHO N° 75.

Rasoul Karimi, Christoph Freudenthaler, Alexandros Nanopoulos, Lars Schmidt-Thieme "Active learning for aspect model in recommendation system" IEEE 12th July 2011. Recommender Systems, Foundations and Trends R in Human Computer Interaction. 2011.

Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews". In Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work (pp. 175-186). ACM. 1994, October.

Salton, G. and Buckley, C. "Term-weighting approaches in automatic text retrieval". In INFORMATION PROCESSING AND MANAGEMENT pp. 513–523. 1988.

Samaidhu, "Recommendation engine", <https://dataaspirant.com/2015/01/24/recommendation-engine-part-1/>. January 24, 2015.

Sarwar, Badrul, George Karypis, Joseph Konstan et John Reid 1. 2001. "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms". In Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web: ACM.

Shardanand, U., & Maes, P. "Social information filtering: algorithms for automating "word of mouth"". In Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems (pp. 210-217). ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co. 1995 May.

Su, X., & Khoshgoftaar, T. M. "A survey of collaborative filtering techniques". Advances in artificial intelligence, vol. 2009, p. 19. 2009.

Sudhanshu Kumar _ Shirsendu S. Halder _ Kanjar De _ Partha Pratim Roy, "Movie Recommendation System using Sentiment Analysis from Microblogging Data", arXiv:1811.10804v1 [cs.IR] 27 Nov 2018.

Szu-Yu Chou, Li-Chia Yang, Yi-Hsuan Yang, Jyh-Shing Roger Jang "Conditional Preference Nets for User and Item cold start problems in music recommendation" IEEE 31st August 2017 to weave an information tapestry. In Commun. ACM, volume 35, pages 61-70.

Wang, J., De Vries, A. P., & Reinders, M. J. "Unified relevance models for rating prediction in collaborative filtering". ACM Trans. on Information Systems (TOIS), 26(3), pp. 16. 2008.

Bibliographie

Warnestal P., "User Evaluation of a Conversational Recommender System", Proceedings of the 4th Workshop on Knowledge and Reasoning in Practical Dialogue Systems, Edinburgh, Scotland U.K. 2005.

Xiaoyao Zheng, Yonglong Luo, Zhiyun Xu, Qingying Yu and Lin Lu "Tourism destination recommender system for the cold start problem" Researchgate 31st July 2016.

Zhenzhen Xu, Fuli Zhang, Wei Wang, Haifeng Liu, and Xiangjie Kong "Solving Cold-Start Problem by Combining Personality Traits and Demographic Attributes in a User Based Recommender System" Researchgate 5th May 2017.

Zi-Ke Zhang, Chuang Liu, Yi-Cheng Zhang,(a) and Tao Zhou, Solving the cold-start problem in recommender systems with social tags EPL, 92 (2010) 28002.

Webographie

[W1, 2019] <http://www-igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE/php/>, consulté le 1/07/2019.

[W2, 2019] <https://developer.mozilla.org/fr/docs/Web/JavaScript>, consulté le 03/07/2019.

[W3, 2019] <https://developer.mozilla.org/fr/docs/Web/HTML>, consulté le 3/07/2019.

[W4, 2019] <http://glossaire.infowebmaster.fr/css/>, consulté le 04/07/2019.

[W5,2019]<https://www.pierre-giraud.com/html-css/cours-complet/html-cssediteur.php>, consulté le 04/07/2019.

Publication personnelle

Souilah Saida, Chaoui Mohammed, New Solution for Cold Start Problems in Recommendation Systems, 2nd Conference on Informatics and Applied Mathematics, Guelma, Algérie. June 12-13 2019.