

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

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

16/911

Option : Master Académique

Thème :

Un système de filtrage hybride pour la recommandation des documents

Encadré Par :

Mme. Benhamdi Soulef

Présenté par :

Gueroui Nesserine

Lazzouni Bochra

Juin 2016

Remerciement

Nous adressons en premier lieu notre reconnaissance à notre DIEU tout puissant, de nous donner la santé et la volonte d'entamer et de terminer ce mémoire.

Nous adressons le grand remerciement à notre encadreur MME BENHAMDI SOULEF qui a proposé le thème de ce mémoire, pour ses conseils, son soutiens moral et ses dirigés du début à la fin de ce travail.

Ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'encadrement de MME BENHAMDI SOULEF, nous la remercions pour la qualité de son encadrement exeptionnel, pour sa patience, sa rigueur et sa disponibilité durant notre préparation de ce mémoire

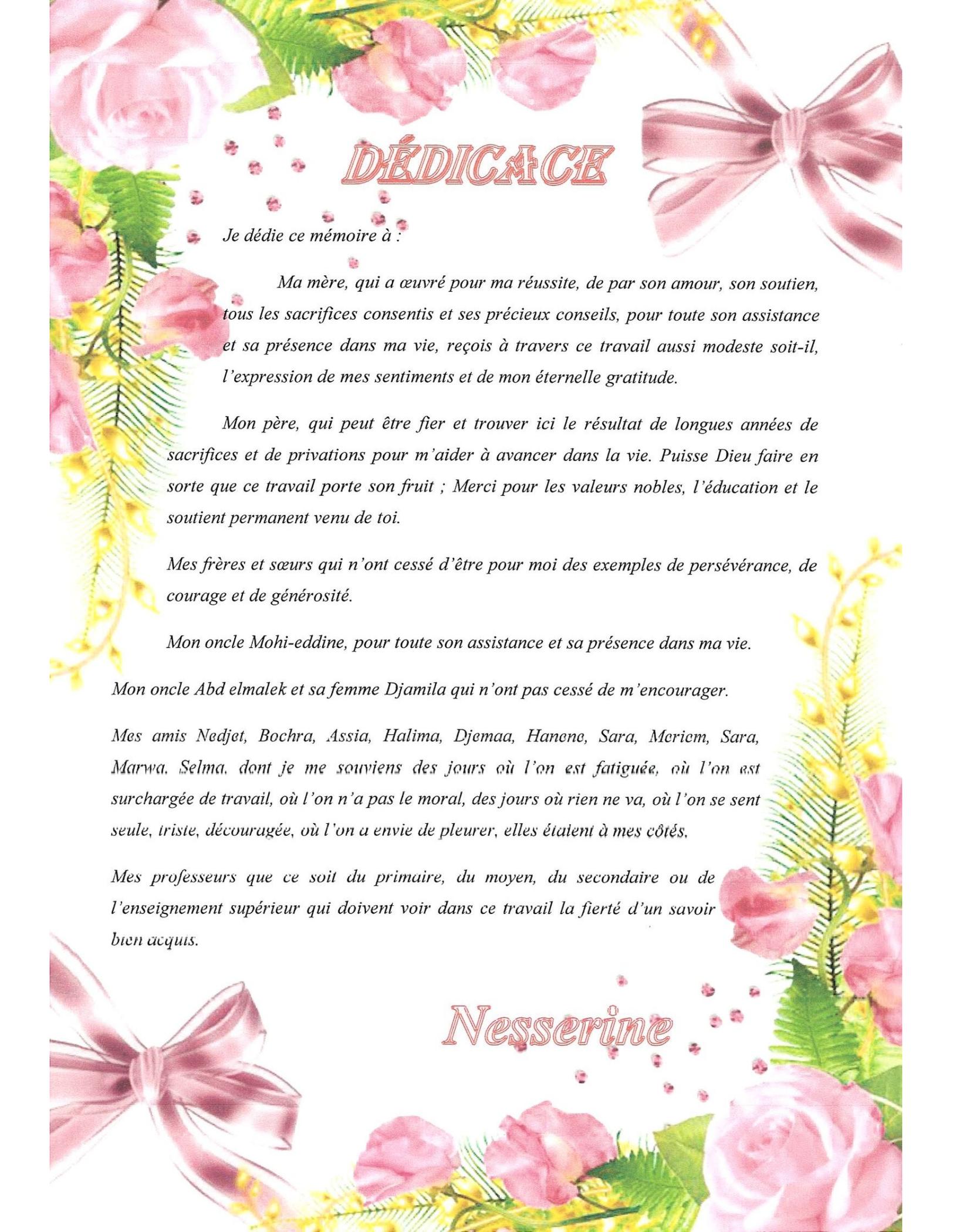
Nous sommes conscientes de l'honneur que nous a fait le membre du jury d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Nous remercions aussi Mohamed Ridha et Mohamed Hosine, pour leurs aides, encouragements et disponibilités durant le travail d'application.

Nous adressons le remerciement au chef de département Bourhoma Nabil pour leur générosité et la grande patience dont il a pu faire preuve malgré leur charge académique et professionnelle.

Nous exprimons nos profonds remerciements à l'encontre de nos parents qui nous ont enseigné la patience, la politesse, le sacrifice et qui ont toujours été là pour nous

Nous n'oublions pas de présenter nos remerciemens à toutes les personnes et tous les professionnels qui ont contribuées de prés et de loin à l'enrichissement de notre travail et à notre épanouissement intellectuel.



DÉDICACE

Je dédie ce mémoire à :

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit ; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

Mes frères et sœurs qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

Mon oncle Mohi-eddine, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.

Mon oncle Abd elmalek et sa femme Djamila qui n'ont pas cessé de m'encourager.

Mes amis Nedjet, Bochra, Assia, Halima, Djemaa, Hanone, Sara, Meriem, Sara, Marwa, Selma, dont je me souviens des jours où l'on est fatiguée, où l'on est surchargée de travail, où l'on n'a pas le moral, des jours où rien ne va, où l'on se sent seule, triste, découragée, où l'on a envie de pleurer, elles étaient à mes côtés,

Mes professeurs que ce soit du primaire, du moyen, du secondaire ou de l'enseignement supérieur qui doivent voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

Nesserine



DÉDICACE

*Merci allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir,
la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve.*

Je dédie ce modeste travail :

*A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de
joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, qui
éclaire mon chemin et m'illumine de douceur et d'amour que dieu te garde
pour nous papa.*

*A ma très chère maman en signe d'amour, de reconnaissance et de gratitude
pour tous les soutiens et les sacrifices dont elle a fait preuve à mon égard
A ma grande sœur et ma deuxième mère Saida qui m'a toujours soutenu
moralement et encouragée.*

*A la prunelle de mes yeux mes petites enfants lodjaine et miralle
les bougies de la maison.*

*A tous les membres de ma famille : tante, oncle, cousin maternelle et paternelle.
A ceux que j'aime beaucoup, qui m'a toujours soutenus et était à mon côté
mon mari Ali.*

*A mes très chers amis .d'être toujours à ma cotés : asema , nabila,
yasmine, rania.*

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit
possible je vous dis merci*

Bochra

Résumé

Les environnements traditionnels e-learning sont basés sur le contenu statique. Considérant que tous les apprenants sont similaires, de sorte qu'ils ne sont pas en mesure de répondre aux besoins de chaque apprenant. De nouveaux systèmes d'éducation doivent apparaître pour assurer la personnalisation des contenus d'apprentissage. Dans ce travail, nous visons à développer une nouvelle approche de personnalisation qui fournit aux étudiants les meilleurs matériaux d'apprentissage en fonction de leurs préférences, les intérêts, les connaissances de base, et leur capacité de mémoire pour stocker des informations. Nous présentons une nouvelle approche de recommandation basée sur le contenu (Filtrage Cognitif) et sur la collaboration (filtrage collaboratif) disons en d'autres termes le filtrage à base de contenu collaboratif : NPR-eL (New multiples Recommender personnalisé pour e Learning). Les expériences que nous avons réalisées prouvent la performance de notre approche.

Mots clés :

Les environnements d'apprentissage personnalisés, les systèmes de recommandation, taxonomie, personnalisation.

Sommaire

Résumé

Liste des figures	5
Liste des tableaux	7
Liste des abréviations.....	8
Introduction générale.....	10
Plan du mémoire.....	11
Chapitre 01 : Les Systèmes de recommandation	12
1. Introduction	13
2. Les systèmes de recommandation.....	13
2.1. Définition.....	13
2.2. Historique	14
2.3. Objectif des systèmes de recommandation.....	15
2.4. Fonctionnement des systèmes de recommandation.....	16
2.5. Performance du système de recommandation	17
2.6. Les différentes approches de recommandation	18
2.6.1. Approche basée sur le contenu « Filtrage Cognitif ».....	18
2.6.2. Approche collaborative « Filtrage Collaboratif »	19
2.6.3. L'approche basée sur la connaissance	25
2.6.4. L'approche hybride « Filtrage Hybride»	26
2.7. Les problèmes des systèmes de recommandation.....	27
a. Masse critique	27
b. Démarrage à froid	27
c. Principe d'induction	27
d. Sécurité et crédibilité	27
e. Collecte des préférences.....	28

f. Complexité computationnelle.....	28
g. Protection de la vie privée.....	28
2.8. Avantages et inconvénients des Systèmes de Recommandation.....	29
a. Adaptabilité.....	29
b. Nouvel utilisateur.....	29
c. Nouvel item.....	29
d. Démarrage à froid.....	29
3. Conclusion.....	29
Chapitre 02 : Les Systèmes de recommandation et e-learning.....	30
1. Introduction.....	31
2. E-learning.....	31
2.1. Définition.....	31
2.2. Principe du E-Learning.....	32
2.3. LMS (Learning Management Systems).....	33
2.3.1. Definition.....	33
2.3.2. Fonctionnalités.....	33
2.3.3. Les acteurs d'une plateforme e-learning.....	34
2.3.4. Les standards d'e-learning.....	34
2.3.5. Quelques plates-formes E-Learning.....	37
2.4. Les différentes formules du E-Learning.....	39
a. Un cours magistral synchrone.....	40
b. L'assistance.....	40
c. L'auto-formation connectée.....	40
3. Systèmes de Recommandation et E-learning.....	41
3.1. Présentation.....	41
3.2. Pourquoi intégrer les Système de Recommandation en LMS ?.....	41
3.3. Les travaux de recherches.....	41

3.3.1. Présentation.....	41
3.3.2. Travaux connexe au problème de démarrage à froid.....	42
4. L'émergence des Systèmes de Recommandation en E-learning.....	44
5. Discussions et Critiques	47
6. Conclusion.....	48
Chapitre 03 : Conception du système.....	49
1. Introduction	50
2. Objectifs du système.....	50
3. Description détaillée de l'environnement.....	50
3.1. Description du modèle.....	51
3.2. Le profilage.....	52
3.3. Le regroupement.....	53
3.4. Prédiction de note	54
4. Conclusion.....	56
Chapitre 04 : Implémentation du système	57
1. Introduction	58
2. Outils de développement.....	58
2.1. Oracle.....	58
2.2. Un serveur web (Apache2).....	58
2.3. Dreamweaver.....	59
2.4. Les langages de programmation	60
2.4.1. PHP	60
2.4.2. Java Script.....	60
2.4.3. Ajax.....	60
3. Interfaces et fonctionnalités.....	61
3.1. Page principale	61
3.2. Fonctionnalités communes	62

3.2.1. Page d'accueil	62
3.2.2. Interface : forum de discussion	64
3.2.3. Interface : profil	65
3.2.4. Interface : message	66
3.3. Interface et fonctionnalité de chaque espace	67
3.3.1. Espace apprenant	67
3.3.2. Espace enseignant	69
3.3.3. Espace administration	72
4. Cas d'étude.....	74
5. Expérimentation : Evaluation de la performance du système	77
5.1. Les métriques d'évaluation des recommandations	77
6. Conclusion.....	78
Conclusion générale	79
Références et bibliographies.....	80
Annexe	86
L'information taxonomique de l'université de guelma	86

Liste des figures

Figure 1.1 : Evolution des systèmes de recommandation au fil des années	15
Figure 1.2 : Recommandation à base de connaissance	26
Figure 2.1 : Principe du E-learning	33
Figure 2.2 : Logo Platform Moodle	38
Figure 2.3 : Logo Plateforme Dokeos	39
Figure 2.4 : Logo Plateforme E-Charlemagne	39
Figure 2.5 a : Evaluation de la recommandation avec la métrique de recall	43
Figure 2.5 b : Evaluation de la recommandation avec la métrique de précision	43
Figure 2.5 c : Evaluation de la recommandation avec la métrique de F1	43
Figure 2.6 a : Mean AbsoluteError (MAE).....	45
Figure 2.6 b : Pourcentage des prédictions parfaites	45
Figure 2.6 c : Pourcentage des mauvaises prédictions.....	45
Figure 3.1 : Description du modèle.....	51
Figure 4.1 : La page principale du système NPLe.....	61
Figure 4.2 : la page d'accueil de l'apprenant	62
Figure 4.3 : la page d'accueil de l'enseignant.....	63
Figure 4.4 : la page d'accueil de l'administrateur	63
Figure 4.5 : Discussion dans les forums.....	64
Figure 4.6 : Formulaire d'ajout d'un nouveau thème	64
Figure 4.7 : Formulaire d'ajout des réponses à des sujets mis en question	65
Figure 4.8 : Profil d'un apprenant	65
Figure 4.9 : Formulaire de modification d'un profil d'apprenant.....	66
Figure 4.10 : Formulaire de consultation des messages réceptionnés	66
Figure 4.11 : Formulaire de consultation des cours (Espace Apprenant)	67
Figure 4.12 : Formulaire d'accès aux QCMs proposé à partir de la page d'accueil (Espace Apprenant).....	68

Figure 4.13 : Formulaire d'accès aux QCMs proposé à partir du lien « QCM » (Espace Apprenant).....	68
Figure 4.14 : Formulaire de consultation des groupes (Espace Apprenant)	69
Figure 4.15 : Formulaire d'ajout des items (Espace Enseignant)	69
Figure 4.16 : Formulaire de consultation des items (Espace Enseignant)	70
Figure 4.17 : Formulaire de consultation des QCMs (Espace Enseignant)	70
Figure 4.18 : Formulaire d'ajout des QCMs (Espace Enseignant)	71
Figure 4.19 : Formulaire de consultation des groupes (Espace Enseignant)	72
Figure 4.20 : Formulaire de consultation des QCMs (Espace Administration).....	72
Figure 4.21 : Formulaire du lancement du regroupement (Espace Administration).....	73
Figure 4.22 : Formulaire de consultation des groupes (Espace Administration).....	73
Figure 4.23 : Formulaire d'ajout d'un nouveau item (Espace Administration).....	74
Figure 4.24 : Résultats de recommandation (Espace Administration).....	75
Figure 4.25 : Schéma du calcul des métriques d'évaluation : précision, rappel, F1	77

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Comparaison entre les travaux cités	47
Tableau 4.1 : Les évaluations des items.....	76
Tableau 4.2 : Les scores des apprenants dans 20 items	76

GPL : General Public Licence.

CF : Collaborative Filtering.

RecTree : Recommendation Tree.

Introduction générale

Depuis le début des années 1990, le développement des technologies du web et des communications a facilité la génération d'initiatives visant à créer des opportunités pour la communication et le partage de l'information. Dans notre quotidien, nous sommes de plus en plus envahis par des données et des informations. Ce flux est souvent le résultat des technologies de l'information et de la communication.

En outre, les possibilités des TIC, qui ont augmenté de manière quasi exponentielle, ont donné naissance à une énorme masse de données à traiter. Le monde devient de plus en plus numérique et les individus sont touchés/affectés par ces changements. L'infrastructure numérique induit un environnement informationnel qui est aussi imperceptible pour les individus que l'eau pour les poissons.

Il existe une sorte de parallélisme entre les technologies et les humains : d'une part, les individus utilisent de plus en plus les technologies et deviennent « hyperconnectés » et d'autre part, les systèmes (numériques) sont de plus en plus centrés sur l'utilisateur.

Les systèmes doivent donc permettre de synthétiser l'information et d'explorer les données. L'exploration de données est un processus de recherche d'informations pertinentes au sein d'un ensemble de données destiné à détecter des corrélations cachées ou des informations nouvelles. Dans notre contexte de « surinformation » et en raison de l'accroissement des capacités de calcul et de stockage, il est difficile de savoir exactement quelles informations rechercher et où les chercher. Des techniques informatiques pour faciliter cette recherche ainsi que l'extraction des informations pertinentes paraissent nécessaires. L'une d'entre elles est la recommandation.

Le problème peut donc être formulé de la manière suivante : comment guider l'individu/l'utilisateur dans son exploration de données afin qu'il trouve des informations pertinentes ?

Le processus de recommandation va guider l'utilisateur lors de son exploration de la quantité d'informations à sa disposition en cherchant pour lui, les informations qui paraissent pertinentes. Il s'agit d'une forme particulière de filtrage visant à présenter les éléments d'information (films, musique, livres, images, pages web, etc.) susceptibles d'intéresser l'utilisateur. Généralement, à partir de certaines caractéristiques de référence, le processus de

recommandation cherche à prédire « l'avis » que donnerait l'utilisateur à chaque élément et lui recommande ceux obtenant le meilleur « avis ».

- Ce travail vise à développer un PLE (Personal Learning Environnement) amélioré qui assurent la livraison des matériaux d'apprentissage personnalisés pour les étudiants, en mettant l'accent sur l'intégration des recommandations dans des scénarios d'apprentissage.
- Pour atteindre notre objective, nous avons implémenté une plate-forme d'apprentissage collaboratif qui assure la plupart fonctionnalités de ce genre de système (apprentissage, communication, téléchargement d'objets pédagogiques, collaboration, auto-évaluation...).

Plan du mémoire

Notre mémoire est composé de quatre chapitres, organisés de la manière suivante :

- Dans le premier chapitre nous présentons les systèmes de recommandation.
- Dans le deuxième chapitre, nous décrivons les systèmes de recommandation e-learning.
- Le troisième chapitre concerne la conception du système, nous présentons les objectifs principaux à viser et l'architecture du système, ainsi que les différentes parties de cette architecture.
- Finissons par le dernier chapitre, qui concerne l'implémentation de notre système, premièrement nous décrivons les outils utilisés dans le système, ainsi que les différentes interfaces du système.

Pour finir, nous donnons une conclusion générale et quelques perspectives.

Chapitre 01 :
Les Systèmes de recommandation

1. Introduction

Sur quelle page WEB me rendre pour trouver l'information que je cherche ?

Quels sont les films que je n'ai pas encore vus et qui pourraient me plaire ?

Quels sont les articles à lire pour enrichir mes connaissances dans mon domaine de recherche?

Dans de nombreux domaines, le foisonnement de l'information rend difficile leur exploration et leur exploitation par l'utilisateur.

Un domaine de recherche relatif à ce problème du foisonnement de l'information est le domaine des systèmes de recommandation.

Dans ce chapitre, nous allons essayer de découvrir le domaine des systèmes de recommandation.

2. Les systèmes de recommandation

2.1. Définition

Les systèmes de recommandation peuvent être définis de plusieurs façons, qui peuvent se rapporter à différents types de données ou approches spécifiques. Parmi ces définitions :

- **Système de recommandation:** est un système capable de fournir des recommandations personnalisées ou permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes ou utiles au sein d'un espace de données important.
- **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. [Resnick and Varian1997, Zuva et al.2012, Mahmood and Ricci2009]

- **Le système de recommandation** : est une application sous une forme spécifique de filtrage de l'information¹ qui vise à présenter les éléments d'information qui sont susceptibles d'intéresser l'utilisateur . Il est capable de fournir des recommandations permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes et/ou utiles au sein d'un espace de données important dans leur prise de décision. Ils recommandent ces éléments d'information en se basant sur les évaluations ou les préférences que les utilisateurs ont exprimés, explicitement ou implicitement. Le système compare le profil d'un utilisateur à certaines caractéristiques de référence, et cherche à prédire l'avis que donnerait un utilisateur. Cette estimation peut être utilisée pour lui recommander les items ayant plus de votes .

Généralement, un système de recommandation comporte deux entités de base, ce sont l'utilisateur « Client », et l'item « ressource » . L'utilisateur utilise le système de recommandation pour lui fournir des nouveaux items sachant que l'item est une ressource caractérisée par l'un des éléments désignés ci-après, qui seront recommandés pour l'utilisateur: Produit, film, cours, page Web, etc.

2.2. Historique

Depuis leur apparition dans les années 1990, les systèmes de recommandation ont ouvert les portes de recherches avec de nombreux sujets .Ces derniers se basent sur différents domaines, comme : les sciences cognitives, les théories de l'approximation, la recherche d'information...

En 1992, l'innovation du premier système de recommandation par les chercheurs Goldberg et Al.

Deux ans plus tard, le laboratoire de recherche « GroupLens 2 » a présenté son premier système de recommandation en parallèle avec le système Ringo.

Jusqu'à l'année 1997, l'appellation « **filtrage Collaboratif** » a été médiatisée officiellement par Resnick et Varian au lieu de « **Système de recommandation** ».

En cette année aussi les deux chercheurs, Balavonic et Shohman ont introduit pour la première fois la notion de l'hybridation par l'innovation de leur premier système hybride en se basant sur l'approche du filtrage basé sur le contenu.

¹ - Le filtrage d'information : un nom donné à une variété de processus dont le but est de faire parvenir à partir de larges volumes d'informations générées dynamiquement, les informations aux personnes qui en ont besoin.

Après des années, les systèmes basés Item ont vu le jour.

Actuellement, les systèmes de recommandation se trouvent dans tous les domaines et ne cessent de prendre de l'ampleur. Voir la Figure 1.1

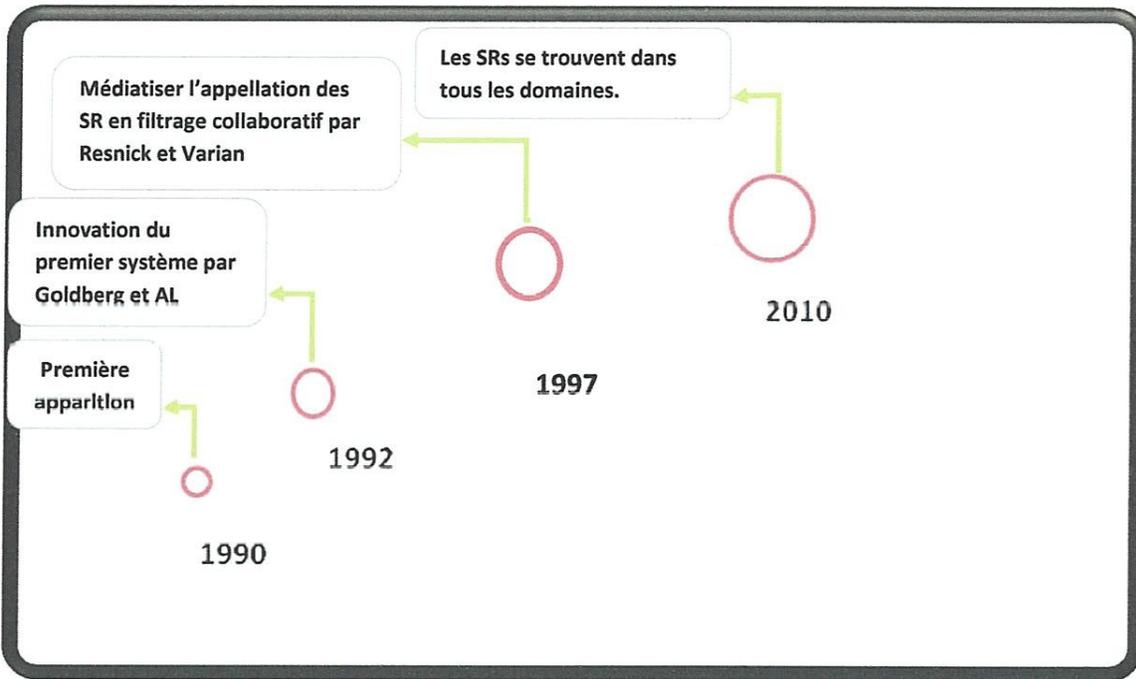


Figure 1.1 : Evolution des systèmes de recommandation au fil des années

2.3. Objectif des systèmes de recommandation

Un système de recommandation a pour objectif de fournir à un utilisateur des ressources pertinentes en fonction de ses préférences. Ce dernier voit ainsi réduit son temps de recherche mais reçoit également des suggestions de la part du système auxquelles il n'aurait pas spontanément prêtées attention. L'essor du Web et sa popularité ont notamment contribué à la mise en place de tels systèmes comme dans le domaine du e-commerce. Citons par exemple les sites Web populaires Amazon¹ dans le e-commerce mais également CiteSeer², outil référençant des articles de recherche. Les systèmes de recommandation peuvent être vus initialement comme une réponse donnée aux utilisateurs ayant des difficultés à prendre une décision dans le cadre d'utilisation d'un système de recherche d'information "classique".

2.4. Fonctionnement des systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation (SR) [Resnick and Varian1997, Zuva et al.2012, Mahmood and Ricci2009] 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.

Afin de pouvoir fournir des recommandations personnalisées, le SR doit connaître les préférences de chaque utilisateur. Il tente, alors, d'acquérir les informations nécessaires pour construire des profils d'utilisateurs. En particulier, il exploite les traces laissées par les utilisateurs eux-mêmes. Il collecte les traces laissées explicitement ou implicitement [Oard and Kim1998]. Les traces explicites sont fournies volontairement par l'utilisateur [Ricci et al.2011]. Les traces implicites sont collectées en traçant les actions spontanées de l'utilisateur pendant la navigation [Oard and Kim1998, Castagnos2008, Brun et al.2011].

Plusieurs travaux ont été menés au sujet des méthodes de collecte des traces et de leur utilité [Amatriain et al.2009b, O'Donovan and Smyth2005]. Ils tentent souvent de distinguer les utilisateurs les plus utiles pour le SR. Ces utilisateurs, nommés experts, peuvent être embauchés et payés pour noter des items [Amatriain et al.2009a], ou être les utilisateurs qui notent beaucoup d'items [Jones2010], ou être extraits en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique [Esslimani2010, Esslimani et al.2010, Brun et al.2011]. Dans [Jones2010], l'auteur montre que les notes explicites conviennent mieux aux experts, alors que les notes implicites conviennent mieux aux autres profils. Dans [Amatriain et al.2009a, Esslimani2010], les auteurs essaient d'utiliser seulement les données des experts, et considèrent que les données de non-experts contiennent trop de bruit.

2. 5. Performance du système de recommandation

La performance d'un système de recommandation est dépendante de plusieurs facteurs:

a. La fluctuation : comment le SR gère la diversité des comportements d'utilisateurs, et sa capacité à satisfaire le maximum de ses utilisateurs.

b. Le démarrage à froid : comment le SR traite les nouveaux utilisateurs et les nouveaux items. A priori le SR n'a pas assez d'informations sur ces nouveaux arrivants, alors comment peut-il leur trouver des recommandations pertinentes afin de les attirer pour qu'ils continuent à utiliser le système [Ricci et al.2011,Maltz and Ehrlich1995, Schein et al.2001,Massa and Avesani2004, Amatriain et al.2009a, Bambini et al.2011].

c. La résistance aux attaques : les SR sont exposés aux attaques malveillantes [Mobasher et al.2007]. Le but de ces attaques est varié comme contrôler les recommandations des utilisateurs afin d'y passer des publicités indésirables, ou détériorer fortement le SR [Lam and Ricci2004, O'Mahony et al.2004, Williams et al.2007, Burke et al.2005, Shi et al.2006].

d. Le manque de données : ce problème est dû au fait que les utilisateurs ne fournissent pas assez de traces, surtout explicites [Castagnos2008]. C'est le cas souvent avec des grands catalogues d'items.

e. Le traitement des grosses masses de données et le passage à l'échelle.

f. La gestion de la relation avec l'utilisateur : cela comprend plusieurs caractéristiques qui servent à attirer les utilisateurs :

- La prise en compte du jugement de qualité d'utilisateurs.
- La capacité du SR à expliquer ses recommandations à l'utilisateur.
- La détection des relations entre les items sur la base d'usage (comme le problème du croissant et du café, où deux items n'ont pas de caractéristiques communes sauf qu'ils sont souvent consommés ensemble).
- La notion d'aubaine qui mesure la capacité du SR à être innovant, et à créer des surprises favorables pour l'utilisateur.

pondérant les termes en fonction de leur absence dans un certain nombre de documents, améliorerait significativement la qualité du classement obtenu.

b. Avantages de la recommandation basée sur le contenu

Un système de recommandation basé sur le contenu ne nécessite pas de connaissances du domaine étudié. En effet, seul la connaissance de l'utilisateur est requise. Le caractère dynamique de ces systèmes est également un avantage car plus l'utilisateur utilise le système et plus la pertinence des items qui lui seront proposés seront fine.

c. Limitations de la recommandation basée sur le contenu

La principale limitation de la recommandation basée sur le contenu est qu'elle nécessite l'acquisition d'un nombre suffisant d'attributs décrivant les ressources. C'est pourquoi elle est appropriée dans le cadre de ressources textuelles ou quand des descriptions textuelles des ressources ont été entrées manuellement. Dans le cadre de ressources textuelles, une des limitations provient des méthodes de classification de texte utilisées : en effet, deux ressources peuvent être similaires du point de vue de leurs attributs, mais avoir une qualité ou une pertinence incomparable.

Une autre limitation est que ces modèles ne peuvent recommander que des ressources similaires à celles qu'un utilisateur donné a appréciées, ce qui empêche de recommander d'autres ressources que ce même utilisateur pourrait également apprécier. Pour amoindrir ce problème, il est possible de fournir des recommandations aléatoires parmi les recommandations.

Enfin, une dernière limitation est qu'un nouvel utilisateur d'un tel système doit avoir consulté ou fourni des appréciations pour un certain nombre de ressources avant que le système ne puisse lui fournir des recommandations pertinentes. Ce problème est connu sous le nom de démarrage à froid. Une façon de réduire ce problème est de demander un certain nombre d'informations à l'utilisateur au moment de son arrivée (en nombre limité pour ne pas rendre le système trop contraignant) et d'utiliser un profil type correspondant aux informations qu'il a fournies.

2. 6. 2. Approche collaborative « Filtrage Collaboratif »

a. Définition

La notion de filtrage collaboratif est la base de la recommandation, les méthodes de filtrage par le contenu étant plutôt liées aux systèmes de recherche d'informations dits personnalisés. Elle se fonde non plus sur la notion de proximité d'un couple nouvel-item mais cherche à rapprocher l'utilisateur courant avec un ensemble d'utilisateurs existants. L'idée est ici non

plus de s'intéresser spécifiquement au nouvel item qui serait susceptible de plaire à l'utilisateur mais de regarder quels items ont appréciés les utilisateurs proches de l'utilisateur courant.

Ces approches offrent l'avantage de se dispenser de la connaissance des items que l'on recommande. Il n'est, en d'autres termes, pas nécessaire d'analyser le contenu des items. En effet, il suffit de connaître la proximité des utilisateurs en fonction de leur profil. Toute la difficulté de ce type de recommandation réside ainsi dans la construction de profils utilisateurs.

b. La notion de profil à usage collaboratif

A l'instar des approches de recommandations basées sur le contenu, il est nécessaire de construire un profil de l'utilisateur courant afin de faire de la recommandation collaborative. Cependant, deux notions diffèrent par rapport à la recommandation sur le contenu.

- Le profil de l'utilisateur courant doit être connu mais également le profil de tous les autres utilisateurs.
- n'est pas nécessaire de construire des profils utilisant le même espace de description que celui des items comme cela doit être le cas lors de recommandation à base de contenu. En effet, dans le cas de ce dernier, le profil utilisateur et les items doivent être comparables.

Ainsi, ce second point permet de représenter un profil utilisateur avec des techniques plus proches du domaine cognitif comme par exemple la prise en compte de traits de caractère, de personnalité ou encore la prise en compte des émotions. Ces nouvelles approches permettant de construire des profils peuvent être vues d'une manière plus générale comme la prise en compte du profil psychologique de l'utilisateur dans des systèmes de recommandation, travaux sur lesquels a particulièrement travaillé Gustavo González comme par exemple [Gon, 2007]. Ces techniques sont également applicables avec des approches basées sur le contenu dès lors que l'on est en mesure de lier une émotion à un item particulier.

c. Les approches utilisées par le Filtrage Collaboratif

Le filtrage collaboratif est en général classé en deux approches :

- L'approche basée mémoire,
- L'approche basée modèle,
- L'approche basée item.

Nous allons définir chaque une à part comme suit :

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

Les systèmes basent sur le voisinage utilisateur, évaluent l'intérêt d'un utilisateur pour un item en utilisant les notes de cet item. Ces notes sont données par d'autres utilisateurs, appelés voisins, qui ont des habitudes de notation similaires. Les voisins d'un utilisateur sont typiquement les utilisateurs dont les notes sur les items sont les plus proches de celles de sur ces items. Les plus proches voisins sont les utilisateurs les plus similaires dans leur notation. En se basant sur le profil d'un utilisateur u_i , le système recherche les utilisateurs u_j (j diffère de i) qui lui sont les plus similaires. Les deux mesures de similarité qui sont très utilisées sont: la similarité vectorielle et la corrélation de Pearson.

- **Corrélation de Pearson**

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

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

j : Nombre d'objets ayant été vote à la fois par A et B.

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

$\bar{v}_{A,j}$: Moyenne des votes de A.

- **Cosinus des vecteurs**

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

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

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

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

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

- **La distance de Spearman**

La distance de Spearman est équivalente à la distance de Pearson, mais au lieu d'utiliser les évaluations comme critère pour la distance elle utilise le classement des préférences. Si un utilisateur a évalué 20 items, l'item préféré a une note de 20 et l'item le moins préféré a une note de 1. Une distance de Pearson est calculée sur ces notes. La distance de Spearman n'est pas très significative et ne doit être utilisée que dans les cas où l'échantillon de données ne peut être normalisé [Belloui, 2008]. Une fois que toutes les similarités de l'utilisateur cible A par rapport aux autres utilisateurs sont calculées et que les n utilisateurs les plus similaires qui constituent le voisinage de cet utilisateur cible sont définis, la prédiction de la valeur d'un item j évaluée par l'utilisateur A ($P_{A,j}$) est calculée à l'aide de la somme pondérée des estimations des voisins les plus proches qui ont déjà estimé l'item j :

$$P_{A,j} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Sim}(A, i) \times v_{i,j}}{\sum_{i=1}^n \text{Sim}(A, i)}$$

n : nombre d'utilisateurs présents dans le voisinage de A, ayant déjà voté sur l'item j.

$v_{i,j}$: Vote de l'utilisateur i pour l'objet j.

➤ **Filtrage collaboratif basé sur les items**

Alors que les méthodes basées sur le voisinage utilisateur s'appuient sur l'avis d'utilisateurs partageant les mêmes idées pour prédire une note, les approches basées sur les items prédisent la note d'un utilisateur u pour un item i en se basant sur les notes de u pour des items similaires à i. Dans de telles approches, deux items sont similaires si plusieurs utilisateurs du système les ont notés d'une manière similaire. Les choix possibles pour calculer la similarité $\text{Sim}(i, j)$ entre les items i et j sont aussi la corrélation Pearson et la similarité vectorielle [Arnaut, 2012].

La similarité vectorielle se sert de l'estimation moyenne d'utilisateur de chaque paire évaluée, et fait face à la limitation de la similarité vectorielle. Empiriquement, la similarité entre deux items est calculée par la formule du Cosinus suivante :

$$\text{Sim}(i, j) = \sum_{A=1}^m \frac{(v_{A,i} - \bar{v}_A)}{\sum_{A=1}^m (v_{A,i} - \bar{v}_A)^2} \times \frac{(v_{A,j} - \bar{v}_A)}{\sum_{A=1}^m (v_{A,j} - \bar{v}_A)^2}$$

m : nombre d'utilisateurs qui ont votés pour les deux items.

$v_{A,i}$: vote de A pour l'item i.

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

\bar{v}_A : moyenne des votes de l'utilisateur A.

Une fois que la similarité parmi les items a été calculée, la prochaine étape est de prévoir pour l'utilisateur cible A, une valeur pour l'item actif i. Une manière commune est de capturer comment l'utilisateur a évalué les items similaires [Arnautu, 2012]. La valeur prévue est basée sur la somme pondérée des estimations de l'utilisateur ainsi que les déviations des estimations moyennes et peut être calculée à l'aide de la formule suivante :

$$P_{A,i} = \bar{v}_i + \frac{\sum_{j=1}^m \text{Sim}(i,j) \times (v_{A,j} - \bar{v}_j)}{\sum_{j=1}^m |\text{Sim}(i,j)|}$$

m : nombre d'items présents dans le voisinage de item i, ayant déjà été vote par l'utilisateur A.

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

\bar{v}_j : Moyenne des votes pour l'item j.

$|\text{Sim}(i,j)|$: Similarité moyenne.

Ces prédictions seront comparées par la suite avec les valeurs réelles omises en utilisant deux mesures : MAE (Mean Absolute Error) et RMSE (Root Mean Squared Error) qui sont des mesures de qualité de la prédiction très utilisée dans ce domaine.

➤ **Filtrage collaboratif basé sur un modèle**

Le deuxième type d'algorithmes, est comme le nom l'indique bases sur de modèles, suppose réduire la complexité. Ces modèles peuvent être probabilistes et utiliser l'espérance de l'évaluation pour calculer la prédiction. Comme ils peuvent être bases sur des classificateurs permettant de créer des classes pour réduire la complexité.

- **Modèle de Clustering**

Les méthodes de Clustering permettent de limiter le nombre d'individus considérés dans le calcul de la prédiction. Le temps de traitement sera donc plus court et les résultats seront potentiellement plus pertinents puisque les observations porteront sur un groupe le plus proche de l'utilisateur actif. Autrement dit, au lieu de consulter l'ensemble de la population, nous estimons la préférence d'un groupe de personnes ayant les mêmes goûts que l'utilisateur.

- **Modèle de K-Means**

La méthode des plus proches voisins K-Means consiste dans un premier temps à choisir aléatoirement k centres dans l'espace de représentation utilisateurs/ressources. Ensuite, chaque utilisateur est mis dans le cluster du centre le plus proche. Quand les groupes de

personnes sont formés, nous recalculons la position des centres pour chaque cluster et réitérons l'opération depuis le début jusqu'à obtenir un état stable ou les centres ne bougent plus. L'algorithme est certes simple à mettre en œuvre mais présente certains inconvénients, liés à la criticité du choix des clusters initiaux, pouvant influencer sur la qualité de la classification.

- **Modèle de RecTree**

RecTree est un algorithme de filtrage collaboratif appelé l'arbre de recommandation (Recommandation Tree). L'algorithme RecTree fractionne les données dans des cliques d'utilisateurs approximativement semblables. L'objectif est de maximiser les similarités entre les membres d'une même clique et minimiser celles entre les membres de deux cliques différentes.

Avantages

- Le principal avantage des systèmes de filtrage collaboratif est la possibilité de tirer les évaluations effectuées par les autres utilisateurs du système.
- Du fait qu'il se base sur les évaluations des utilisateurs plutôt que sur le contenu, le filtrage collaboratif permet de résoudre les problèmes liés au filtrage par contenu, et donc de filtrer tout type d'information « **ressources physiques, images, vidéos, etc.** ».
- Il permet d'exprimer d'autres facteurs et critères tels que : la qualité de l'information, le public visé, la zone géographique, etc. Chose qui n'est pas possible dans un système de filtrage thématique.
- La qualité de la recommandation s'améliore au fil du temps.

Inconvénients

- Une des principales limitations du filtrage collaboratif est le problème du manque de données. En effet, dans le cadre des évaluations explicites, le pourcentage moyen de ressources, pour lesquelles les utilisateurs ont fourni une appréciation est très bas. Dans un tel cas, la similarité entre deux utilisateurs ne peut être calculée que s'ils ont noté un minimum de ressources communes. [BRE 98]
- Le filtrage collaboratif souffre du problème du « **démarrage à froid** » : avant que le système puisse fournir des recommandations pertinentes à un utilisateur, il faut que ce dernier ait fourni, implicitement ou explicitement, des appréciations pour un nombre suffisant de ressources. Un problème supplémentaire par rapport aux recommandations basées sur le contenu est que cette limitation s'applique également aux nouvelles ressources introduites dans le système.

- Le problème de dispersion : si un film n'est pas noté par un grand nombre d'utilisateurs, il y'a de faibles chances qu'il soit recommandé même si ces utilisateurs ont donné une note élevée au film. Si on ne trouve pas des similarités entre un utilisateur et d'autres utilisateurs, il sera difficile d'effectuer de bonne recommandation.

2.6.3. L'approche basée sur la connaissance

a. Définition et fonctionnement

Les recommandations sont générées en utilisant des connaissances spécifiques dont certaines caractéristiques d'items répondent aux préférences de l'utilisateur (figure 2.3). Généralement les systèmes à base de connaissances plus fiable par rapport à d'autres types de recommandation si les données limitées sont disponibles, à savoir, si le système ne peut pas compter sur l'existence d'un historique de l'utilisateur. Mais si le système de la connaissance n'est pas conçu pour apprendre des notes ou des actions de l'utilisateur.

- **Le raisonnement à base des cas**

Le raisonnement à base des cas tire parti de la régularité du monde réel afin de résoudre des problèmes en recherchant la solution d'un cas semblable rencontré et résolu dans le passé. [Piamrat et al., 2009] ont utilisé cette approche dans les systèmes de recommandation, ils estiment combien les besoins ou les préférences (description de problème) de l'utilisateur correspondent aux recommandations possibles (solutions du problème) en se basant sur le comportement de consommation précédente (cas précédents).

- **Le raisonnement à base de contraintes**

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

Exemple : Un utilisateur peut être intéressé à acheter des produits avec un certain ensemble de caractéristiques et dans une gamme de prix spécifique.

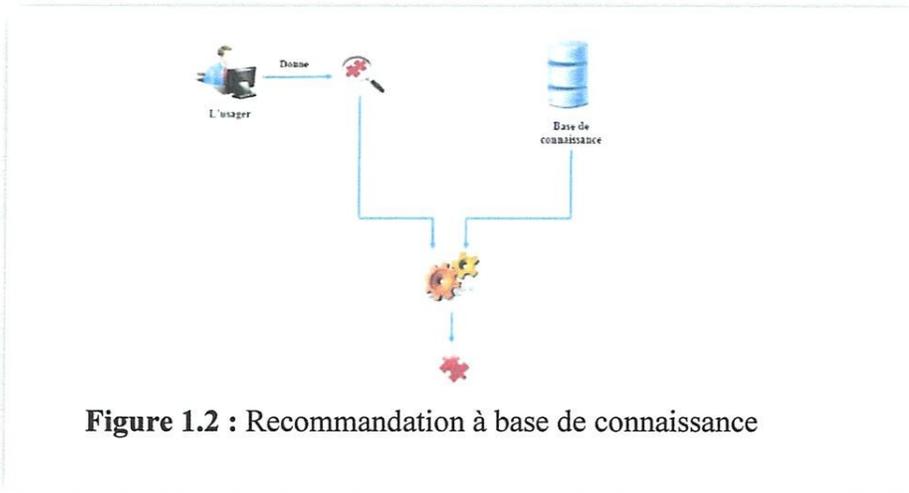


Figure 1.2 : Recommandation à base de connaissance

b. Avantages

- Le principal avantage de cette approche est qu'il n'y a pas de problème de « rump up ».
- Pas de problème de dispersion.
- Ne nécessite pas une grande base de données des évaluations réalisées.

c. Inconvénients

- Capacité de suggestion statique.
- Les systèmes utilisant ce type d'approche ont besoin d'une bonne gestion de l'acquisition et la validité des connaissances.

2.6.4. L'approche hybride « Filtrage Hybride »

Constatant les avantages et inconvénients de chacune des deux approches ci-dessus, on comprend que de nombreux systèmes reposent sur leur combinaison, ce qui en fait des systèmes de filtrage dits hybrides. En général, l'hybridation s'effectue en deux phases :

- appliquer séparément le filtrage collaboratif et autres techniques de filtrage pour générer des recommandations candidates, et
- combinaison de ces ensembles de recommandations selon certaines méthodes telles que la pondération, la mixtion, la cascade, la commutation, etc., afin de produire les recommandations finales pour les utilisateurs [Nguyen, 2006]. Plus généralement, les systèmes hybrides gèrent des profils d'utilisateurs orientés contenu, et la comparaison entre ces profils donne lieu à la formation de communautés d'utilisateurs permettant le filtrage collaboratif. La meilleure description des méthodes hybrides a été faite par [Burke, 2002].

2.7. Le problèmes des systèmes de recommandation

Les méthodes de recommandation ont amélioré la qualité des recommandations dans différentes applications « **recommandation de livres, films,...** ». Mais, il reste toujours ce problème de limitations où les méthodes plantent dans certains cas, la raison pour laquelle plusieurs sujets de recherches dans ce domaine sont toujours actifs, citant les problèmes les plus connus

Nous allons parler brièvement sur le principe de chaque problème

a. Masse critique

Cet aspect illustre la difficulté à gérer le fait qu'il existe peu d'articles effectivement évalués, ou peu d'utilisateurs qui procèdent à ces évaluations. De ce fait, le système de recommandation ne possède que peu ou pas de données pour générer ces prédictions. Ainsi, il faut dépasser un nombre suffisant d'évaluations avant lequel les recommandations, fournies par le système, ne sont pas pertinentes (Adomavicius et Tuzhilin, 2005; Huang, Chen et Zeng, 2004 ; Vellino et Zeber, 2008; Ziegler, 2005).

b. Démarrage à froid

Souvent, on se retrouve confronté au problème qu'un utilisateur ne soit comparable avec aucun autre. Ce problème est dû au fait que peu ou pas d'utilisateurs ont évalué un article donné, ou qu'un utilisateur donné a évalué très peu ou pas d'articles. Généralement, ce problème survient quand un nouvel utilisateur ou une nouvelle ressource est ajouté à la base de recommandation (Adomavicius et Tuzhilin, 2005 ; Coudliff, Lewis et Madigan, 1999; Leung, Chan et Chung, 2007; Schein *et al.*, 2002).

c. Principe d'induction

Les systèmes de recommandation se basent sur le principe qu'un utilisateur qui a exhibé un comportement dans le passé tendra à exhiber un comportement semblable dans le futur (Vellino et Zeber, 2008). Cependant, ce principe n'est pas nécessairement valable dans le contexte réel. En effet, un utilisateur peut changer complètement de domaine d'intérêt ou en avoir plusieurs. Pour faire face à ce problème, des techniques de dérive d'intérêt (*Interest drift*) ou de changement de contexte (*Context shifts*) ont vu le jour (Bell, Koren et Volinsky, 2007c; Vellino et Zeber, 2008).

d. Sécurité et crédibilité

Les systèmes de recommandation ne peuvent pas empêcher les actes de tromperie. Il devient ainsi facile de se forger une nouvelle identité et de se livrer au vandalisme, comme fournir de mauvaises informations au système. Il est à noter que dans les systèmes distribués exempts

d'autorités centrales, il est plus difficile de contrôler l'identité des utilisateurs et de pénaliser le comportement malveillant. Une étude a montré qu'un pourcent de profils erronés suffit à pénaliser grandement un système de recommandation (Burke *et al.*, 2006). Par conséquent, il est indispensable d'avoir des moyens permettant à chaque utilisateur de décider en quels utilisateurs et en quels contenus avoir confiance (Massa et Avesani, 2004, 2007a, 2007b ; Memmi et Nérot, 2003).

e. Collecte des préférences

Une des étapes les plus importantes et les plus difficiles des systèmes de recommandation est la collecte des préférences des utilisateurs. En effet, l'obtention des évaluations de la part des utilisateurs sur une ressource donnée qui leur a plu, moins plu, ou pas du tout plus, est une tâche ardue. Ainsi, des techniques de collecte des préférences utilisateur, intrusives ou pas, ont vu le jour (Chan, 1999; Claypool *et al.*, 2001 Miller, 2003).

f. Complexité computationnelle

L'évaluation des similarités, une partie intégrale du filtrage de collaboration, implique quelques processus comportant de nombreux calculs. Pour un nombre important d'utilisateurs, le calcul de la similarité pour tous les individus du voisinage devient infaisable. Ainsi, une bonne performance peut seulement être assurée en limitant ces calculs. Pour ce faire, il est important de restreindre suffisamment la taille de la communauté. Ainsi, des mécanismes intelligents de filtrage sont nécessaires ne sacrifiant pas trop d'information importante (Zaier, Godin et Faucher, 2008b ; Ziegler, 2005).

g. Protection de la vie privée

Un autre problème qui touche les systèmes de recommandation est la protection des informations sensibles constituant le profil utilisateur (information personnelle, intérêts, goûts, habitudes, etc.). Vu la nature de l'information, ces systèmes doivent assurer une telle protection. Ainsi, des moyens, pour préserver l'anonymat des utilisateurs et chiffrer les données transmises, sont nécessaires (Aimeur *et al.*, 2006 ; Aimeur *et al.*, 2008 ; Kobsa, 2007 ; Lam, Frankowski et Riedl, 2006 ; Memmi et Nérot, 2003).

2.8. Avantages et inconvénients des Systèmes de Recommandation

a. Adaptabilité

Au fur et à mesure que la base de données des évaluations augmente, la recommandation devient plus précise.

b. Nouvel utilisateur

Un nouvel utilisateur qui n'a pas encore accumulé suffisamment d'évaluations ne peut pas avoir de recommandations pertinentes.

c. Nouvel item

Un item doit avoir suffisamment d'évaluations pour qu'il soit pris en considération dans le processus de recommandation.

d. Démarrage à froid

Le démarrage à froid est un problème pour les nouveaux utilisateurs qui commencent à jouer avec le système, parce que le système ne dispose pas d'assez d'informations à leur sujet. Si le profil d'utilisateur est vide, il doit consacrer une somme d'efforts à l'aide du système avant d'obtenir une récompense (les recommandations utiles). D'autre part, quand un nouvel item est ajouté à la collection, le système doit avoir suffisamment d'informations pour être en mesure de recommander cet item aux utilisateurs.

3. Conclusion

Les systèmes de recommandation automatique sont devenus, à l'instar des moteurs de recherche, un outil incontournable pour tout site Web focalisé sur un certain type d'articles disponibles dans un catalogue riche, que ces articles soient des objets, des produits culturels (livres, films, morceaux de musique, etc.), des éléments d'information (news) ou encore simplement des pages (liens hypertextes). L'objectif de ces systèmes est de sélectionner, dans leur catalogue, les items les plus susceptibles d'intéresser un utilisateur particulier. On répertorie un vaste ensemble de systèmes de recommandation pour différents domaines applicatifs, dans des contextes académiques et industriels.

Chapitre 02 :
Les Systèmes de recommandation et e-learning

1. Introduction

E-Learning « **L'apprentissage en ligne** » est un terme qui décrit une étude faite sur un ordinateur, habituellement reliée à un réseau en donnant l'occasion d'apprendre presque n'importe quand, et n'importe où. L'apprentissage en ligne peut être riche et de valeur aussi bien que les cours dans les classes, ou peut être encore plus.

Souvent, les étudiants se sentent perdus en face du grand nombre de cours accessibles en ligne. En dépit du devoir de passer le temps à apprendre leurs cours, ils sont leurrés de passer plus de temps pour identifier l'information qui s'adapte mieux à leurs besoins, en termes de valeur, de connaissance ou préférences.

Une des manières possibles pour surmonter ce problème est d'intégrer les systèmes de recommandation dans les systèmes E learning.

Dans ce chapitre, nous débuterons par un aperçu sur le domaine E-learning pour discuter ses principaux points, ensuite nous citerons les différents travaux dans ce domaine.

2. E-learning

Le e-learning est un mode d'apprentissage qui tire parti de l'usage des technologies de l'information et de la communication à tous les niveaux de l'activité de formation. Il désigne plus particulièrement un dispositif de formation dont les principaux objectifs peuvent être définis comme l'autonomie d'apprentissage, la formation à distance, l'individualisation des parcours de formation et le développement des relations pédagogiques en ligne.

L'utilisation d'Internet à des fins d'enseignement sous de multiples formes se développe actuellement dans tous les secteurs de l'éducation et particulièrement dans le monde universitaire. Cette nouvelle modalité d'enseignement offre des avantages dont celui notamment de faciliter l'enseignement à distance. Le terme e-learning est utilisé pour désigner l'utilisation d'Internet dans le cadre d'une formation.

2.1. Définition

Abréviation de "electronic learning"; que l'on peut traduire par apprentissage ("learning") par des moyens électroniques ("e"). Selon la définition de la Commission Européenne l'elearning est : « L'utilisation des nouvelles technologies multimédia et de l'internet pour améliorer la qualité de l'apprentissage en facilitant l'accès à des ressources et des services, ainsi que les échanges et la collaboration à distance ».

Le e-learning définit tout dispositif de formation qui utilise un réseau local, étendu ou l'internet pour diffuser, interagir ou communiquer, ce qui inclut l'enseignement à distance, en

environnement distribué, l'accès à des sources par téléchargement ou en consultation sur le net. Il peut faire intervenir du synchrone ou de l'asynchrone, des systèmes tutorés, des systèmes à base d'autoformation. Le e-Learning résulte donc de l'association de contenus interactifs et multimédia (son, texte, animation), de supports de distribution (PC, internet, intranet, extranet), d'un ensemble d'outils logiciels qui permettent la gestion d'une formation en ligne et d'outils de création de formations interactives. L'accès aux ressources est ainsi considérablement élargi de même que les possibilités de collaboration et d'interactivité.

2.2. Principe du E-Learning

Le principe étant de pouvoir accéder à ses cours depuis un poste distant (chez soi, depuis son entreprise), les lieux nécessaires au suivi d'un cursus de formation (établissements, classes, bibliothèques) n'existent plus physiquement, ils sont remplacés par le Système de Gestion des Cours ou S.G.C (plate-forme). Le SGC est le cœur du système de formation à distance, c'est lui qui fait le lien entre les apprenants, les cursus, les tuteurs, les ressources et les contenus présents dans le système. L'apprenant, via cette plate-forme, se verra attribuer un certain nombre de modules de cours, d'exercices, d'évaluations qu'il devra effectuer en tenant compte d'une planification établie.

Le tuteur (ou formateur) se charge de gérer les apprenants qu'il doit suivre. Ainsi il pourra leur affecter des ressources à consulter, des cours à étudier, des évaluations afin de se rendre compte de la bonne assimilation des contenus proposés.

La communication entre tous ces acteurs se fait via Internet. Il y a quelques années encore, il était très difficile de concilier des contenus de qualité avec un confort d'utilisation maximum, en effet, les contraintes liées au bas débit faisaient que les seuls contenus réellement exploitables étaient constitués de pages au format HTML ou de document texte.

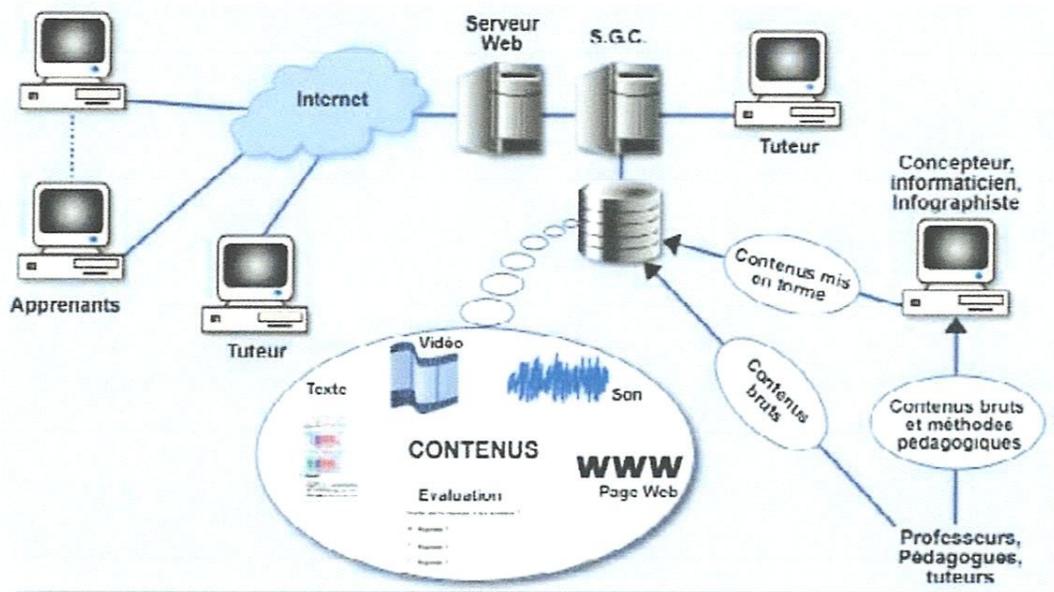


Figure 2.1 : Principe du E-learning

2.3. LMS (Learning Management Systems)

2.3.1. Definition

LMS (Learning Management System) ou MLE (Managed Learning Environment) ou VLE (Virtual Learning Environment) ou LSS (Learning Support System) est une plateforme (serveur) e-learning utile à la gestion des apprenants, des contenus pédagogiques et des formations au sens large (e.g. organisation de l'offre, inscriptions, définition de parcours individualisés, suivi, etc.). La qualité première de la plate-forme LMS comparée aux autres plates-formes d'enseignement est la simplicité d'usage.

2.3.2. Fonctionnalités

LMS a des fonctionnalités qui assurent le succès des formations en ligne, ces fonctionnalités sont :

- Gestion des apprenants (définition des différents types de profils avec les droits associés).
- Outils simples de conception des cours.
- Suivi du cursus de formation.
- Suivi et bilan de la formation.
- Classes virtuelles : interaction entre les tuteurs et les apprenants en mode synchrone ou asynchrone (audio/vidéo conférence, dialogue, tableau blanc, etc.).

2.3.3. Les acteurs d'une plateforme e-learning

On distingue trois profils d'utilisateurs d'une plateforme d'apprentissage : l'apprenant, le formateur, et L'administrateur.

➤ **Le formateur**

- Crée des parcours pédagogiques types et individualisés de son enseignement.
- Incorpore des ressources pédagogiques multimédias.
- Suit les activités des apprenants.

➤ **L'apprenant**

- Consulte en ligne ou télécharge les contenus pédagogiques qui lui sont recommandés. Organise et a une vue de l'évolution de son travail.
- Effectue des exercices, s'auto évalue et transmet des travaux à corriger.
- Formateurs et apprenants communiquent individuellement ou en groupe, créent des thèmes de discussion et peuvent dans certains cas collaborer à des documents communs.

➤ **L'administrateur**

L'administrateur, de son côté, assure l'installation et la maintenance du système, gère les droits d'accès, crée des liens vers d'autres systèmes et ressources externes.

Ainsi, une plateforme d'apprentissage peut comporter des fonctionnalités relatives à la gestion des compétences, à la gestion des ressources pédagogiques, à la gestion de la qualité de la formation, etc.

2.3.4. Les standards d'e-learning

On utilise les standards d'e-learning : Pour assurer l'interopérabilité entre plate-pates-formes, protection des investissements dans le développement de continus, favoriser l'échange de contenus en local et globalement entre systèmes e-learning, définir une structure de base de contenu pédagogique, introduire les méta-descriptions et les métadonnées, assurer la réutilisation des documents pédagogiques. Il existe plusieurs standards d'e-learning, citant quelques-uns :

- SCORM (Sharable Content Object Reference Model).
- AICC (Aviation industry computer based training committee).
- IMS (Instructional Management Systems).

a. SCORM (Sharable Content Object Reference Model)

“SCORM” signifie “Sharable Content Object Reference Model”. Les spécifications SCORM sont définies par l'association ADL (Advanced Distributed Learning). Depuis quelques

années beaucoup d'articles traitant de la formation à distance font référence à SCORM et il faut constater que les outils intègrent de plus en plus cette norme afin d'interagir entre eux.

Dans le principe originel, SCORM permet aux concepteurs pédagogiques de distribuer leurs contenus sur une large variété de plate-forme e-Learning (LMS - Learning Management Systems) sans efforts de réécriture. Le Modèle SCORM acronyme de (Sharable Content Object Reference Model) est une suite de normes techniques qui permet de construire des plates-formes e-Learning et des contenus de formation de manière à fonctionner ensemble. Quelques soient les versions de SCORM, toutes standardisent 2 points distincts : la description du contenu (content packaging) et les échanges de données entre le cours et le LMS (exchanging data at runtime).

SCORM permet d'établir du contenu:

- **Réutilisable** : il peut être facilement modifié et utilisé par différents outils de développement
- Accessible** : il peut être recherché et rendu disponible aussi bien par des apprenants que par des développeurs.
- **Adaptable** : il peut être personnalisé selon un contexte (personnes, organisations) particulier.
- **Interopérable ou compatible** : il peut fonctionner sur une grande palette de matériel, plates-formes, systèmes d'exploitation, navigateurs Web, etc...
- **Durable** : il ne requiert pas d'importantes modifications avec les nouvelles versions des logiciels.
- **Abordable** : le temps et les coûts nécessaires pour dispenser des formations peuvent être réduits et amener à une augmentation de l'efficacité et de la productivité.

b. AICC (Aviation industry computer based training committee)

Ce standard est un des plus couramment rencontré dans les systèmes E.A.O (Enseignement Assisté par Ordinateur). Il est issu de l'industrie aéronautique et a été créé à l'origine pour l'apprentissage dans cette même industrie.

Le standard a été créé alors que l'internet était encore très peu utilisé, de ce fait il couvre l'ensemble des aspects de l'E.A.O. avec un accent particulier mis sur la gestion automatisée des séances d'apprentissage. Il répond principalement aux soucis d'interopérabilité et de réutilisation des systèmes logiciels de formation et propose des spécifications pour les plates-formes de formation, il offre un système de certification pour les produits et logiciels qui les appliquent.

Le standard IMS est ouvert et tout le monde peut l'utiliser, il est décrit sur le site de l'organisation, elles sont libres d'usage et n'incluent pas d'exigence de certification, ni de processus d'agrément. Le standard IMS utilise XML pour la description des métadonnées. Il est actuellement constitué de différentes sous parties :

- Les métadonnées, élément central des contenus d'e-formation.
- Le contenu et sa présentation.
- Les questions et les tests ou quiz.
- Les profils des différents usagers.
- L'entreprise : les données personnelles et la façon de gérer un groupe.

2.3.5. Quelques plates-formes E-Learning

Il existe plus de 200 plates-formes pédagogiques disponibles à l'heure actuelle. Plus 30 sont libres. Il n'est pas toujours aisé de faire un choix correspondant à ses besoins. De plus, un tel choix représente un engagement dans le temps, et un retour en arrière impossible dans certains cas. Dans un souci d'interopérabilité, des normes ont été mises en place dans ce domaine. Ils existent deux types de logiciel open source et logiciel payant :

- **Open source** : Les logiciels open source sont des logiciels gratuits, que chacun peut modifier à sa guise. Cela est particulièrement utile pour les grandes organisations qui gagnent en autonomie et en interopérabilité tout en conservant, si elles le souhaitent, des garanties sur le résultat moyennant un contrat (payant) de support.
- **Payant** : C'est un logiciel que l'on peut utiliser en libre essai durant une période ou un nombre d'utilisations données. Si son utilisateur souhaite utiliser définitivement le logiciel, il a l'obligation de rétribuer l'auteur du logiciel.

a. Moodle

Le terme « Moodle » était à l'origine un acronyme pour "Modular Object- Oriented Dynamic Learning Environment". Toute personne utilisant Moodle est un "moodleur".

Moodle est une plate-forme e-learning Open Source, suivant la licence GPL (General Public Licence), existant en plus de 60 langues et largement utilisée dans les Hautes Ecoles européennes.

Moodle a été développée en Australie. Elle résulte de l'effort de développement d'un ancien de WebCT, Martin Dougiamas, qui insatisfait par sa structure de fonctionnement a décidé de produire une plate-forme reproduisant les fonctionnalités de WebCT tout en les améliorant. Le développement en code source libre permettait, par ailleurs, une plus grande flexibilité d'adaptation et la possibilité de collaboration. Moodle a été un succès puisque la communauté

des utilisateurs est importante, représentant plus de 31 798 019 utilisateurs parlant plus de 78 langues et provenant de 206 pays. On compte plus de 110 000 téléchargements du logiciel Moodle par mois en 2009.

Cette plate-forme permet la mise en place de cours en ligne et de sites web. C'est un projet bénéficiant d'un développement actif et conçu pour favoriser un cadre de formation socioconstructiviste.



Figure 2.2 : Logo Platform Moodle

b. Dokeos

Dokeos est une plate-forme d'apprentissage à distance (ou plate-forme d'e-learning) libre, sous licence GPL, dont le code source est accessible et peut être modifié ou adapté pour des besoins plus spécifiques. Il est édité par la société belge du même nom, il est basé sur le projet Claroline, en effet son architecture est multilingue (34 langues). Il a été écrit en PHP utilise le SGBDR MySQL.

Il est destiné principalement à la mise en ligne de cours. Via l'interface de gestion vous pouvez créer de nouveaux cours et y ajouter des textes (grâce à un cadre de type WYSIWYG), des documents, des liens, un agenda, une description du parcours pédagogique, etc.

L'administrateur pourra ajouter de nouveaux utilisateurs : formateurs et enseignants (publier des ressources, d'organiser et de superviser des interactions avec les apprenants), utilisateurs (qui pourront les consulter si vous les y avez inscrits) ou autres (listes et accès configurables). Dokeos est aussi un système de gestion des connaissances qui permet aux responsables d'équipes dispersées de gérer la collaboration. Le logiciel est librement téléchargeable et peut être installé sur tout type de serveur.



Figure 2.3 : Logo Plateforme Dokeos

c. E-Charlemagne

Créé en 2001 par Antoine Dubost, la société E-Charlemagne s'est donnée pour mission de mettre les nouvelles technologies au service de l'éducation et de la connaissance. L'entreprise a développé des suites logicielles dédiées à la formation en ligne, à la gestion des cursus, à la pédagogie ainsi qu'à toute l'administration et les affaires générales spécifiques aux spécialistes de l'enseignement. L'éditeur s'adresse aussi bien aux grands comptes, qu'aux organismes de formation continue ainsi qu'aux collèges, lycées, universités, écoles de commerce ou d'ingénieurs.

E-Charlemagne est un outil e-Learning (outil de création, de diffusion et de gestion de formation en ligne). Elle représente l'outil auteur CréaCours, plateforme e-Learning: PubliCours et ExchangeCours.

E-charlemagne vise comme public toutes les universités, les grandes écoles, les administrations, les organismes de formation et les entreprises. C'est une plateforme multilingue.



Figure 2.4 : Logo Plateforme E-Charlemagne

2.4. Les différentes formules du E-Learning

Lorsque les cours sont donnés grâce à un ordinateur, relié à un Intranet (les cours sont alors limités au personnel de l'entreprise) ou à un Extranet (l'accès est alors élargi à des personnes extérieures). Trois situations peuvent alors se présenter : le cours magistral synchrone, l'assistance et l'autoformation connectée.

a. Un cours magistral synchrone

Un formateur est relié en mode audio-visuel à plusieurs stagiaires (en moyenne quatre à huit) situés dans des lieux géographiques qui peuvent être très différents. L'avantage du E-Learning est alors double.

Pour les stagiaires, il offre la possibilité de se former depuis leur lieu de travail, voir même depuis leur domicile. C'est confortable et cela permet aussi de gagner du temps. Pour l'employeur, l'avantage financier est considérable : pas de coûts liés au déplacement des stagiaires, pas de surcoûts liés au temps perdu.

b. L'assistance

Dans cette phase, vous allez travailler individuellement, mais vous disposez d'une assistance audio-visuelle en direct.

Le formateur reste à votre disposition et peut, à distance, prendre le contrôle de votre poste de travail. Il peut ainsi partager les logiciels ou les documents et, le cas échéant, converser avec vous. L'assistance peut également se manifester de manière asynchrone, au moyen de messageries ou de forums informatiques.

c. L'auto-formation connectée

Les personnes en formation peuvent à partir des ressources pédagogiques ou des parcours de formation disponibles sur le serveur internet ou intranet, suivre un cours magistral enregistré, en audio et en vidéo, sous forme par exemple, de séances de rattrapage.

Ce qui explique, aujourd'hui, le phénomène d'engouement pour le e-learning est la souplesse de cet outil pour l'utilisateur et son faible coût d'utilisation, une fois les investissements de départ réalisés. La personne en formation peut beaucoup plus facilement concilier formation et temps de travail et est pratiquement affranchie des contraintes de lieu et de temps. En outre, elle peut plus facilement apprendre à son rythme et en utilisant la ou les méthodes de son choix. Mais le problème est l'important coût d'investissement en amont pour mettre en place de tels supports. Difficile de les rentabiliser à court terme.

3. Systèmes de Recommandation et E-learning

3.1. Présentation

Les Systèmes de Recommandation ont été employés couramment dans beaucoup d'activités sur internet afin de pallier le problème de surcharge d'information, ce dernier qui ne cesse de prendre d'ampleur chaque année. Les SRs ont été introduit dans plusieurs domaines, le plus courant est celui de e-commerce.

E-learning d'une façon ou d'une autre est un nouveau champ qui a appliqué les SRs ces dernières années, ils ont été employés beaucoup plus dans les recommandations du contenu le plus approprié à l'étudiant.

3.2. Pourquoi intégrer les Système de Recommandation en LMS ?

Cette question laisse à réfléchir, il faut savoir qu'il existe bien des raisons solides pour arriver à cette idée. Les systèmes de recommandation peuvent être utilisés en LMS à cause de leurs motivations offerts au domaine d'e-learning. Ces motivations se résument comme suit :

- Les Systèmes de Gestion de Cours sont des systèmes adaptatifs et interactifs qui pourraient répondre aux besoins des étudiants.
- Ces derniers qui contiennent des milliers de cours, et qui souffrent en général du problème de surcharge de l'information font appel aux systèmes de recommandation.

3.3. Les travaux de recherches

3.3.1. Présentation

Malgré la nouveauté de la recommandation dans le domaine d'e-learning, sauf que nous avons rencontré plusieurs contributions au cours de notre étude sur cette dernière. Chacune cherche à résoudre un problème afin d'améliorer un point qui se diffère d'un autre. Ce que nous avons remarqué lors de notre étude est que ces contributions sont balancées entre l'intégration des systèmes de recommandation dans les LMS pour résoudre le problème de surcharge d'information afin de faciliter la tâche aux apprenants, et entre le désir d'améliorer la qualité des recommandations aux apprenants pour arriver aux recommandations relatives aux goûts ,préférences et besoins de l'apprenant ,c' est la « Personnalisation ».

Les systèmes de recommandation se sont connus par leur robustesse de résoudre de gros problèmes ce que ne leur empêchait pas d'avoir des points faibles tel que le problème de démarrage à froid. Nous avons remarqué que ce dernier n'a pas été assez étudié dans le domaine d'e-learning comparé à d'autres domaines tel que E-commerce où il a été largement discuté. Vu que l'espace de ce mémoire ne permet pas de citer toutes ces contributions, nous avons mis le point sur les célèbres travaux dans ce domaine «e-learning ». Dans une première section nous allons présenter les travaux visant à résoudre le problème de démarrage à froid. Dans une deuxième section, les différents travaux qui traitent l'intégration des systèmes de recommandation dans les LMS pour résoudre la surcharge d'information ainsi que cette nouvelle amélioration qu'a subit récemment les SRs « la Personnalisation ». Enfin nous allons discuter d'une manière rapide et neutre les apports de chaque contribution par rapport aux problèmes traités.

3.3.2. Travaux connexes au problème de démarrage à froid

Jusqu'à aujourd'hui, ce problème a été largement étudié dans des domaines autres que E-learning à cause de la nouveauté des SRs dans ce domaine. Les contributions présentées dans cette partie proposent des solutions pour le problème de démarrage à froid, ou chaque une se diffère de l'autre.

En fait et au cours de notre recherche nous avons rencontré seulement deux travaux qui visent à pulier ce problème en e-learning.

Comme première contribution nous citons celle de Tiffany et Gordon qui ont effectué une expérience utilisant les apprenants artificiels pour résoudre le problème des nouveaux articles non évalués. Ils proposent que les apprenants artificiels donnent des évaluations temporaires pour les nouveaux articles afin de pouvoir les recommander aux apprenants humains. Une fois les consultants leurs évaluations changeront.

Un autre travail a vu le jour pour les mêmes auteurs et qui vise à améliorer leurs résultats expérimentaux en prenant en considération, non seulement les préférences mais aussi les connaissances de base des apprenants dans la recommandation des articles, tout en conservant la résolution du problème de démarrage à froid d'un nouvel article.

Contrairement à E-learning, ce problème n'est pas nouveau dans le domaine de E-commerce la raison pour laquelle nous avons rencontré une panoplie de travaux citant quelques-uns :

- La proposition d'une hybridation du filtrage collaboratif et filtrage basé contenu en construisant un modèle probabiliste génératif afin de résoudre le problème d'un nouvel item, Les résultats expérimentaux prouvent des améliorations dans ce point.

4. L'émergence des Systèmes de Recommandation en E-learning

Après avoir cité les célèbres contributions qui cherchent à résoudre le problème de démarrage à froid, il faut passer aux travaux qui se concentrent sur le problème de surcharge d'information que souffrent les LMS afin de faciliter la tâche aux apprenants et en même temps d'améliorer leurs niveaux éducatifs. L'idée est d'intégrer les SRs dans ces plateformes pour réduire cette surcharge et pour guider les apprenants.

Quelques chercheurs ont mentionné les capacités et les nécessités d'employer SRs dans le système d'apprentissage en ligne en général et dans le LMS en particulier, par exemple :

Calvo a présenté le Système de Recommandation comme un dispositif important dans le LMS intelligent « iLMS », Il discutait les scénarios possibles afin de concevoir les systèmes de gestion intelligents « iLMS » et les différents défis pour leur mise en œuvre.

Les auteurs Andronico et Carbonaro, ont présenté un projet qui vise à intégrer un Système de Recommandation Multi-Agent qui propose les ressources éducatives aux étudiants dans une plate-forme d'étude mobile dans un contexte d'université.

Une autre contribution celle de, a proposé un composant logiciel pour le choix individuel dans la formation de l'apprenant en lui donnant une liste courte d'études appropriées à ses objectifs et le contexte d'étude pour lui fournir l'aide de choisir les formations qui lui conviennent le mieux dans un système éducatif en ligne. Ce logiciel est appelé EOS « Elimination and Optimized Selection » élimination et sélection optimale. Les dispositifs principaux de l'approche EOS sont d'évaluer la convenance d'un objet d'étude dans son contexte situé et de raffiner l'évaluation en employant des informations historiques disponibles sur l'étudiant, le contenu, et le contexte d'étude.

Dans le même contexte, Itmazi et Gea, encouragent l'utilisation des Systèmes de Recommandation dans les OS-LMS « Open Source-LMS ».

Passant à la deuxième tranche qui vise à améliorer les systèmes de recommandation en E-learning, en personnalisant leurs recommandations pour chaque apprenant.

Cette recherche propose un composant logiciel qui personnalise le système de recommandation à l'apprenant. Il vise à aider les étudiants à trouver les cours qu'il devrait lire. Deux technologies sont développées sous ce logiciel ; une méthode d'évaluation de plusieurs attributs pour justifier les besoins de l'apprenant, et une autre pour trouver le cours approprié le mieux afin de répondre aux besoins de chaque étudiant. L'exécution de tout ça a rendu le système de recommandation personnalisé qui peut soutenir les étudiants dans leurs différentes formations en ligne.

On reste toujours dans le principe de personnalisation des Systèmes de Recommandation mais cette fois en adaptant la phase de filtrage prenant en considération le niveau de connaissance de l'apprenant, Bobadilla, Serradilla et Hernando, proposent que les utilisateurs avec la plus grande connaissance « qui ont obtenu de meilleurs résultats dans divers essais » aient un plus grand poids dans le calcul des recommandations que les utilisateurs avec moins de connaissances. Pour atteindre cet objectif, ils ont conçu quelques nouvelles équations au noyau du filtrage de collaboration basé mémoire.

En raison du manque de toute base de données bien connue pour e-learning, afin d'examiner leur approche de CF² adapté à e-learning. Ils ont pris les cinq premiers articles de la base de données de MovieLens. Une évolution de la métrique de cosinus comparé à la métrique proposée dans différentes valeurs de α et les paramètres de Groupe, les résultats sont représentés dans les figures suivantes :

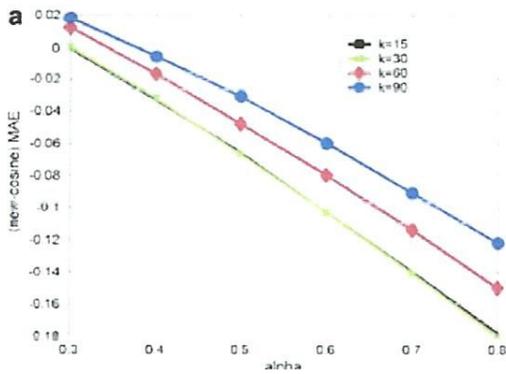


Figure 2.6 a: Mean AbsoluteError (MAE)

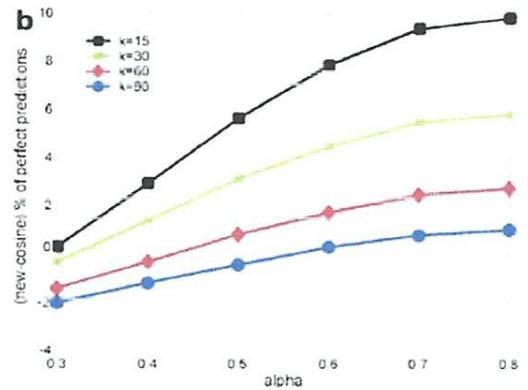


Figure 2.6 b: Pourcentage des prédictions parfaites

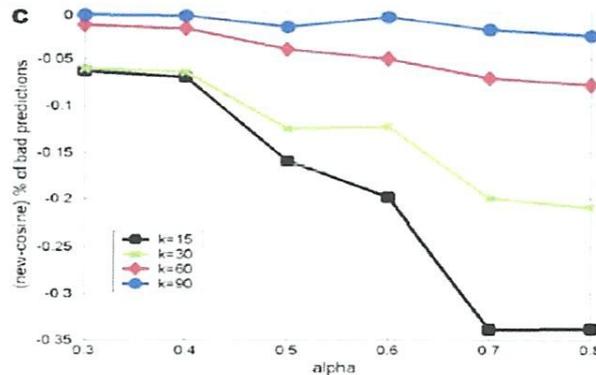


Figure 2.6 c: Pourcentage des mauvaises prédictions

²- CF : Collaborative Filtering

D'autres solutions visant à améliorer et personnaliser le plus possible les Systèmes de Recommandation pour les apprenants, ont récemment vu le jour tel que :

Jinhua et Yanqi, à leur tour ont présenté une solution d'exploiter les données du Web dans les systèmes e-learning, afin de découvrir les modèles cachés des différents apprenants ainsi que, extraire les données qui leurs permettent de localiser les intérêts des apprenants. Ils ont conçu un Système de Recommandation personnalisé qui emploie les techniques du web mining pour recommander lequel des liens « prochain » que doit visiter l'apprenant. Il permet aussi de recommander les activités des différentes formations disponibles à l'apprenant en se basant toujours sur ces techniques, il se base sur le profil de l'apprenant en exploitant ses données pour lui attribuer la formation qui adapte le plus à son profil. Les auteurs ont décrit leur composant logiciel qui vise de trouver une solution pour e-learning afin de découvrir la perspicacité cachée du profil de l'apprenant et les données du Web.

[KOU 10] dans cette étude, les auteurs proposent un système de recommandation pour l'e-learning en utilisant une méthode hybride de rétroaction « feedback » qui extrait le comportement et les préférences des utilisateurs. Ce système est capable de faire des recommandations aux apprenants en se basant sur le contenu d'intérêt potentiel et également l'action probable de Web-navigateur sur un article couramment consulté, une approche originale qui mesure la similitude. La recommandation est adaptative aux préférences individuelles de l'utilisateur aussi bien que ses intérêts qui changent. Des expériences sont formulées pour illustrer les possibilités de système pour acquérir la connaissance de l'utilisateur, ses comportements sur Web-navigateur, afin de fournir la recommandation personnalisée d'une manière adaptative dans l'environnement d'apprentissage en ligne.

Lianhong et Bingwu ont proposé une approche pour la recommandation des différentes ressources d'apprentissage pour des utilisateurs dans les différentes formations en fonction de leurs besoins, par l'hybride méthode de filtrage. Des ressources d'apprentissage sont organisées pour apprenant en analyse leur contenu. Des utilisateurs avec les intérêts d'étude semblables sont regroupés à cause de leurs intérêts communs, un enregistrement du comportement de l'apprenant est effectué aussi. Finalement, les différentes ressources d'apprentissage sont présentées aux apprenants selon leurs profils par le filtrage de collaboration et le filtrage basé contenu respectivement.

5. Discussions et Critiques

Nous avons vu que les travaux de la première section visent à trouver des solutions au problème de démarrage à froid. En effet les approches proposées dans cette section se différent l'une de l'autre sauf que le but est le même. Cependant les deux travaux (de) sont complémentaires, le deuxième a vu le jour pour ajouter plus de flexibilité au premier projet mais on remarque qu'ils n'ont pris en considération que le problème d'un nouvel item contrairement aux projets dans le domaine d'E-commerce nous avons remarqué non seulement qu'il existait beaucoup d'alternative pour résoudre ce problème mais aussi la majorité des méthodes ont proposé des solutions pour le problème d'un nouvel item et/nouvel utilisateurs.

Il faut noter aussi les résultats des expérimentations de la technique CSHTR ont montré son efficacité dans des sévères situations, sauf que le problème de nouvel item n'a pas été validé aussi. Malgré toutes ces améliorations, ces contributions n'ont réussi qu'à réduire le problème de démarrage à froid et pas de résoudre.

Dans le tableau suivant, nous allons donner une comparaison entre les différentes Contributions citées précédemment afin de juger les performances de chacune par rapport au problème traité.

Problème de démarrage à froid			
Travaux de Recherches	Problème d'un nouvel item	Problème d'un nouvel utilisateur	Domaine d'application
[TIF 04]	oui	non	E-learning
[TIF 09]	oui	non	E-learning
[AND 04]	non	oui	E-commerce
[MET 05]	oui	non	E-commerce
[TUN 08]	oui	oui	E-commerce

Tableau 2.1 : Comparaison entre les travaux cités

Nous passons maintenant à la deuxième catégorie des contributions, celle qui se focalise sur l'émergence des Systèmes de Recommandation dans L'e-learning. Commençant par les travaux qui ont encouragé l'intégration des systèmes de recommandation dans les systèmes LMS, d'après cet échantillon de contributions que nous avons cité précédemment on remarque que les systèmes de recommandation ont réduit le surmenage des données que souffrent les LMS.

En ce qui concerne le deuxième échantillon des contributions qui visent à améliorer les systèmes de recommandation en les personnalisant pour chaque apprenant, nous pouvons dire que les résultats sont encourageants, mais ça reste toujours difficile de prévoir l'intérêt d'un utilisateur parce que chaque individu a sa propre habitude et routine personnelle. Il devrait être à noter que jusqu'aux nos jours, il n'y a eu aucune étude formelle et parfaite pour satisfaire les intérêts des apprenants.

6. Conclusion

L'e-learning est un fait d'apprentissage à distance qui comprend le plus généralement des techniques de communication synchrones (chat, visioconférence...) entre apprenants ou entre l'apprenant et le tuteur, mais aussi des techniques de communication asynchrones (messagerie instantanées, partage des documents...).

Dans ce chapitre en on parle à les efforts de standardisation et la technique CSHTR dans le domaine du e-learning se focalisent sur la réutilisation des documents pédagogiques. Les standards nous ont permis de mettre en place un processus de mise en ligne automatique de cours, fiable et surtout pérenne, SCORM est l'un des standards qui constituent un premier pas important vers la libéralisation des objets (contenus) pédagogiques. Elle a pour but de fournir les moyens techniques permettant aux objets de contenu d'être facilement partagés dans des environnements de prestation d'apprentissage multiples.

Chapitre 03 :
Conception du système

1. Introduction

Learning peut être définie par l'utilisation de l'internet dans la gestion et la diffusion de la formation, donnant les apprenants la possibilité de lire et obtenir des connaissances. Plusieurs approches ont émergé pour promouvoir l'utilisation du système d'apprentissage dans les classrooms. Toutes ces approches attribuent la sélection du matériel d'apprentissage aux enseignants, indépendamment de profils d'apprenants. L'application de la recommandation dans le domaine de l'éducation permet aux étudiants de lire ce qu'ils veulent, et par conséquent la qualité de l'apprentissage sera amélioré car les étudiants seront plus motivés. Les systèmes de recommandation (RS) sont développés spécialement pour aider les utilisateurs à prendre des décisions quand ils choisissent: livres, jeux, vidéos. L'enseignant sera aussi bénéficié de cette intégration parce que le système de recommandation va le décharger de la sélection et de la proposition des documents (papiers).

Dans ce chapitre, nous décrivons une nouvelle approche de recommandation des documents qui combine deux phases importantes : la première phase consiste à modéliser la situation individuelle de l'apprentissage et définie les cours (Objectifs, activités ...), dans la deuxième phase, on instancie le scénario crée dans la phase précédente, c'est la phase d'apprentissage. Nous commençons par la présentation de nos objectifs. Par la suite, nous détaillons la méthode de proposéc.

2. Objectifs du système

Notre travail a pour but de développer un environnement d'apprentissage qui offre la livraison de matériels d'apprentissage (papiers). On a proposé une approche qui aide les enseignants à proposer des documents aux apprenants mettant en considération leurs préférences et leurs habilités : NPR-eL (New multi-Personnal Recommender system for E-learning), permettant ainsi la personnalisation de ces environnements. Nous avons intégré la nouvelle approche de recommandation dans un scénario d'apprentissage.

3. Description détaillée de l'environnement

A travers ce projet qui doit décrire aux apprenants des informations personnelles, nous allons intégrer cette technologie dans le domaine E-Learning, afin de réduire le problème de surcharge d'information.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, le problème le plus rencontré par les systèmes de recommandation est le problème de démarrage à froid.

Dans notre système ce problème se produit en deux cas :

- Le premier cas, concerne un nouvel utilisateur qui n'a pas fait/pas assez d'évaluations.
- Le second est celui de nouvel item, qui n'a pas été évalué.

Nous voulons de notre côté essayer d'introduire dans le domaine d'E-learning la notion de l'information taxonomique qui a prouvé ses puissance en e-commerce.

Dans ce qui suit, nous présentons l'approche de recommandation proposé : NPR-eL (New multi-Personnal Recommender system for E-learning), qui vise à recommander des informations appropriées aux apprenants. Cette approche comprend trois étapes: le profilage, le regroupement et la prédiction des notes.

3.1. Description du modèle

Nous avons utilisé le modèle suivant :

- Un ensemble d'apprenants $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$
- Un ensemble d'items $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$
- Chaque item est représenté par un ensemble de descripteur $D(t) = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$.

Un descripteur est une séquence de topics taxonomiques ordonnés, noté par :

$$d = \{p_0, p_1, \dots, p_q\}$$

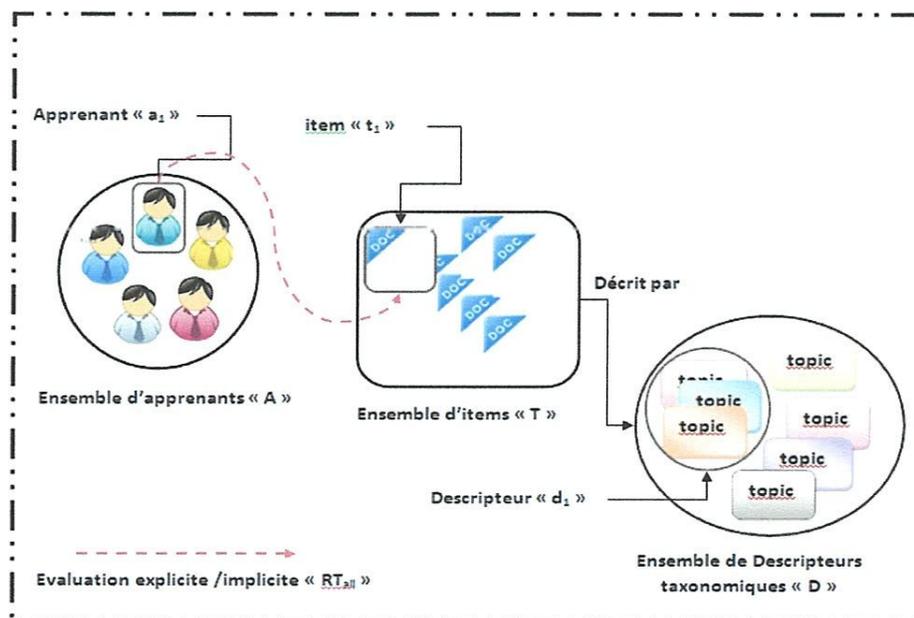


Figure 3.1 : Description du modèle

- Nous avons créé l'information taxonomique appropriée pour le domaine d'e-learning. L'information taxonomique décrivant cinq items est la suivante :
 - t_1 : GUI<General
 GUI < Interaction styles < Menu
 GUI < Interaction styles < Command langages
 - t_2 : KM <General
 KM < Knowledge types < Explicit
 KM < Knowledge types < Implicit
 - t_3 : KM < Knowledge creation process < General
 KM < Knowledge creation process < Nonaka's model
 - t_4 : GUI <General
 GUI < Interface types < Command Interfaces
 GUI < Interface types < Graphique Interfaces
 - t_5 : KM< KM Models< measurement's Models
 KM< KM Models<evaluation's Models

- Nous avons également utilisé les informations taxonomiques fournies par le site d'Amazon (www.amazon.com).

3.2. Le profilage

Les apprenants doivent répondre à un questionnaire pour identifier leurs préférences (exemple : domaine d'intérêt). La première partie de ce questionnaire présente la taxonomie que nous avons créé. Étant donné que nous n'avons pas trouvé une taxonomie appropriée pour l'apprentissage électronique, nous avons besoin d'extraire les mots les plus importants représentant certains domaines programmés pour être appris dans notre département (Université de Guelma), par exemple : Graphic User Interface 'GUI', Knowledge Management 'KM', ..., et de construire une nouvelle taxonomie.

Le questionnaire contient des tests avec différents niveaux : de plus bas niveau jusqu'au plus haut niveau, En outre, Les apprenants doivent passer le test du RSI afin de mesurer leur capacité mémoire (mémoire étendue). Le profil de l'apprenant peut être décrit par le vecteur suivant :

$$\vec{v}_{ai} = (S_1, \dots, S_m, S_{t_1}, \dots, S_n, t_{s_1}, \dots, t_{s_n})$$

$$S_i = \sum_{j=1}^q \frac{P_i(t_j)}{|nb|} \quad (1)$$

m est le nombre de tous les topics qui décrivent le domaine d'intérêt de l'apprenant.

S_{tx} représente le score du test x.

t_{sx} est le temps de réponse correspondant à l'essai x.

mc représente la capacité mémoire de l'apprenant.

Formule (1) calcule le score de topics i (S_i).

3.3. Le regroupement

Le regroupement est largement appliqué dans les recommandations de filtrages collaboratifs basés sur l'utilisateur pour améliorer l'efficacité de calcul [Sarwar, 2002]. L'idée de base derrière le regroupement est d'améliorer le processus de formation en ligne en utilisant les groupes d'utilisateurs hors ligne calculés. Dans cette étape, le système recherchera les apprenants qui sont semblables à l'apprenant cible.

Nous utilisons pour évaluer une similitude multidimensionnelle entre les utilisateurs non seulement leur domaine d'intérêt et les connaissances préalables, mais aussi le temps qu'ils passent dans différents tests et leur capacité mémoire. La nouvelle mesure de la similitude entre les utilisateurs de x et y, peut être établie comme défini en (2). Le premier terme de l'équation se réfère à l'importance de la connaissance d'un étudiant x (C_x) sur la recommandation qui sera reçu par un étudiant y ayant des connaissances (C_y), tandis que le second terme se réfère à la similitude des apprenants en terme de temps de réponse (3), le troisième terme se réfère à la similitude traditionnelle entre les utilisateurs en fonction de leurs préférences taxonomiques calculées par corrélation métrique (4), et le quatrième terme représente la similitude du capacité mémoire des apprenants (mc_x, mc_y). RSI ne prend en considération que la plus longue liste rappelée par l'apprenant. Afin de calculer la capacité mémoire avec plus de véracité, nous avons proposé de diviser le nombre des termes de la plus longue liste (l) par le nombre de tous les termes (g) qui composent la plus longue liste présentée à l'apprenant. Nous avons calculé MC_x par la nouvelle formule (5).

$$new_sim(x, y) = \sum_{n=1}^L n\alpha(Cx_n - Cy_n) + 1/\varphi(tx, ty) + sim(x, y) + mc_x - mc_y, \alpha \in [0 - 1] \quad (2)$$

$$\varphi(tx, ty) = \frac{\sum_{z=1}^L |tx_z - ty_z|}{L} \quad (3)$$

$$sim(a, i) = \frac{\sum_{j \in T} (r_{a,j} - \bar{r}_a)(r_{i,j} - \bar{r}_i)}{\sqrt{\sum_{j \in T} (r_{a,j} - \bar{r}_a)^2 (r_{i,j} - \bar{r}_i)^2}} \quad (4)$$

$$mc_x = \frac{l}{g} \quad (5)$$

Où T_{XZ} présente le temps nécessaires pour passer le test z par l'apprenant x .

L représente le nombre des tests. Après la recommandation, l'apprenant cible devrait évaluer explicitement les articles recommandés. Les vrais ratios remplaceront les termes scores (S_i) dans son profil, donc ces ratios seront pris en compte dans le calcul de la similitude entre cet apprenant et le futur apprenant cible.

r_{aj} est l'évaluation explicite de l'apprenant a dans l'item j , \bar{r}_a indique la note moyenne faite par $a \in A$. mc_x est la capacité mémoire de l'apprenant x .

On se basant sur la formule (2), nous pouvons trouver le groupe de l'apprenant cible (uc) qui contient les apprenants les plus similaires. Les valeurs de similarité sont ordonnées, et nous prenons les n premières valeurs. n est le nombre des apprenants les plus similaires ($|uc|$). Le nombre n est défini au hasard, dans nos expériences, $n = 4$.

$$t_cluster(a) = \operatorname{argmax}_{a \in A} new_sim(a, i) \quad (6)$$

3.4. Prédiction de note :

Après attribution de l'apprenant au groupe adéquat, il recevra normalement des recommandations fondées sur les articles préférés de son groupe. Selon Weng, les articles préférés peuvent être identifiés par le nombre d'utilisateurs qui ont évalué l'item (popularité) et la note moyenne.

Un item qui a été évalué par un nombre important d'apprenants, cela ne signifie pas que ce item est populaire parce qu'il peut recevoir des valeurs faibles, de sorte que nous avons proposé de calculer les éléments popularité (7) sur la base d'évaluations qui dépassent (ou égale) la moitié de la note maximale (0,5 sur l'échelle de 0-1).

$$\sigma(uc, t_j) = \sum_{u \in uc} r(a, t_j) / |uc|, r(a, t_j) [0.5_1] \quad (7)$$

$$\psi(uc, t_j) = \frac{\sum_{a \in uc} r(a, t_j)}{|uc(t_j)|} \quad (8)$$

$r(a, t_j)$ représente l'évaluation de l'apprenant $a \in uc$ dans l'item t_j (uc le groupe des apprenants similaires. $|uc|$ représente le nombre des apprenants dans le groupe uc . $\psi(uc, t_j)$ représente la moyenne de toutes les notes dans un item t_j . $|uc(t_j)|$ dénote des apprenants similaires qui sont évalués t_j . Formellement, nous avons calculé la préférence générale de l'item $t_i \in T$ dans un groupe uc comme suit:

$$cpref(uc, t_j) = \beta \times \psi(uc, t_j) + (1 - \beta) \times \sigma(uc, t_j) \quad (9)$$

$0 \leq \beta \leq 1$ est un étudiant de variable contrôlée pour ajuster les poids entre la moyenne de préférence d'item et la popularité d'item. β est fixé à 0.7

Pour prédire la note de l'utilisateur cible sur un item donné ($rank_{a, t}$: voir la ligne 4 de l'algorithme), NPR-eL contrôle si l'item est généralement préféré par les utilisateurs similaires (9) et calcule la similitude taxonomique entre l'utilisateur cible et l'item (10). Φ est fixé à 0.5

$$t-sim(\vec{v}_a, \vec{v}_t) = \vec{v}_a \times \vec{v}_t \quad (10)$$

$t-sim(\vec{v}_a, \vec{v}_t)$ calcule la similitude entre le vecteur taxonomique de l'apprenant a 's et le vecteur taxonomique de l'item t 's : $\vec{v}_a = (S_1, \dots, S_m)$, et $\vec{v}_t = (X_1, \dots, X_h)$, ou S_i est le score du terme i calculé par la formule (1). Par exemple, le vecteur taxonomique t_1 's = $(X_{GUI}, X_{interactionstyle}, X_{menu}, X_{command\ language})$. On calcule le score du terme i (X_{ti}) dans un item t utilisant le terme i 's la fréquence dans le descripteur de cet item et le nombre de tous les termes qui composent ce descripteur :

$$X_{ti} = f_i / nb_topics(t) \quad (11)$$

f_i est le terme i 's la fréquence dans le descripteur de cet item t , le nombre de tous les termes qui composent ce descripteur est dénoté par $nb_topics(t)$.

L'algorithme suivant résume les étapes de recommandation définie par New multi-Personalized Recommender system for e-learning « NPR-eL ».

Algorithm NPR-eL recommender (a, k)

Where $a \in A$ is a given target student

K is the number of items to be recommended

- 1) SET T , the candidate items list
- 2) FOR EACH $t \in T$
- 3) SET $uc = t_cluster(a)$
- 4) SET $rank_{a,t} = \varphi \times cpref(uc, t) + (1 - \varphi) \times t_sim(\vec{v}_a, \vec{v}_t)$
- 5) END FOR
- 6) Return the top k items with highest rank a, t score to a .

$0 < \varphi < 1$ est un apprenant variable de contrôle pour ajuster les poids entre la préférence prédite de l'item ($cpref(uc,t)$) et les préférences taxonomiques prédites ($t_sim(\vec{v}_a, \vec{v}_t)$).

4. Conclusion

Auparavant, les plates-formes d'apprentissage offerts systèmes statiques avec des outils prédéfinis à un ensemble de nombreux apprenants (one-size- fits-all). L'émergence des outils de personnalisation des systèmes spécialement les systèmes de recommandation a changé le domaine de l'apprentissage. Les plates-formes d'apprentissage sont devenues plus flexible aux apprenants. Selon les préférences et les capacités des apprenants, le système trouve les meilleures ressources d'apprentissage qui correspondent mieux à leurs besoins.

En raison de l'impact important des caractéristiques des apprenants, nous avons proposé un nouveau système de recommandation : NPR-eL (New multi-Personalized Recommender system for e learning) compte tenu des préférences de l'apprenant, les connaissances de base et de leur capacité de stockage, afin de rendre multi- personnalisé recommandation.

Les expériences que nous avons réalisées dont nous parlerons plus tards prouvent que NPR-eL produit des recommandations personnalisé de qualité en raison de l'intégration de plusieurs facteurs liés aux apprenants spécialement leur capacité à se souvenir de ce qu'ils lisent.

Chapitre 04 :
Implémentation du système

1. Introduction

Dans ce chapitre on vas décomposé notre travail à 3 parties importantes : la première partie consiste à présenter les différents outils utilisés dans la réalisation de notre système, la deuxième partie illustre les différentes interfaces et fonctionnalités communes offertes aux trois acteurs (apprenant, enseignant, administration), dans trois espaces différentes, et enfin la troisième partie spécifier les fonctionnalités destiné à chaque acteur.

2. Outils de développement

Afin de réaliser notre système « e-Formation », nous avons utilisé les logiciels suivants :

2.1. Oracle

Oracle est un SGBD (système de gestion de bases de données) édité par la société du même nom (Oracle Corporation), leader mondial des bases de données.

Oracle est un SGBD permettant d'assurer :

- La définition et la manipulation des données.
- La cohérence des données.
- La confidentialité des données.
- L'intégrité des données.
- La sauvegarde et la restauration des données.
- La gestion des accès concurrents.

2.2. Un serveur web (Apache2)

WampServer est une plate-forme de développement Web sous Windows pour des applications Web dynamiques à l'aide du serveur Apache2, du langage de scripts PHP et d'une base de données MySQL. Il possède également PHPMyAdmin pour gérer plus facilement vos bases de données.

WampServer vous permettez de gérer et configurer simplement vos serveurs, sans toucher aux fichiers de configuration.

Clic gauche sur l'icône de WampServer, vous pouvez notamment :

- Gérer les services d'Apache et MySQL.
- passer en mode online/offline (accessible à tous ou limité à localhost).
- Installer et changer de version d'Apache, MySQL et PHP.
- Gérer les paramètres de configuration de vos serveurs.
- Accéder à vos logs.
 - Accéder aux fichiers de configuration.

Clic droit :

- Changer la langue du menu de WampServer et accéder directement à cette page.

2.3. Dreamweaver

C'est un éditeur de site **SYSIWYG** pour Microsoft Windows, et Mac OS X créé en 1997, commercialisé par Macromedia puis Adobe Systems sous licence utilisateur final.

Dreamweaver offre deux modes de conception par son menu d'affichage, l'utilisateur peut choisir entre un mode création permettant d'effectuer la mise en page directement à l'aide d'outils simples, comparables à un logiciel de traitement de texte (insertion de tableau, d'image, etc.). Il est également possible d'afficher et de modifier directement le code (HTML ou autre) qui compose la page.

Dreamweaver a évolué avec les technologies de l'internet. Il offre aujourd'hui la possibilité de concevoir des feuilles de style. Les liaisons avec des bases de données ont également été améliorées ainsi que le chargement des fichiers sur les serveurs d'hébergement. Il propose en outre l'utilisation de modèles imbriqués de pages web, selon un format propriétaire.

Depuis la version MX, il peut être utilisé avec des langages web dynamiques (ASP, PHP) à l'aide d'outils relativement simples d'utilisation. Il permet ainsi de développer des applications dynamiques sans connaissance préalable des langages de programmation.

2.4. Les langages de programmation

2.4.1. PHP

PHP est un langage interprété (un langage de script) exécuté du côté serveur et non du côté client. La syntaxe du langage provient de celles du langage C, du Perl et du Java. Ces principaux atouts :

- Une grande communauté de développeurs partageant des centaines de milliers d'exemples de script PHP.
- La gratuité et la disponibilité du code source.
- La simplicité d'écriture de scripts.
- La possibilité d'inclure le script PHP au sein d'une page HTML.
- La simplicité d'interfaçage avec des bases de données.
- L'intégration au sein de nombreux serveurs web (Apache, IIS...).

2.4.2. Java Script

Contrairement à PHP, le Java Script s'exécute au niveau du client par le navigateur, il est supporté maintenant par la plus part des navigateurs. Java Script offre plusieurs avantages, parmi lesquels :

- Il est indépendant de la plate-forme et facile à déboguer.
- Il est facile à apprendre (surtout pour les personnes ayant des notions en C).

2.4.3. Ajax

AJAX (Java Script asynchrone et XML) est une méthode de développement web basée sur l'utilisation d'un script Java Script pour effectuer des requêtes web à l'intérieur d'une page web sans recharger la page.

AJAX rend plus interactifs les sites web et offre une meilleure ergonomie ainsi qu'une réactivité améliorée en permettant de modifier interactivement une partie de l'interface web seulement. En effet, le modèle web traditionnel est basé sur une suite de requêtes et de réponses successives, c'est-à-dire une navigation séquentielle de page web en page web. AJAX permet de ne modifier que la partie de la page web qui nécessite d'être mise à jour en

créant une requête HTTP locale et en modifiant tout ou partie de la page web en fonction de la requête http récupérée.

AJAX n'est ni une technologie ni un langage de programmation mais une manière de développer

- des pages web en se basant sur les technologies suivantes :
- HTML et CSS pour la présentation
- DOM (Document Object Model) pour la représentation en objets de la page web

Java Script et en particulier l'objet XMLHttpRequest pour manipuler des requêtes et des réponses.

3. Interfaces et fonctionnalités

3.1. Page principale

Pour la validation de notre application nous avons choisi un échantillon de 30 utilisateurs.

La base des items que nous avons utilisée est composée de 30 items. L'interface homme/machine représente l'élément clé dans l'utilisation de tout système informatique. Les interfaces de notre système de recommandation sont conçues de manière à être simples et compréhensible pour permettre une utilisation facile aux apprenants. Un aperçu de la page d'accueil de cette application et de son contenu est illustré par la figure ci-dessous.



Figure 4.1 : La page principale du système NPLE

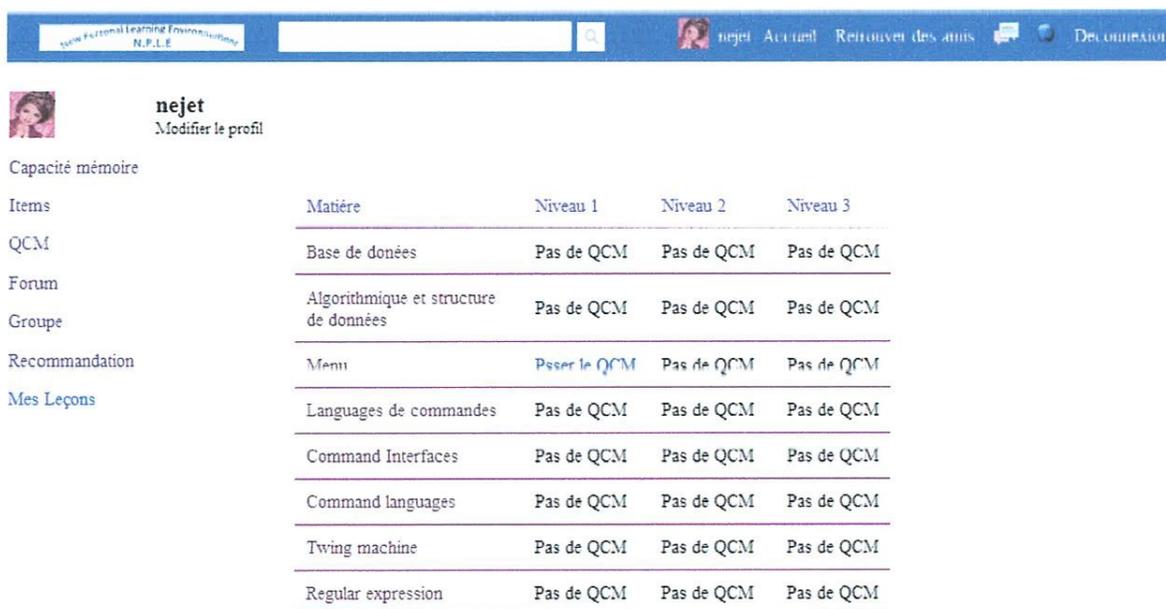
3.2. Fonctionnalités communes

3.2.1. Page d'accueil

Pour accéder à la page d'accueil de n'importe quelle espace, il faut saisir le nom d'utilisateur et le mot de passe dans les champs appropriés de la page principale.

➤ Espace Apprenant

Dans cette espace l'apprenant, peut suivre un apprentissage et intégré avec les autres apprenants.



The screenshot shows the 'nejet' user interface. At the top, there is a navigation bar with the text 'nejet Accueil Retrouver des amis' and a 'Deconnexion' button. Below the navigation bar, there is a user profile section for 'nejet' with a 'Modifier le profil' link. The main content area displays a table of course progress. The table has columns for 'Matière', 'Niveau 1', 'Niveau 2', and 'Niveau 3'. The rows represent different courses, with 'Passer le QCM' highlighted in blue for the 'Menu' course.

Items	Matière	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
QCM	Base de données	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
Forum	Algorithmique et structure de données	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
Groupe				
Recommandation	Menu	Passer le QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
Mes Leçons	Langages de commandes	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
	Command Interfaces	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
	Command languages	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
	Twing machine	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM
	Regular expression	Pas de QCM	Pas de QCM	Pas de QCM

Figure 4.2 : la page d'accueil de l'apprenant

➤ Espace Enseignant

Dans son espace l'enseignant peut attacher les différentes ressources pédagogiques, et peut accéder à toutes ses fonctionnalités.

3.2.2. Interface : forum de discussion

Les trois acteurs du système peuvent discuter dans les forums, pour poser ou répondre à des questions, ou bien donner une idée générale sur le fonctionnement du site, ou bien faire des commentaires généraux...

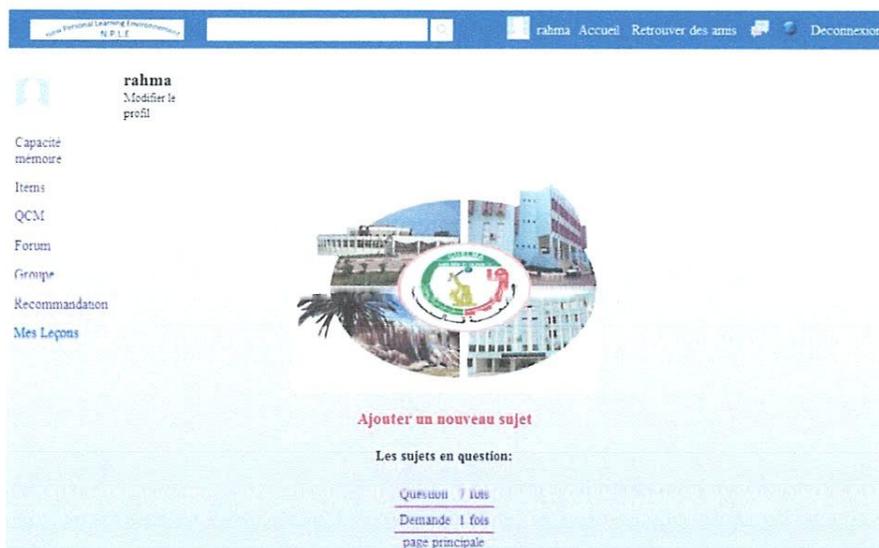


Figure 4.5 : Discussion dans les forums

A partir du formulaire ci-dessus (figure 4.5) les trois acteurs peuvent :

➤ Ajouter un nouveau thème

Pour ajouter un nouveau thème, il suffit d'établir le sujet en question puis écrire le message.

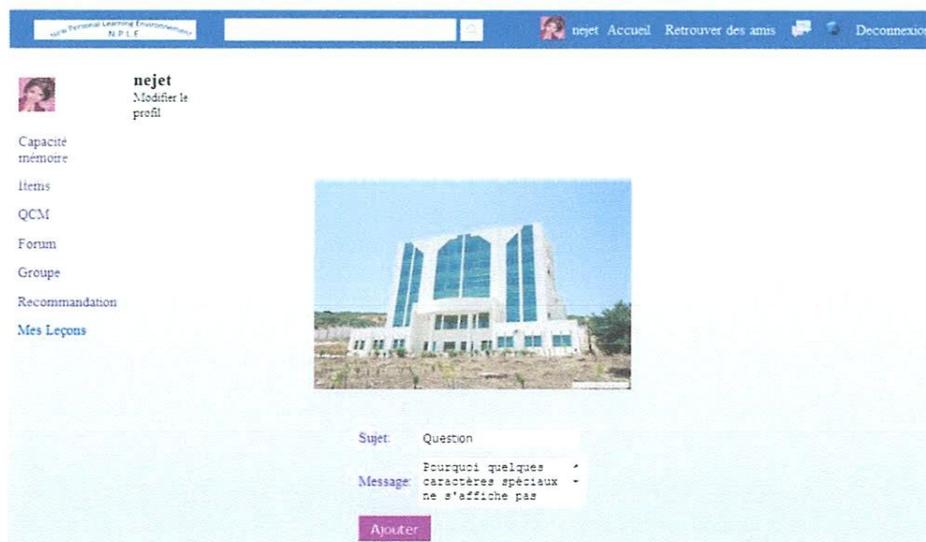


Figure 4.6 : Formulaire d'ajout d'un nouveau thème

➤ Répondre aux sujets en questions

Bien sûr, les trois acteurs peuvent répondre à n'importe quel sujet mis en question.

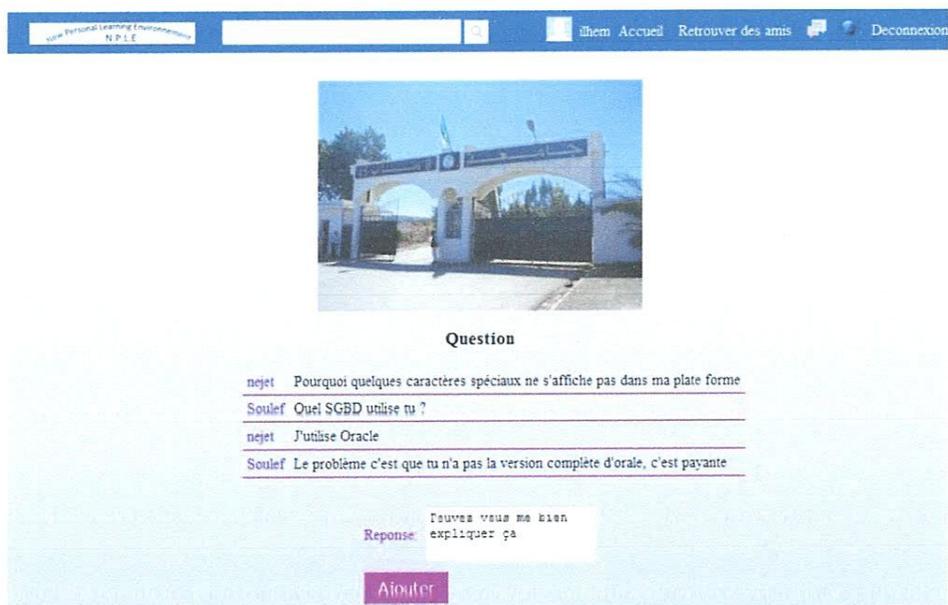


Figure 4.7 : Formulaire d'ajout des réponses à des sujets mis en question

3.2.3. Interface : profil

➤ Consultation du profil

L'acteur peut consulter son profil

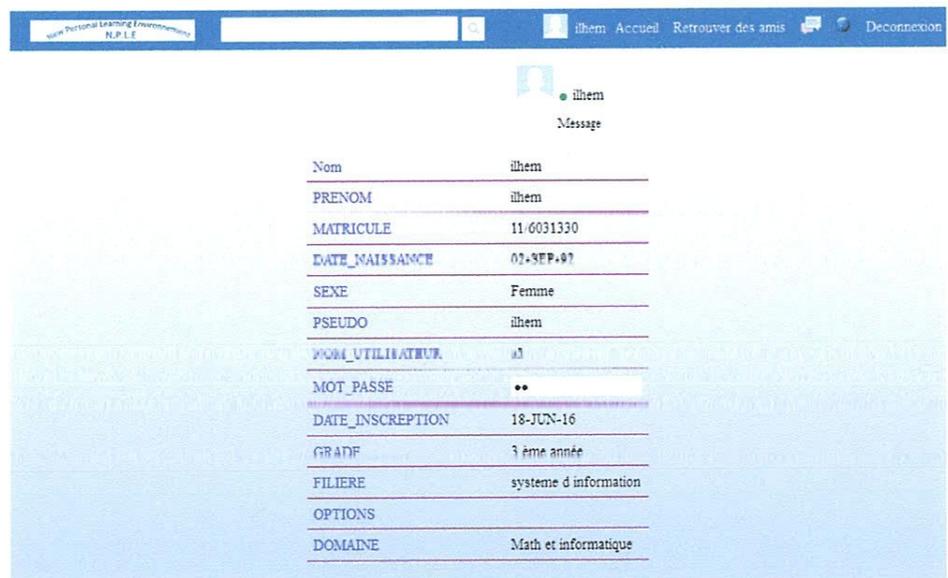


Figure 4.8 : Profil d'un apprenant

➤ Modification du mot de passe

Il peut aussi modifier le mot de passe de son profil avec un double click, ensuite il peut saisir son nouveau mot de passe après la saisie de l'ancien.

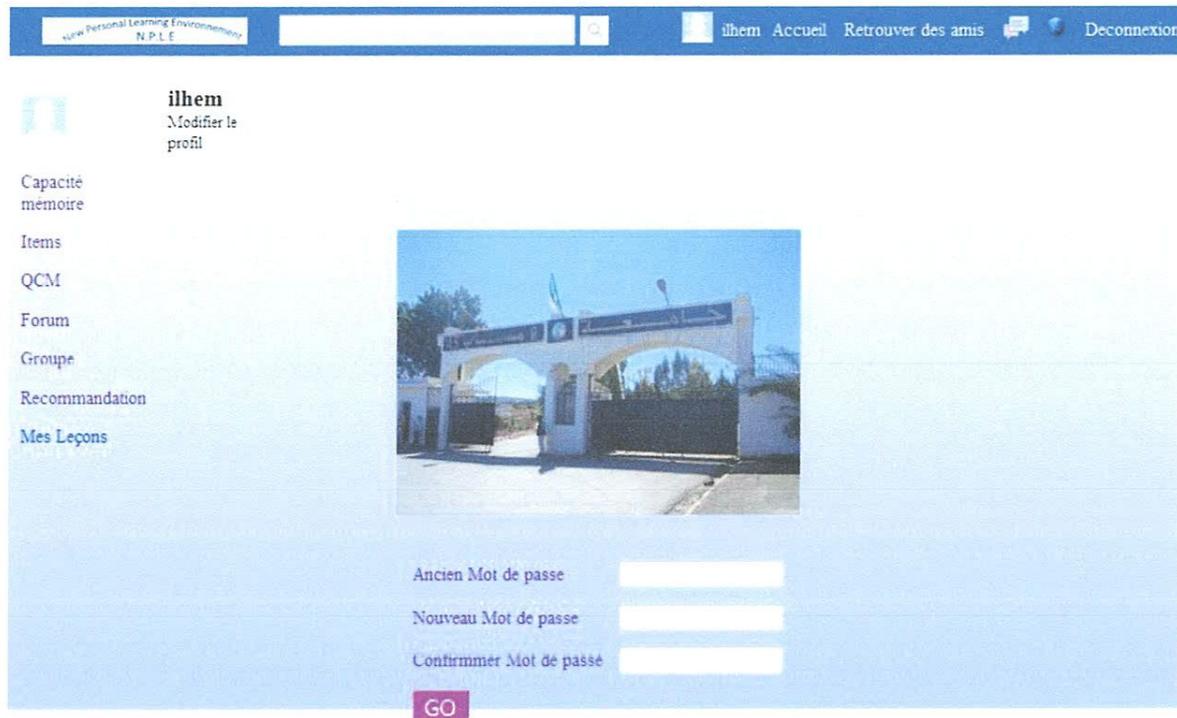


Figure 4.9 : Formulaire de modification d'un profil d'apprenant

3.2.3. Interface : message

L'acteur du système peut consulter sa boîte de réception des messages, et voir s'il y a un nouveau message non lu et qui a l'envoyé.

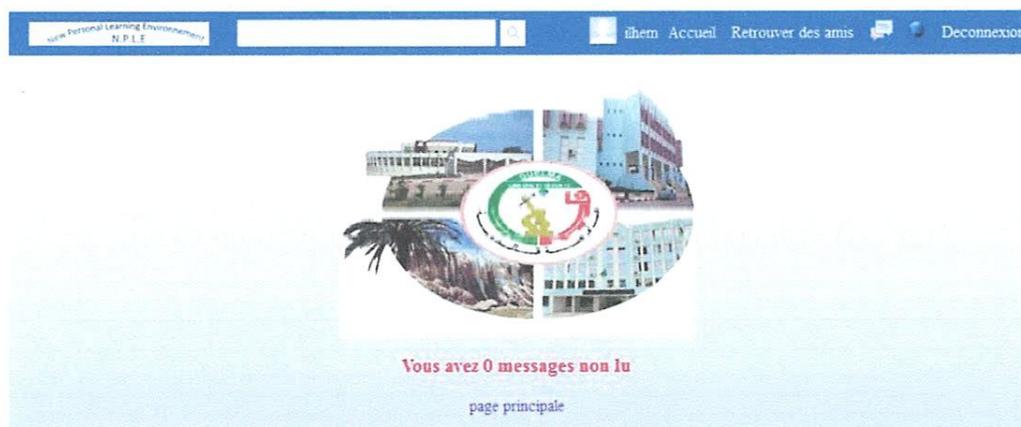


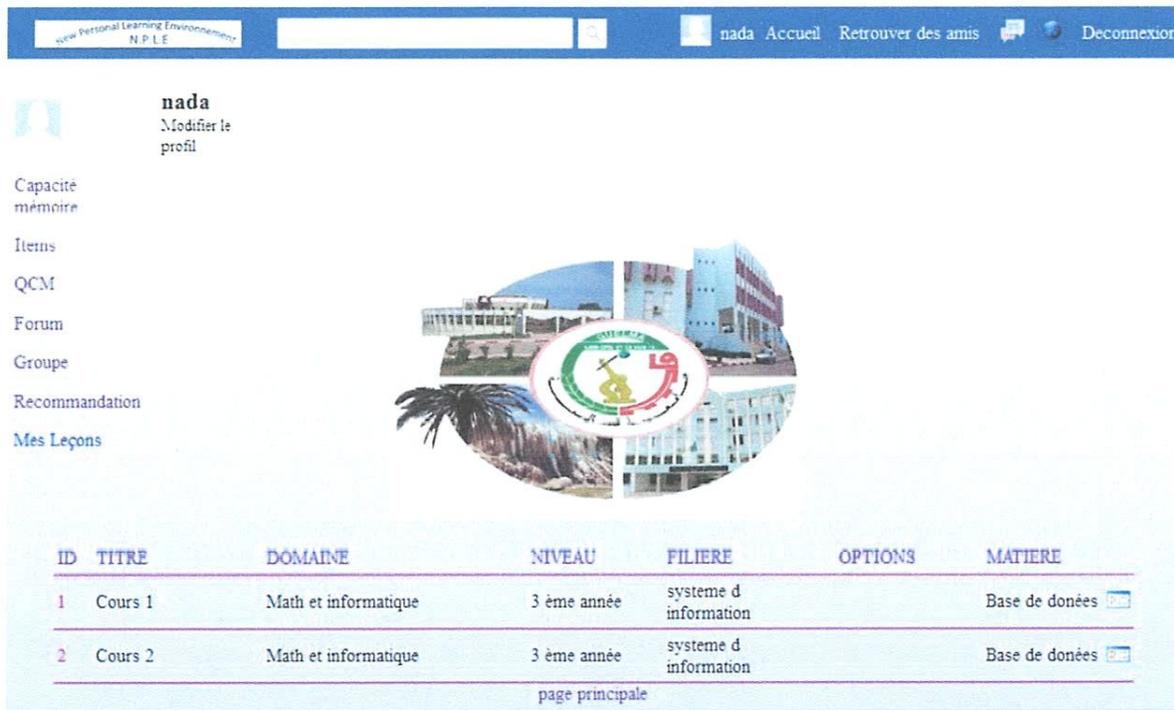
Figure 4.10 : Formulaire de consultation des messages réceptionnés

3.3. Interface et fonctionnalité de chaque espace

3.3.1. Espace apprenant

➤ Interface : Items

L'apprenant peut voir et télécharger les cours proposés par les enseignants spécialisés dans son domaine d'étude.



The screenshot shows the 'nada' learning environment interface. At the top, there is a navigation bar with the text 'nada Accueil Retrouver des amis Deconnexion'. Below this, there is a user profile section for 'nada' with a 'Modifier le profil' link. A sidebar on the left lists various features: 'Capacité mémoire', 'Items', 'QCM', 'Forum', 'Groupe', 'Recommandation', and 'Mes Leçons'. The main content area features a large circular image of a building and a logo. Below the image is a table with the following data:

ID	TITRE	DOMAINE	NIVEAU	FILIERE	OPTIONS	MATIERE
1	Cours 1	Math et informatique	3 ème année	systeme d information		Base de données 
2	Cours 2	Math et informatique	3 ème année	systeme d information		Base de données 

At the bottom of the table, there is a link for 'page principale'.

Figure 4.11 : Formulaire de consultation des cours (Espace Apprenant)

➤ Interface : QCM

L'apprenant peut suivre son apprentissage en répondant aux QCM qu'il désire dans plusieurs matières, la note s'affichera directement après la confirmation du QCM répondu.

L'apprenant peut accéder aux QCM proposé, dans les différentes matières à partir de la page d'accueil avec un simple clic sur « Psser le QCM ». S'il n'a pas des QCMs proposés par les enseignants, le système lui affiche « Pas de QCM ».

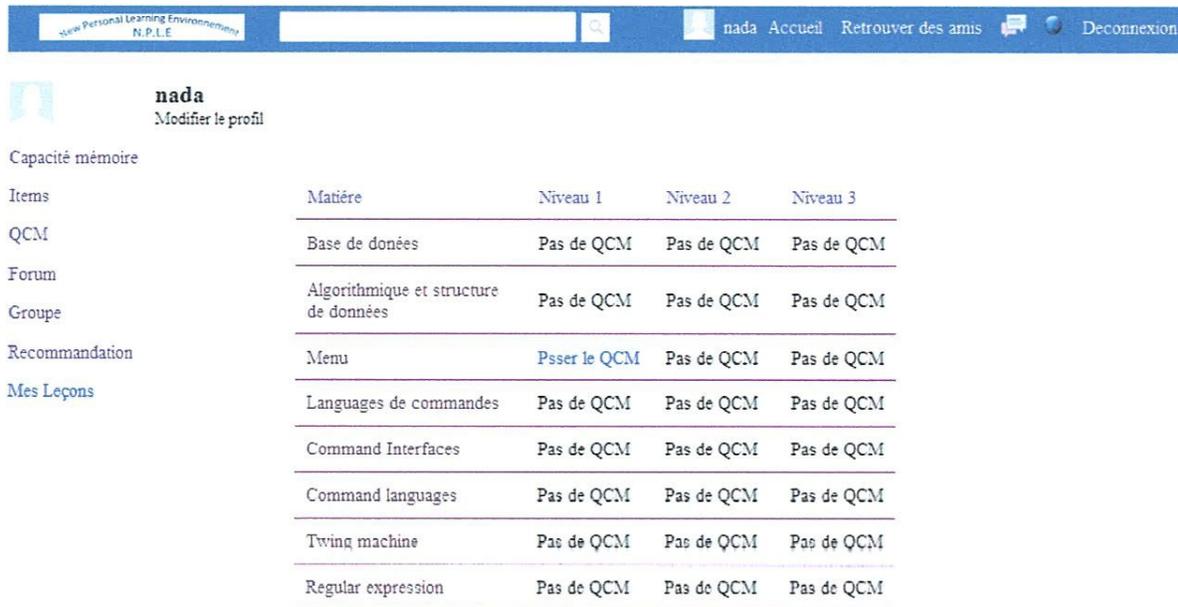


Figure 4.12 : Formulaire d'accès aux QCMs proposé à partir de la page d'accueil (Espace Apprenant)

Pour faciliter aux apprenants la recherche des QCMs proposés, le système offre un accès direct à cette ressource (seulement les QCMs proposés existants) en cliquant sur le lien QCM dans la page d'accueil.

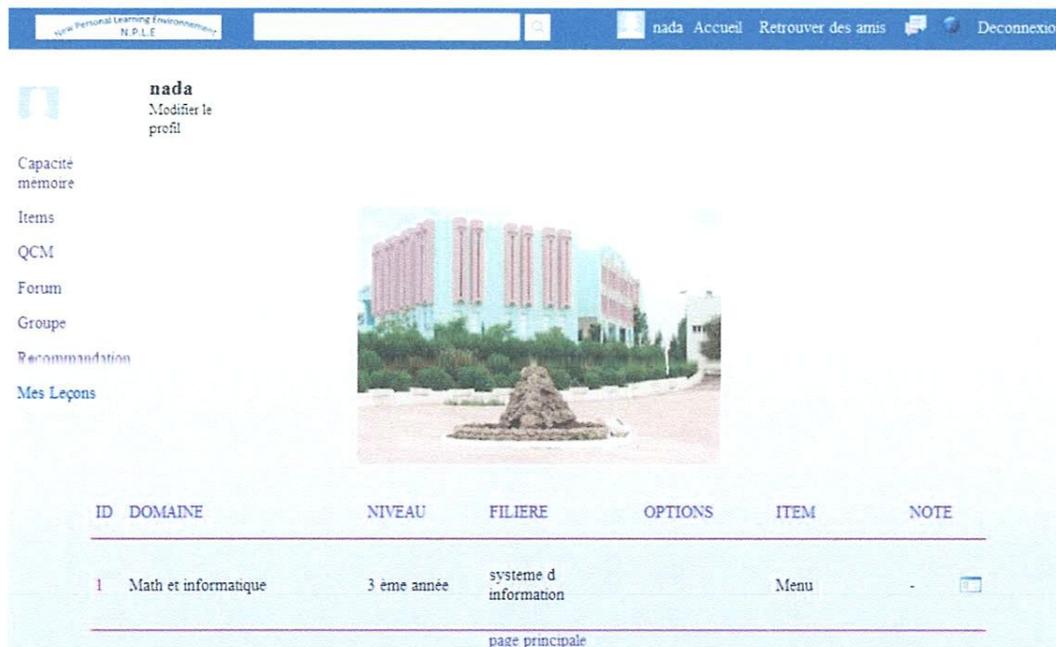


Figure 4.13 : Formulaire d'accès aux QCMs proposé à partir du lien « QCM » (Espace Apprenant)

➤ **Interface : Groupe**

Chaque apprenant peut voir ses membres de groupe, il peut aussi consulter leurs profils et leurs envoyer des messages.



Figure 4.14 : Formulaire de consultation des groupes (Espace Apprenant)

3.3.2. Espace enseignant

➤ **Interface : Items**

Le rôle principal de l'enseignant, est d'ajouter des cours destinés aux apprenants de différents niveaux, pour cela il faut préciser à l'avance le domaine, la filière, l'option, la matière et le niveau du cours.

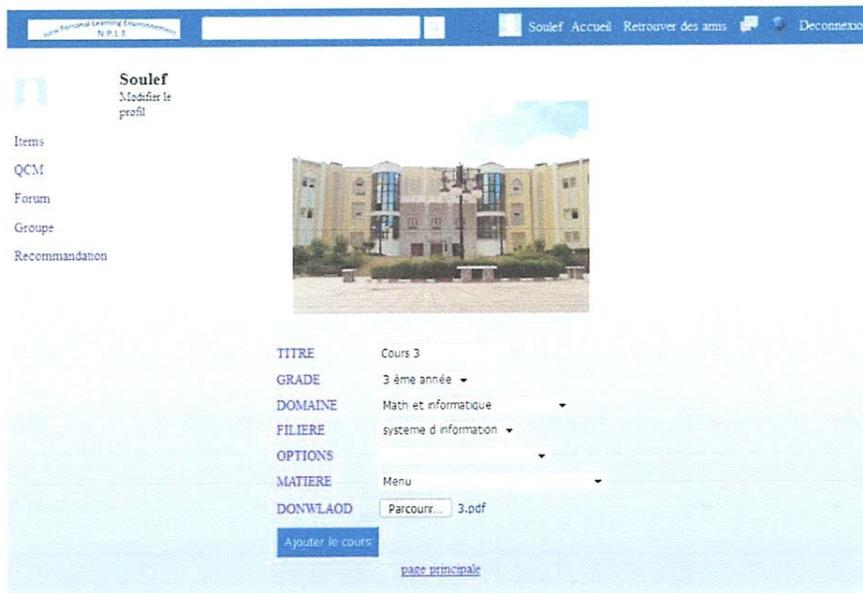


Figure 4.15 : Formulaire d'ajout des items (Espace Enseignant)

➤ **Interface : Lancer le regroupement**

L'administrateur peut lancer le regroupement des apprenants à tout moment. L'un des utilités du regroupement est de faciliter la communication des apprenants du même groupe à travers la consultation du profil de chaque membre afin de lui envoyer des messages.

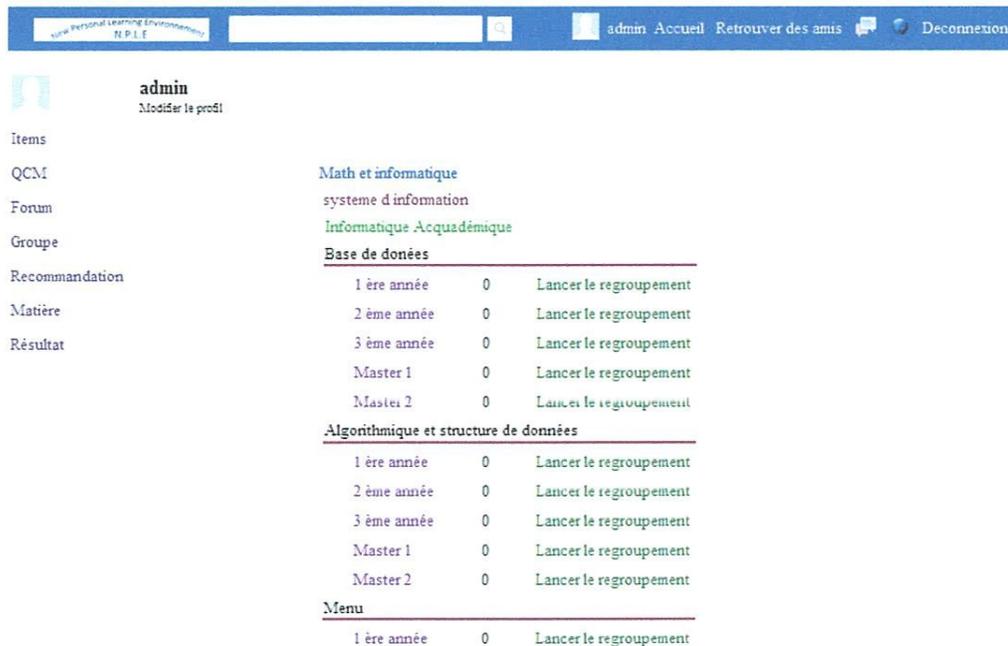


Figure 4.21 : Formulaire du lancement du regroupement (Espace Administration)

➤ **Interface : Groupe**

Contrairement aux apprenants et enseignants, qui peuvent seulement consulter certains groupes, l'administrateur a le droit d'accéder à n'importe quel groupe.



Figure 4.22 : Formulaire de consultation des groupes (Espace Administration)

➤ **Interface : Matière**

Enfin, l'administrateur peut ajouter des matières, comme il peut les modifier avec un double click.

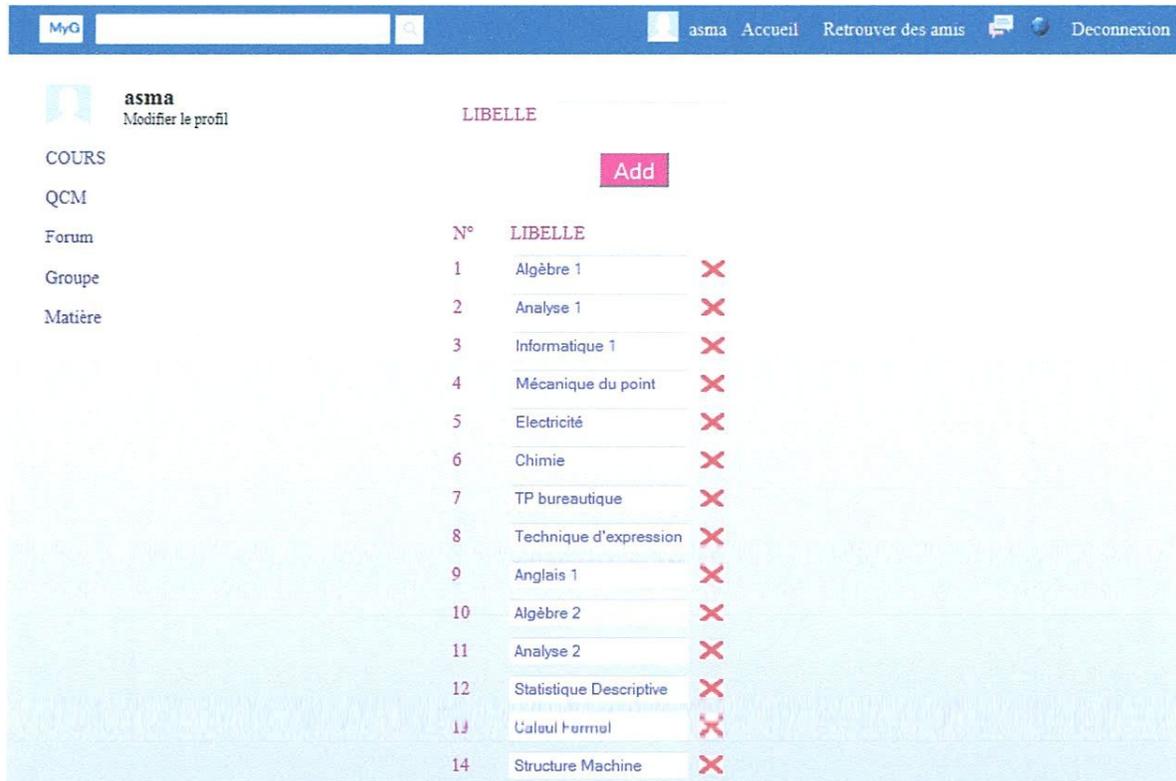


Figure 4.23 : Formulaire d'ajout d'un nouveau item (Espace Administration)

4. Cas d'étude

Dans cette partie, nous présentons le cas d'étude qui illustre l'utilisation du système de recommandation NPR-eL. Ce système vise à délivrer de l'information personnalisée aux apprenants appropriés à leur domaine d'intérêt, leur niveau et leur capacité mémoire. Afin de confirmer la performance de notre système, Nous avons utilisé dans nos expériences deux ensembles différents de données : The Book-Crossing (<http://www.informatik.uni-reiburg.de/~ziegler/BX/>), et l'ensemble de données de l'université de Guelma.

Dans notre cas nous avons suggéré à 20 apprenants le nouveau système de recommandation NPR-eL (Les étapes de recommandation sont déjà mentionnées dans le chapitre précédent). Les items à recommandés ordonnées par leurs évaluations prévues sont énumérés dans la figure suivante :

5. Expérimentation : Evaluation de la performance du système

Dans cette expérimentation nous avons utilisé un échantillon d'utilisateurs dont le nombre total est égal à 20 apprenants.

5.1. Les métriques d'évaluation des recommandations

Comme nous l'avons mentionné auparavant dans le chapitre 1 le calcul des différentes métriques d'évaluations **Précision**, **Rappel** et **La métrique F1**, ce fait automatiquement après avoir généré la recommandation et le résultat s'affiche comme suit :

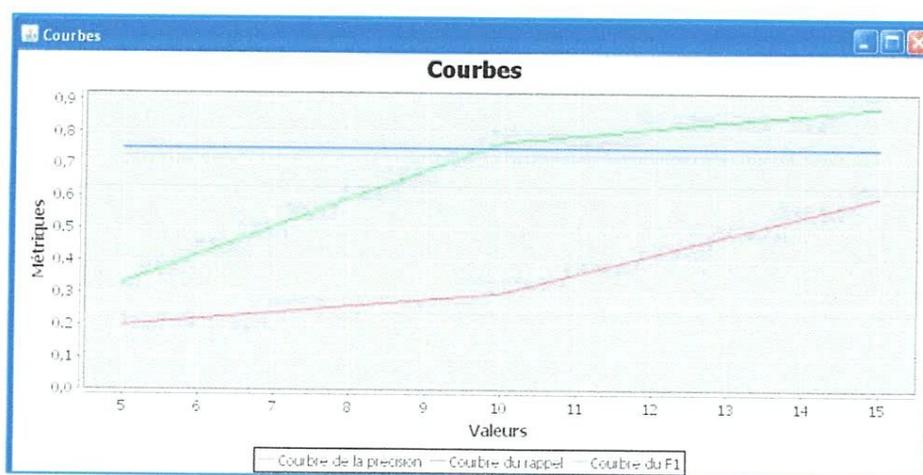


Figure 4.25 : Schéma du calcul des métriques d'évaluation : précision, rappel, F1

D'après la Figure 4.25, nous remarquons que la valeur de précision (celui en rouge) augmente avec l'augmentation de nombre de cours évalués effectués par l'apprenant, ainsi que le rappel (en bleu).

Nous remarquons aussi que l'allure de la courbe F1 (en vert) est en train d'augmenter jusqu'à l'arrivée à 15 cours évalués.

Dans la figure 4.25, on peut observer que la qualité de la recommandation générée par le système est relativement bonne, et les valeurs des poids varient selon l'état de chaque cours.

6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'implémentation de notre système d'apprentissage et de recommandation « NPLE » qui a comme objectif principal la recommandation des documents aux apprenants.

Nous avons présenté en détail les outils utilisés pour l'implémentation du système, les fonctionnalités du système, ainsi que quelque interface de ce dernier, et nous avons conclu par le cas d'étude et des expérimentations.

Conclusion générale

Auparavant, les plates-formes d'apprentissage offre un système statique avec des outils prédéfinies pour un ensemble d'apprenant (one-size-fits-all). L'émergence des outils de personnalisations spécialement les systèmes de recommandation a changé le domaine d'apprentissage. Les plates-formes d'apprentissage sont devenues plus flexible aux apprenants, en prenant en compte leurs préférences et leurs habilités, le système cherche et donne les bonnes ressources qui satisfaits leurs besoins.

Nous avons proposé un nouveau système de recommandation : NPR-eL (New multi-Personnal Recommender system for E-learning), à cause de l'impact important des caractéristiques des apprenants, ce système prend en considération les préférences des apprenants ainsi que leurs capacité mémoire pour mettre une recommandation multi-personnalisés.

2

Références et bibliographies

[Adomavicius, Gediminas, et Alexander Tuzhilin. 2005.] «Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions». Transactions on Knowledge and Data Engineering. vol. J7, no 6, p. 734-749.

[Aimeur, E., G. Brassard, J. M. Fernandez et F. S. Mani Onana 2006.] Privacy-preserving demographic filtering. SAC '06: Proceedings of the 2006 ACM symposium on Applied computing. Dijon, France, ACM: S72-S78 p En ligne.

<<http://doi.acm.org/10.1145/1141277.1141479>>.

[Aimeur, Esma, Gilles Brassard, Jose M. Fernandez, Flavien Serge Mani Onana et Zbigniew Rakowski. 2008.] «Experimental Demonstration of a Hybrid Privacy-Preserving Recommender System». ares. vol. 0, p. 161-170. En ligne.

<<http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/ARES.2008.J93>>.

[Amatriain et al.2009a] Xavier Amatriain, Neal Lathia, Josep M. Pujol, Haewoon Kwak, and Nuria Oliver. The wisdom of the few: a collaborative filtering approach based on expert opinions from the web. In Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, SIGIR '09, page 532–539, New York, NY, USA, 2009. ACM

[Amatriain et al.2009b] Xavier Amatriain, Josep M. Pujol, and Nuria Oliver. I like it... i like it not: Evaluating user ratings noise in recommender systems. In Geert-Jan Houben, Gord McCalla, Fabio Pianesi, and Massimo Zancanaro, editors, User Modeling, Adaptation, and Personalization, number 5535 in Lecture Notes in Computer Science, pages 247–258. Springer Berlin Heidelberg, January 2009.

[Arnautu, 2012] Arnautu, O. R. (2012). Mures : Un système de recommandation de musique. Master's thesis, La Faculté des arts et des sciences Université de Montréal.

[Bambini et al.2011] Riccardo Bambini, Paolo Cremonesi, and Roberto Turrin. A recommender system for an IPTV service provider: a real large-scale production environment. In Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, and Paul B. Kantor, editors, Recommender Systems Handbook, pages 299–331. Springer US, January 2011.

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

[**Bell, RobeJt, Yehuda Koren et Chris Volinsky. 2007a.**] «The BellKor solution to the Netflix Prize».

[**Brun et al.2011**] Armelle Brun, Sylvain Castagnos, and Anne Boyer. From community detection to mentor selection in rating-free collaborative filtering. *Advances in Multimedia*, 2011, March 2011.

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

[**Burke et al.2005**] R. Burke, B. Mobasher, R. Zabicki, and R. Bhaumik. Identifying attack models for secure recommendation. In *Beyond Personalization : A Workshop on the Next Generation of Recommender Systems*, 2005.

[**Burke, Robin, Bamshad Mobasher, Chad Williams et Runa Bhaumik 2006.**] Classification features for attack detection in collaborative recommender systems. *KDD 06: Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. Philadelphia, PA, USA, ACM: 542-547 p En ligne.

<<http://doi.acm.org/10.1145/1150402.1150465>>.

[**Castagnos2008**] Sylvain Castagnos. *Modelisation de comportements et apprentissage stochastique non supervisee de strategies d'interactions sociales au sein de systemes temps reel de recherche et d'acces a l'information*. PhD thesis, Nancy 2, Nancy, 2008.

[**Chan, Philip K. 1999.**] «A non-invasive learning approach to building web user profiles». *Workshop on Web usage analysis and user profiling, Fifth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.

[**Claypool, M., M. Claypool, D. Brown, P. Le et M. A. Waseda M. Waseda. 2001.**] «Inferring user interest Inferring user interest». *Internet Computing, IEEE*. vol. 5, no 6, p. 32-39.

[**Condliff, Michelle Keim, David D. Lewis et David Madigan. 1999.**] «Bayesian MixedEffects Models for Recommender Systems». In *SIGIR '99 Workshop on Recommender Systems: Algorithms and Evaluation*. En ligne.

<<http://citeseer.ist.psu.edu/234817.html>>.

[Esslimani2010] Ilham Esslimani. Vers une approche comportementale de recommandation : apport de l'analyse des usages dans un processus de personnalisation. PhD thesis, Université Nancy II, 2010.

[Esslimani et al.2010] I. Esslimani, A. Brun, and A. Boyer. Detecting leaders in behavioral networks. In 2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), pages 281–285, 2010.

[Gon, 2007] Embedding Emotional Context in Recommender Systems.

[Huang, Zan, Hsinchun Chen et Daniel Zeng. 2004.] «Applying aSSOCJatlve retrieval techniques to alleviate the sparsity problem in collaborative filtering». ACM Trans. Inl Syst. vol. 22, no 1, p. 116-142.

[Jones2010] Nicolas Jones. User Perceived Qualities and Acceptance of Recommender Systems: The Role of Diversity. PhD thesis, ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE, 2010

[Kobsa, Alfred 2007.] «Privacy-enhanced personalization». Commun. ACM. vol. 50, no 8, p. 24-33.

[Lam and Riedl2004] S. K. Lam and J. Riedl. Shilling recommender systems for fun and profit. In Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web, page 393–402, 2004

[Lam, Shyong K., Dan Frankowski et T. John Riedl. 2006.] «Do You Trust Your Recommendations? An Exploration of Security and Privacy Issues in Recommender Systems». In Emerging Trends in Information and Communication Security, p. 14 -29. En ligne. <http://dx.doi.org/JO.1007/117661SS_2>.

[Leung, Cane Wing-ki, Stephen Chi-fai Chan et Fu-lai Chung. 2007.] «Applying Cross-Level Association Rule Mining to Cold-Start Recommendations». WI-IATW '07: Proceedings of the 2007 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology -Workshops, p. 133-J36.

[**Massa and Avesani2004**] P. Massa and P. Avesani. Trust-aware collaborative filtering for recommender systems. On the Move to Meaningful Internet Systems 2004 : CoopIS, DOA, and ODBASE, page 492–508, 2004.

[**Maltz and Ehrlich1995**] David Maltz and Kate Ehrlich. Pointing the way: active collaborative filtering. In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI 95, page 202–209, New York, NY, USA, 1995. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.

[**Mahmood and Ricci2009**] Tariq Mahmood and Francesco Ricci. Improving recommender systems with adaptive conversational strategies. In Proceedings of the 20th ACM conference on Hypertext and hypermedia, HT '09, page 73–82, New York, NY, USA, 2009. ACM.

[**Massa, Paolo, et Paolo Avesani. 2004.**] «Trust-Aware Collaborative Filtering for Recommender Systems». On the Move to Meaningful Internet Systems 2004: CoopIS, DOA, and ODBASE: OTM Confederated International Conferences, CoopIS, DOA, and ODBASE. vol. 3290.

[**Massa, Paolo, et Paolo Avesani. 2007a.**] «Trust-aware recommender systems». In Proceedings of the 2007 ACM conference on Recommender systems: ACM.

[**Massa, Paolo, et Paolo Avesani. 2007b.**] «Trust metrics on controversial users: balancing between tyranny of the majority and echo chambers». International Journal on Semantic Web and Information Systems.

[**Memmi, Daniel, et Olivier Nérot. 2003**] «Building virtual communities for information retrieval». In CRIWG: Springer.

[**Miller, N. Bradley 2003.**] «Toward a personal recommender system». University of Minnesota, 185 p.

[**Mobasher et al.2007**] Bamshad Mobasher, Robin Burk, Runa Bhaumik, and Chad Williams. Toward trustworthy recommender systems an analysis of attack models and algorithm robustness. pdf. 7(4), 2007.

[**Nguyen, 2006**] Nguyen, A. T. (2006). COCoFil2 : Un nouveau système de filtrage collaboratif basé sur le modèle des espaces de communautés. PhD thesis, université Joseph Fourier-Grenoble I.

- [Oard and Kim1998] Douglas Oard and Jinmook Kim. Implicit feedback for recommender systems. Faculty Publications, pages 81–83, January 1998
- [O'Donovan and Smyth2005] J. O'Donovan and B. Smyth. Trust in recommender systems. In Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces, page 167–174, 2005.
- [O'Mahony et al.2004] Michael O'Mahony, Neil Hurley, Nicholas Kushmerick, and Guérolé Silvestre. Collaborative recommendation: A robustness analysis. ACM Trans. Internet Technol., 4(4) : 344–377, November 2004.
- [Piamrat et al., 2009] Piamrat, K., Viho, C., Bonnin, J.-M., and Ksentini, A. 2009. Quality of experience measurements for video streaming over wireless networks. In fifth International Conference on Information Technology New Generations, 2009.ITNG '09, page 1184 –1189.
- [Resnick and Varian1997] P. Resnick and H. R. Varian. Recommender systems. Communications of the ACM, 40(3) : 56–58, 1997
- [Ricci et al.2011] Francesco Ricci, Lior Rokach, and Bracha Shapira. Introduction to recommender systems handbook. In Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, and Paul B. Kantor, editors, Recommender Systems Handbook, pages 1–35. Springer US, January 2011.
- [Salton and Buckley, 1988] Salton, G. and Buckley, C.(1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval. In INFORMATION PROCESSING AND MANAGEMENT p 513.
- [Sarwar, 2002] Recommender systems for large-scale e-commerce: Scalable neighborhood formation using clustering. In fifth International Conference on Computer and Information Technology.
- [Schein et al.2001] Andrew I Schein, Alexandrin Popescul, Lyle H Ungar, and David M Pennock. Generative models for cold-start recommendations. In Proceedings of the 2001 SIGIR Workshop on Recommender Systems, volume 6. Citeseer, 2001.
- [Schein, A., A. Popescul, L. Ungar et D. Pennock. 2002.] « Methods and metrics for cold-start recommendations ». Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR

Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2002), p. 253-260.

[**Shi et al.2006**] Lei Shi, Zhimin Gu, Lin Wei, and Yun Shi. An applicative study of zipf's law on web cache. *International Journal of Information Technology*, 12(4) :49–58, 2006.

[**Vellino, Andre, et David Zeber. 2007.**] «A Hybrid, Multi-dimensional Recommender for Journal Articles in a Scientific Digital Library». *WI-IATW '07: Proceedings of the 2007 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology -Workshops*, p. 111-114.

[**Williams et al.2007**] Chad A. Williams, Bamshad Mobasher, and Robin Burke. Defending recommender systems : detection of profile injection attacks. *Service Oriented Computing and Applications*, 1(3) :157–170, November 2007.

[**Zaler, Hed, Robert Godln et Luc Faucher. 2008b.**] «Recommendation Quality Evolution Based on Neighbors Discrimination». in *MCETECH Conference on e-Technologies*.

[**Ziegler, Cai-Nicolas. 2005.**] « Towards Decentralized Recommender Systems ». *Albel1Ludwigs-Universitat Frciburg -Fakultat fur Angewandte Wissenschaften, Institut fur Informatik*.

[**Zuva et al.2012**] Tranos Zuva, Sunday O.Ojo, Seleman Ngwira, and Keneilwe Zuva. A survey of recommender systems techniques, challenges and evaluation metrics. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2012.

Annexe

L'information taxonomique de l'université de guelma

- t1 = ("livre anglais et etrangers", "boutique", "null" ,
"livre anglais et etrangers", "Children's books", "literature", "humorous" ,
"null", "null", "null");
- t2 = ("livre anglais et etrangers", "Biographies & Memoirs", "nul" ,
"livre anglais et etrangers", "Law", "null" ,
"livre anglais et etrangers", "Nonfiction", "Crime & Criminals");
- t3 = ("livre anglais et etrangers", "Children's Books", "Humorous" ,
"livre anglais et etrangers", "Children s books", "People & Places",
"null", "null", "null");
- t4 = ("livre anglais et etrangers", "Home & Garden", "Animal Care & Pets" ,
"null", "null", "null" , "null", "null", "null");
- t5 = ("livre anglais et etrangers", "Children's Books", "Action & Adventure" ,
"livre anglais et etrangers", "Children's books", "Explore the World" ,
"livre anglais et etrangers", "Children's books", "Multicultural Stories");
- t6 = ("livre anglais et etrangers", "Literature & Fiction", "Genre Fiction" ,
"null", "null", "null" , "null", "null", "null");
- t7 = ("livre anglais et etrangers", "Biographies & Memoirs", "Memoirs" ,
"livre anglais et etrangers", "Boutiques", "Chercher au Coeur!" ,
"livre anglais et etrangers", "Nonfiction", "True Accounts");
- t8 = ("DVD & Blu-ray", "Action, Aventure, Policier et Thriller", "Action" ,
"DVD & Blu-ray", "Action, Aventure, Policier et Thriller",
"Films catastrophe" ,
"DVD & Blu-ray", "Action, Aventure, Policier et Thriller", "Policier et Thriller",
"Policier et Thriller")
- t9 = ("livre anglais et etrangers", "Literature & Fiction", "Genre Fiction" ,

"Livres anglais et étrangers", "Science Fiction & Fantasy", "Fantasy" ,
 "null", "null", "null");

t10 = ("livre anglais et étrangers", "Literature & Fiction", "Historical" ,
 "Livres anglais et étrangers", " Romance", "Contemporary" ,
 "Livres anglais et étrangers", "Romance", "Fantasy, Futuristic & Ghost");

t11 = ("livre anglais et étrangers", "Biographies & Memoirs", "Historical" ,
 "Livres anglais et étrangers", " History ", "World" ,"null", "null", "null");

t12 = ("livre anglais et étrangers", " Comics & Graphic Novels", "null" ,
 "Livres anglais et étrangers", "Entertainment", "Humor" ,"null", "null", "null");

t13 = ("Livres anglais et étrangers", "Entertainment", "Humor" ,"null", "null", "null" ,
 "null", "null", "null");

t14 = ("livre anglais et étrangers", "Religion & Spirituality", "Fiction" ,"null", "null",
 "null" , "null", "null", "null");

t15 = ("livre anglais et étrangers", "Literature & Fiction", "Comic" ,
 "Livres anglais et étrangers", "Literature & Fiction", "Genre Fiction" ,
 "Livres anglais et étrangers", "Romance", "Contemporary")

t16 = ("GUI", "General", "nul" ,
 "GUI", "Interaction styles", "Menu" ,
 "GUI", "Interaction styles", "Command languages");

t17 = ("KM", "General", "nul" , "KM", "Knowledge types", "Explicit" ,
 "KM", "Knowledge types", "Implicit");

t18 = ("KM", "General", "nul" ,
 "KM", "Knowledge creation process", "General" ,
 "KM", "Knowledge creation process", "Nonaka's model");

t19 = ("GUI", "General", "nul" ,
 "GUI", "Interface types", "Command interfaces" ,
 "GUI", "Interface types", "Graphic interfaces");

```

t20 = ( "KM", "KM Models", "meseartment's Models" ,
        "KM", "KM Models", "evaluation's Models" , "null", "null", "null" );
t21 = ( "DB", "General", "null" ,
        "DB", "Conceptual Models", "null", "null", "null", "null" );
t22 = ("GUI", "General", "nul" ,
        "GUI", "Interface creation tools", "API" ,
        "GUI", "Interface creation tools", "Interface generator" );
t23 = ("KM", "General", "nul" ,
        "KM", "Company strategies", "Encoding" ,
        "KM", "Company strategies", "Personnalization" );
t24 = ("OP", "General", "nul" ,
        "OP", "Processor managment", "nul" ,
        "OP", "I/O managment", "I/O types" );
t25 = ( "OP", "General", "nul" ,
        "OP", "File managment", "nul" , "nul", "nul", "nul" );
t26 = ( "LT", "General", "nul" ,
        "LT", "Regular languages", "Regular expression" ,
        "LT", "Algebric languages", "nul" );
t27 = ("LT", "General", "nul" ,
        "LT", "Turing machine", "nul" , "nul", "nul", "nul" );
t28 = ("OP", "General", "nul" ,
        "OP", "Central memory managment", "Memory protection" , "nul", "nul", "nul" );
t29 = ( "DB", "General", "nul" ,
        "DB", "DB Managment System", "nul" ,
        "DB", "SQL", "nul" );
t30 = ( "DB", "General", "nul" ,
        "DB", "DB update", "nul" , "nul", "nul", "nul" );

```