

UFR de Mathématiques et Informatique
Université de Lorraine
Pôle Lorrain de Gestion
13 Rue Michel-Ney
54037 Nancy Cedex
Année universitaire : 2014-2015



Master 1 Sciences Cognitives et ses Applications

Projet tutoré

Evaluation centrée sur les utilisateurs d'un système de recommandation

Noms des membres du groupe : OSCHE Pierre-Edouard, DIDIERJEAN Chloé
Noms des encadrants : Mr. Azim Roussanaly, Mr. Ngoc-Chan Nguyen
Relecteur : Mme. Armelle Brun



UFR de Mathématiques et Informatique
Université de Lorraine
Pôle Lorrain de Gestion
13 Rue Michel-Ney
54037 Nancy Cedex
Année universitaire : 2014-2015



Evaluation centrée sur les utilisateurs d'un système de recommandation



Noms des membres du groupe : OSCHE Pierre-Edouard, DIDIERJEAN Chloé
Noms des encadrants : Mr. Azim Roussanaly, Mr.Ngoc-Chan Nguyen
Relecteur : Mme. Armelle Brun



Table des matières

1	Introduction	5
2	Présentation du sujet	6
2.1	Présentation du cadre du projet	6
2.2	Présentation des UNT et problématique	6
3	Etat de l’art des différents types d’évaluation	8
3.1	L’évaluation <i>offline</i>	8
3.2	L’évaluation <i>online</i>	8
3.3	L’évaluation centrée sur les utilisateurs	8
4	Travail réalisé	10
4.1	Sélection des participants	11
4.2	Transmission des ressources à évaluer	13
4.3	Passage des entretiens	15
4.4	Traitement des résultats obtenus : évaluation des algorithmes	17
4.4.1	Précision	17
4.4.2	Mean Average Precision	19
4.5	Évaluation qualitative du système	21
5	Problèmes, limites et améliorations possibles	23
6	Conclusion	26
7	Bibliographie	28
	Annexes	29
A	Protocole d’expérimentation	29
B	Statistiques complètes pour les UFR SHS et ALL	36
C	Premier mail de contact	38
D	Deuxième mail d’explications	39
E	Diagramme UML du programme Java	40

Remerciements

Nous remercions tout d'abord nos encadrants de stage, Mr. Azim Roussanaly et Mr.Ngoc-Chan Nguyen, membres de l'équipe KIWI, pour leur accompagnement, leur écoute et leur disponibilité tout au long de ce projet.

Nous tenons également à remercier Mme Armelle Brun, relecteur de ce rapport. Nous souhaitons aussi remercier tous les étudiants qui ont contribué à ce projet en acceptant de participer aux entretiens visant à évaluer les ressources générées par les algorithmes de Mr.Ngoc-Chan Nguyen.

1 Introduction

Dans le cadre de notre première année de Master SCA (Sciences Cognitives et ses Applications), il nous a été demandé de mener un projet tutoré sur 4 mois pour lequel nous devons être capable d'établir une démarche globale.

Notre projet tutoré se place dans le cadre du projet PERICLES au sein duquel nous avons été chargés d'évaluer les performances de différents algorithmes de recommandation. Les algorithmes les plus efficaces seront ensuite utilisés pour proposer des ressources pédagogiques personnalisées aux étudiants.

Le projet PERICLES s'inscrit dans le cadre du LORIA (Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications), lequel constitue une Unité Mixte de Recherche (UMR) commune au CNRS, à l'INRIA et à l'Université de Lorraine. Plus précisément, notre projet tutoré s'inscrit dans l'équipe KIWI dont le principal objectif est d'améliorer la qualité du service rendu par un système informatique (intranet d'entreprise, bibliothèque numérique en ligne..) à un utilisateur identifié ou non.

Nous sommes encadrés par Azim Roussanaly, enseignant-chercheur, qui supervise notre projet tutoré et par Ngoc-Chan Nguyen, post-doctorant, qui a développé les algorithmes que nous avons été chargés d'évaluer.

Dans un premier temps, nous présenterons le sujet de notre projet en explicitant la mission qui nous a été confiée et dans quel cadre celle-ci s'inscrit. Dans un second temps, nous ferons un rapide état de l'art des différents types d'évaluation existants. Puis dans un troisième temps, nous nous intéresserons au travail que nous avons réalisé en détaillant les choix effectués et les outils utilisés ainsi que les résultats obtenus. Enfin, avant de conclure sur notre travail réalisé et sur ce que nous a apporté ce projet, nous prendrons du recul par rapport à notre travail en présentant les problèmes que nous avons rencontrés ainsi que des améliorations possibles.

2 Présentation du sujet

2.1 Présentation du cadre du projet

PERICLES (Projet pour l’E**valuation** et la **R**echerche **I**nformatisée autour des **C**ompétences dans L’E**n**seignement **S**upérieur) est un outil comportant cinq objectifs généraux ayant pour but commun l’amélioration de la qualité et de l’accessibilité des services fournis aux étudiants dans l’enseignement supérieur.

Dans le cadre de notre projet tutoré, nous nous sommes plus particulièrement intéressés au troisième objectif du projet PERICLES, à savoir “la formulation de recommandations de formations ou de parcours de formation à partir des traces d’apprentissage et des compétences acquises, en liaison avec les bases de compétences professionnelles et le e-portfolio de l’apprenant”. En d’autres termes, cet objectif vise à proposer des ressources pédagogiques personnalisées à chaque étudiant sur la base des ressources consultées sur la plateforme ARCHE au cours de sa formation. L’intérêt d’un tel objectif est de faciliter l’apprentissage de l’étudiant en lui proposant des recommandations personnalisées et pertinentes afin d’apporter des compléments pédagogiques à sa formation universitaire.

Au vu de l’objectif énoncé, il convient d’introduire le terme de *recommandation* (Ricci et al., 2011). Un système de recommandation est un système proposant à l’utilisateur des ressources en adéquation avec ses attentes, ses préférences, ses goûts et le contexte dans lequel il est immergé. Dans le cadre de notre projet tutoré, nous nous focalisons uniquement sur l’intérêt des ressources recommandées aux étudiants en lien avec leur formation.

2.2 Présentation des UNT et problématique

Nous sommes partis du constat que les UNT (Universités Numériques Thématiques) sont très peu consultées par les étudiants. Pourtant, ces UNT regroupent environ 35 000 ressources pédagogiques réparties entre les 7 UNT existantes, à savoir :

- AUNEGE : Université Numérique Thématique en Economie et Gestion ;
- UOH : Université Ouverte des Humanités (Sciences humaines et sociales, Lettres, Langues et Art) ;
- UNISCIEL : Université des Sciences en Ligne (Sciences fondamentales) ;
- Fondation UNIT : Université Numérique Ingénierie et Technologie (Sciences de l’ingénieur et technologie) ;
- UNJF : Université Numérique Juridique Francophone (Sciences juridiques et politiques) ;
- UVED : Université Virtuelle Environnement & Développement Durable ;
- NUF3S : Université Numérique Francophone des Sciences de la Santé et du Sport.

Les UNT contribuent à l'évolution de la pédagogie dans l'enseignement supérieur grâce à la mutualisation des ressources numériques. La mise à disposition de ces ressources permet d'encourager les enseignants et les étudiants à intégrer l'utilisation des technologies de l'information et de la communication pour l'éducation (TICE) dans leur formation. Cependant, comme nous l'avons énoncé plus haut, ces plateformes sont relativement peu utilisées par les étudiants malgré la qualité et l'accessibilité des ressources proposées. Pour remédier à cela, notre projet tutoré vise à répondre à la problématique ci-dessous, laquelle se décline en deux axes :

1. Est-ce que les étudiants seraient intéressés par un système de recommandation portant sur ces ressources pédagogiques ?
2. Quels algorithmes sont les plus à même de fournir des recommandations pertinentes aux étudiants ?

3 Etat de l'art des différents types d'évaluation

L'évaluation d'un système de recommandation a été et est toujours beaucoup discuté dans la littérature scientifique (Shani and Gunawardana, 2011). On peut distinguer trois grandes manières de procéder : l'évaluation *offline*, l'évaluation *online* et l'évaluation centrée sur les utilisateurs.

3.1 L'évaluation *offline*

L'évaluation *offline* se base sur des données qui ont déjà été collectées précédemment par le système ou par un autre système similaire. Le principe de ce type d'évaluation est donc d'utiliser une base de données déjà disponible afin de tester différentes méthodes de recommandation en comparant les données prédites avec les données réelles. L'avantage de ce type d'évaluation est évident : il est possible d'avoir de très grandes bases de données gratuitement et immédiatement et de faire tous les tests souhaités. On peut par exemple faire référence à la base de données de *MovieLens*, collectée par le groupe de recherche *GroupLens*, regroupant jusqu'à 10 millions d'évaluations de films par des milliers d'utilisateurs. Cependant, il n'est pas toujours possible d'avoir à disposition un ensemble de données relatives au domaine évalué. Il faut donc dans ce cas recourir à d'autres types d'évaluations.

3.2 L'évaluation *online*

L'évaluation *online* consiste à intégrer un système de recommandation dans un environnement déjà déployé et fonctionnel afin de voir son impact sur les comportements des utilisateurs. On peut par exemple imaginer un site de vente en ligne mettant en place un système de recommandation sur les articles similaires à ceux achetés par les utilisateurs afin de mesurer son impact sur les chiffres de ventes. Cette évaluation est certainement la plus proche de la réalité, dans le sens où elle permet de faire des tests sur le système réel, pendant une longue durée et avec beaucoup d'utilisateurs. Cependant la contrainte est d'avoir déjà un système de recommandation fonctionnel et déployé, ce qui n'est souvent pas le cas dans les premières phases de développement de ce genre de projet.

3.3 L'évaluation centrée sur les utilisateurs

L'évaluation centrée sur les utilisateurs fait référence à ce que l'on pourrait classiquement appeler une expérimentation avec des volontaires. Le but est ici de rassembler un petit nombre d'utilisateurs et de leur demander d'évaluer les items recommandés pour eux. Des outils comme le questionnaire ou l'entretien sont souvent utilisés pour récolter les avis des participants. Le problème évident de ce genre d'évaluation est qu'il n'est souvent pas possible d'avoir l'avis de beaucoup d'utilisateurs, faute de temps et d'argent. Cependant, l'évaluation centrée sur les utilisateurs apporte l'avis d'utilisateurs réels quand le système de recommandation n'est pas encore déployé, permettant d'avoir des critiques plus pertinentes que ne pourraient l'offrir une évaluation *offline*.

Dans le cadre de notre projet tutoré, nous avons choisi d'utiliser *l'évaluation centrée sur les utilisateurs* pour évaluer les différents algorithmes proposés par Chan. Ce choix a été fait en prenant en compte le fait que le système n'était pas encore déployé et qu'il n'existait pas de base de données concernant les étudiants et leurs ressources pédagogiques. Les différentes étapes de cette évaluation sont expliquées en détails dans la partie 4.

4 Travail réalisé

Une évaluation centrée sur les utilisateurs permet d’obtenir des résultats réels sur une petite partie des futurs utilisateurs d’un système, quand bien même ce système n’est pas encore mis en place. Il s’agit donc d’un outil puissant dans les premières phases de développement d’un projet. Cependant, pour que ce genre d’évaluation fournisse des résultats exploitables, il convient de répondre à un certain nombre de questions :

- Quels critères prendre en compte pour sélectionner les participants à l’expérimentation ?
- Sous quelle forme se déroulera l’expérimentation ?
- Comment utiliser les données obtenues pour répondre à la problématique ?

Il est nécessaire de se poser ce genre de questions avant de démarrer un tel projet, afin de pouvoir prévoir les besoins futurs et adapter l’expérimentation aux résultats recherchés. C’est ce que nous avons fait avant toute chose dans le protocole d’expérimentation que nous avons rendu le 15 mars 2015. La majorité des éléments de celui-ci ont été repris dans les parties suivantes, c’est pourquoi nous l’avons mis en annexe A.

Le travail que nous avons réalisé est essentiellement composé de trois parties :

1. Conception d’un protocole d’expérimentation et planification de notre travail
2. Sélection des participants, transmission des ressources à évaluer et passage des entretiens
3. Traitement des résultats obtenus : évaluation des algorithmes

Les différents éléments des points 2 et 3 vont être largement détaillés et expliqués dans les sous-sections suivantes. De plus, afin de situer dans le temps le déroulement notre travail, nous souhaitons remettre ici en Figure 1 le planning que nous avons suivi durant ce projet.

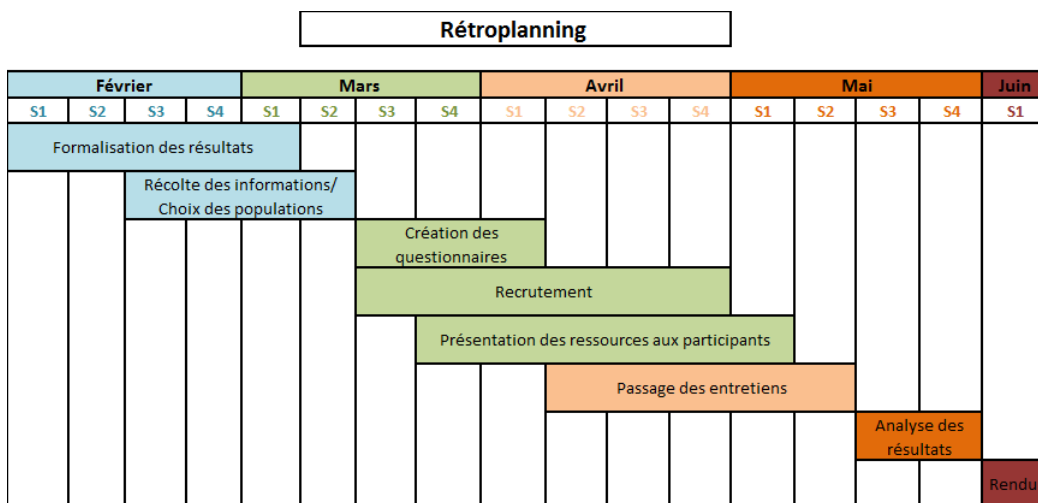



FIGURE 1 – Retroplanning réalisé le 15 mars 2015 pour le protocole d’expérimentation

4.1 Sélection des participants

Comme nous l'avons précisé ci-dessus, une évaluation centrée sur les utilisateurs requiert des volontaires. Nous avons pris en considération différents points lorsque nous avons déterminé la manière d'effectuer le recrutement de ces volontaires.

Tout d'abord, nous nous sommes posés la question suivante : quels profils recruter et où les trouver ? Nous avons jusqu'à présent expliqué que l'objectif du projet PERICLES est, entre autres, de pouvoir proposer aux étudiants des ressources pédagogiques adaptées à leur formation dans le but de faciliter leur apprentissage. Ces ressources pédagogiques proviennent des UNT, comme expliqué dans la partie 2.2. Cependant, les algorithmes conçus par Chan se basent uniquement sur une UNT précise : UOH (<http://www.uoh.fr/>).



The screenshot shows the homepage of the UOH (Université Ouverte des Humanités) website. At the top, there is a navigation bar with the UOH logo, the text 'université ouverte des humanités', and the slogan 'DES RESSOURCES POUR L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR'. There are also links for 'Créer un compte', 'S'identifier', and language options for French and English. Below the header, there is a search bar with the text 'RECHERCHE' and an 'ok' button. To the left, there is a 'NAVIGUER' section with a list of disciplines and their respective counts: Arts (146), Langues, Littératures et Civilisations étrangères (202), Lettres classiques, Langues et Littératures françaises et de France (283), Sciences de l'homme (394), and Sciences de la société (732). There are also options for 'Type Pédagogique' and 'Type Documentaire'. In the center, there is a 'ZOOM SUR...' section featuring a video player with the title 'Las costieras del velon d'aur' and a 'lire la suite' link. Below this, there is another resource titled 'Marc Henri Piault Leçon 8 : Vers un ethnocinéma' with a 'lire la suite' link. At the bottom, there is a section for 'L'Ontario, province capitale'. On the right side, there are social media icons for Facebook, Twitter, LinkedIn, and YouTube, along with an iTunes U icon. There is also a small video player showing 'Le sport et l'éducation physique' and a section titled 'L'UOH : Pour qui? Pour quoi?'.

FIGURE 2 – Page d'accueil du portail uoh.fr, présentant les différentes catégories pédagogiques disponibles

Comme on peut le voir dans la Figure 2, cette UNT regroupe exclusivement des ressources dans les domaines des Sciences humaines et sociales, Lettres, Langues et Art. Notre choix s'est donc naturellement porté sur des étudiants de faculté de Lettres et Sciences Humaines. Habitant près de Nancy, nous avons sélectionné des étudiants du campus Lettres et Sciences Humaines de Nancy plutôt que de la ville de Metz pour des raisons pratiques.

Ensuite, nous nous sommes demandés sur quelles formations il était judicieux de porter le recrutement. En effet, étant donné nos ressources limitées et le grand nombre d'étudiants potentiellement touchés par le projet, il ne nous était pas possible de réaliser une étude exhaustive sur toutes les filières existantes du campus Lettres et Sciences Humaines. Afin de guider notre choix, il était nécessaire de connaître les filières les plus représentées, dans le but de produire des résultats fiables pour les groupes d'étudiants les plus nombreux du campus.

Afin de connaître l'effectif de chacune des formations du campus, nous avons demandé et obtenu les effectifs précis par discipline et par niveau des deux UFR de la Faculté de Lettres de Nancy¹ pour l'année universitaire en cours. Nous avons ensuite traité ces données afin de pouvoir déterminer les filières les plus peuplées. Les tableaux récapitulatifs que nous avons créés sont disponibles en annexe B.

Nous avons aussi pris en compte les ressources disponibles sur UOH. En effet, il était important de choisir des disciplines pour lesquelles UOH proposait un nombre suffisant de ressources pédagogiques, le but étant d'éviter de faire une étude sur une filière si celle-ci ne possédait que quelques ressources recommandables.

Disciplines	UFR	Effectifs	Nb. de ressources UOH
Psychologie	SHS	1479	143
Anglais	ALL	537	73
Histoire	SHS	479	391

FIGURE 3 – Effectifs des 3 formations les plus peuplées et ressources UOH correspondantes

La figure 3 présente les trois disciplines les plus représentées en termes d'effectifs pour le campus Lettres ainsi que les ressources correspondantes disponibles sur UOH. Le nombre d'étudiants correspond aux effectifs de Licence et de Master se rapportant à la discipline concernée. Plusieurs Masters différents ont été inclus dans chaque discipline (exemple : "M2-Psychologie clinique du développement et de l'éducation", "M2-Psychologie clinique et psychopathologie", "M2-Psychologie du travail" ont tous été rassemblés dans la discipline Psychologie). D'autre part, le nombre de ressources du site UOH contient les ressources pour ladite discipline, les ressources concernant les approches transversales, la méthodologie du domaine ainsi que les ressources concernant les statistiques et outils informatique pour le domaine.

En accord avec ces chiffres, nous avons donc décidé de sélectionner des étudiants de ces trois disciplines répartis, de manière idéale, entre chaque année d'étude (de L1 à M2). Quant au nombre d'étudiants à sélectionner, l'équipe KIWI nous a offert la possibilité de remercier les participants avec 30 chèques-cadeau FNAC d'une valeur de 15. € Nous avons donc décidé de sélectionner un maximum de 30 participants.

1. Les deux UFR sont : l'UFR ALL pour **A**rts, **L**ettres et **L**angues et l'UFR SHS pour **S**ciences **H**umaines et **S**ociales

Enfin, un dernier point reste à préciser. Comme nous l’avons dit au début de ce rapport, les algorithmes de Chan se basent sur les dernières activités de l’étudiant sur ARCHE afin de recommander les ressources les plus en adéquation avec son profil. Afin de maximiser les chances d’avoir des recommandations de qualité, nous avons besoin d’étudiants utilisant régulièrement ARCHE.

Dotés de toutes ces précisions, nous pouvions maintenant recruter réellement les participants à l’expérimentation. Pour cela, nous avons encore une fois sollicité les responsables et secrétariats des UFR ALL et SHS afin de faire diffuser un mail à l’ensemble des étudiants potentiellement concernés par ce projet. Ce mail, présenté en annexe C, a suscité 32 réponses de la part des étudiants intéressés. Nous avons donc transmis un deuxième mail à ces derniers expliquant plus en détails le déroulement du protocole, disponible en annexe D. Suite à ce deuxième mail, 19 étudiants sur les 32 intéressés initialement nous ont confirmé leur intérêt et leur volonté de poursuivre notre expérimentation (3 Anglais, 3 Histoire, 13 Psychologie, 17 Licence, 2 Master). Des explications sur ces chiffres relativement faibles seront proposées dans la partie 5.

4.2 Transmission des ressources à évaluer

Une fois la liste des participants à l’expérimentation définie, nous avons demandé à Chan de générer des recommandations pour chacun d’entre eux. Le principe de cette partie de l’expérimentation est de faire fonctionner réellement les algorithmes développés afin que ces derniers produisent chacun une liste de ressources adaptée au profil des participants.

Algo 1	VSM
Algo 2	VSM+Weight
Algo 3	SEM
Algo 4	SEM+Weight
Algo 5	VSM+PR
Algo 6	VSM+PR+Weight

FIGURE 4 – Présentation des 6 algorithmes que nous avons eus à évaluer

Même si cela ne fait pas partie de notre domaine d’expertise, nous tenons à expliquer rapidement quels algorithmes ont été testés en précisant leur principe général. Pour produire des recommandations, ces algorithmes se basent sur les 5 dernières connexions sur ARCHE en prenant en compte les cours visités de l’étudiant. La figure 4 présente les 6 algorithmes que nous avons eus à évaluer. On peut remarquer deux grands types d’algorithmes :

- VSM (Vector Space Model) : chaque ressource est transformée en vecteur, permettant par la suite de calculer les angles entre les différents vecteurs afin de trouver les vecteurs les plus similaires, soit les documents les plus corrélés entre eux ;

— SEM : basé sur la sémantique des documents.

On peut aussi voir que les algorithmes 2, 4, 5 et 6 sont des variations des algorithmes VSM et SEM où *Weight* signifie qu'un poids différent a été appliqué aux dernières connexions sur ARCHE et *PR* désigne *Page Ranking*.

UOH
université ouverte des humanités

DES RESSOURCES POUR L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

Vous êtes ici : Accueil > Recherche > Sciences de l'homme > Psychologie > Théories psychologiques > L'échelle d'intelligence (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)

L'échelle d'intelligence (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)

ANDRIEU Bernard , KLEIN Alexandre , THOMINE Philippe - 2013

BULLETIN DE LA SOCIÉTÉ LIBRE POUR L'ÉTUDE PSYCHOLOGIQUE DE L'ENFANT

La Société publie de 4 à 6 bulletins par an. Le prix de l'abonnement est de 2 francs pour les membres de la Société et de 3 francs pour les autres personnes. La cotisation des sociétaires est de 2 francs par an. Pour réduire au minimum les frais d'encasement, on est prié d'adresser les cotisations, chèques de la Société, 15, rue des MM. Schleichers frères, éditeurs, cotisation continueront à être délégués au trésorier. bulletin et le travail de

[Accéder à la ressource](#)

DESCRIPTION

L'échelle métrique d'intelligence de Binet naît dans un contexte où la psychologie s'intéresse surtout à des phénomènes élémentaires comme des mesures de temps de réponse à des stimuli. Elle naît aussi dans un contexte social où l'institution éducative est à la

Pédagogie **Contributions** **Technique**

TYPE PÉDAGOGIQUE

Grande Leçon (type UOH)

NIVEAU

Enseignement supérieur, Formation professionnelle, L1, Licence, L2, L3, M1, Master, M2

OBJECTIF PÉDAGOGIQUE

La ressource s'adresse tant à un public de novices dans le domaine qu'à des spécialistes, puisqu'au-delà de présenter, de manière accessible au grand public, la vie et l'oeuvre du psychologue Alfred Binet, elle présente, dans des capsules, des réflexions plus détaillées et spécialisées sur l'histoire de la psychologie, sur son historiographie et sur les enjeux éthiques et philosophiques qui y voient le jour.

ACTIVITÉ INDUITE

apprendre, se former

LANGUE DE L'APPRENANT

français

Voir aussi

Contient

- Comment est née "l'échelle métrique de l'intelligence" (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)
- Les 3 versions du « Binet-Simon » (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)
- La postérité américaine de l'échelle psychométrique de Binet et Simon (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)
- La postérité française de l'échelle psychométrique de Binet et Simon (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)
- L'échelle métrique de l'intelligence : un siècle plus tard (Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique)

Est une partie de

- Alfred Binet - Naissance de la

FIGURE 5 – Présentation typique d'une ressource en Psychologie

La figure 5 présente quant à elle une ressource pédagogique typique disponible sur le site UOH. Le lien en dessous de l'image intitulé "Accéder à la ressource" permet d'être redirigé vers le domaine où est hébergée la ressource pédagogique. On peut également voir la description de la ressource, son niveau, l'objectif, etc.

Comme chacun de ces algorithmes devait être évalué, nous avons demandé à Chan de produire pour chaque étudiant une liste de 5 recommandations par algorithme. Afin de ne pas surcharger les participants et comme certaines ressources étaient redondantes pour un même participant, nous avons fusionné les 6 listes de recommandations en une seule et c'est cette liste que nous avons ensuite transmise aux étudiants. Étant donné que cette liste devait contenir approximativement 15 ressources, nous avons dû, dans certains cas, sélectionner les 15 premières ressources uniques parmi les 30 en fonction de leur classement par les algorithmes. Dans d'autres cas, nous avons dû demander à Chan de générer 5 ressources supplémentaires par algorithme car l'étudiant concerné n'avait initialement pas assez de ressources uniques. La figure 6 présente de façon simplifiée la manière dont nous

avons fait la fusion des ressources : chaque couleur représente une ressource ; une même ressource peut être recommandée une ou plusieurs fois et la liste finale envoyée au participant ne contient que des ressources uniques.

Algo 1	Algo 2	Algo 3	Liste finale

FIGURE 6 – Exemple de fusion des ressources recommandées

Il est à noter que nous avons rencontré un problème relativement important à ce stade de l'expérimentation : environ 10% des ressources recommandées par les algorithmes menaient vers des ressources qui n'étaient plus accessibles. Pour ne pas fausser les recommandations originales, nous avons fourni la liste des liens défectueux à nos tuteurs qui ont rapidement pris contact avec les responsables du site UOH. Suite à cela, environ les deux tiers des ressources défectueuses ont pu être corrigées, permettant de ne pas trop biaiser les résultats en supprimant un nombre trop important de ressources recommandées.

Il est aussi à noter qu'un étudiant n'a pas pu recevoir de recommandation car il n'avait apparemment jamais consulté ARCHE, malgré le fait que nous avons insisté sur l'importance de l'utilisation de la plate-forme dans les mails de recrutement.

Les ressources fusionnées et corrigées ont ensuite été transmises par mail aux 18 étudiants restants, avec la consigne de regarder avec attention chaque ressource pour être capable de spécifier sa pertinence par rapport à la formation suivie. Nous avons laissé plus de deux semaines pour évaluer ces ressources pour que tous les participants aient le temps nécessaire d'étudier en détails la liste transmise.

4.3 Passage des entretiens

Afin de poursuivre l'expérimentation, un rendez-vous a été pris avec chacun des participants à l'issue des deux semaines de délai. En effet, nous avons souhaité profiter du fait que nous faisons une évaluation centrée sur les utilisateurs pour proposer à la fois un retour quantitatif (via les données) et qualitatif (via le ressenti des participants) sur le projet. Nous avons organisé ces entretiens au campus Lettres pour réduire au maximum les contraintes des participants.

Afin de recueillir les évaluations des ressources, nous avons créé pour chaque participant un questionnaire sous *Google Forms* permettant de noter chaque ressource sur une échelle allant de 1 à 5. La Figure 7 présente un exemple d'item ainsi que l'échelle permettant de le noter. Etant donné que nos questionnaires étaient relativement simples et ont simplement servi de support pour recevoir les évaluations des participants, nous n'avons pas eu de contrainte importante à respecter lors de

1 2 3 4 5

Pas pertinent du tout ● ● ● ● ● Totalemment pertinent

FIGURE 7 – Exemple d'évaluation d'une ressource

la création de ceux-ci. Nous avons tout de même parcouru quelques guides parmi la très prolifique littérature scientifique à ce sujet (Sheatsley, 1983). Nous avons aussi veillé à garder les mêmes conditions expérimentales pour chacun des participants, à savoir les laisser répondre sans les interrompre sauf si une question nous était posée. Avant de répondre, les mêmes instructions ont été données à tous les participants, à savoir évaluer la pertinence de chaque ressource par rapport à la formation suivie et aux UE libres.

Pour recueillir le ressenti des participants, nous leur avons demandé, une fois le questionnaire terminé, de nous donner leur avis et leurs idées sur le système de recommandation mis en place. Nous nous sommes aussi aidés de la littérature scientifique sur le sujet (DiCicco-Bloom and Crabtree, 2006) pour ne pas poser de questions orientées et pour rester neutres le plus possible. Le type d'entretien que nous avons réalisé se situe dans la catégorie des entretiens semi-directifs. En effet, nous avons certaines questions prédéfinies que nous avons posées à chaque personne mais la discussion s'est librement axée sur les questions et les idées des participants. Voici les questions que nous avons généralement posées lors des entretiens :

- Qu'avez-vous pensé des recommandations d'une manière générale ?
- Connaissez-vous certaines des ressources que nous vous avons demandées d'évaluer ?
- Qu'avez-vous pensé du site UOH et de la présentation des ressources pédagogiques ?
- Utiliseriez-vous un tel système de recommandation dans le cadre de vos études s'il était mis en place ? Si oui/non, pourquoi ?
- Avez-vous des remarques, des avis ou des idées concernant ce projet ?

Une fois l'entretien terminé, dont la durée moyenne était d'environ une dizaine de minutes, nous avons donné à chaque participant leur bon d'achat FNAC de 15€ et nous les avons remerciés.

Il est à noter que nous avons perdu 4 participants à ce stade de l'étude, et ce pour diverses raisons : oubli de consultation des mails pour un étudiant, manque de temps dû aux partiels pour un autre étudiant et aucune nouvelle malgré nos relances pour les deux étudiants restants. Voici donc les effectifs finaux : 9 Psychologie, 3 Anglais, 2 Histoire, 13 Licence et 1 Master.

4.4 Traitement des résultats obtenus : évaluation des algorithmes

Nous souhaitons rappeler ici le but final de ce projet tutoré : être capable d'évaluer les différents algorithmes de recommandation dans le but de proposer des ressources pédagogiques pertinentes à chaque étudiant. A ce stade du projet, nous possédions l'ensemble des évaluations de chaque étudiant pour leurs ressources recommandées. Ces données brutes ne permettant pas de tirer des conclusions directement, nous avons cherché des indices mettant en exergue les qualités importantes d'un système de recommandation performant. La littérature scientifique propose un certain nombre de ces indices, chacun se concentrant sur un aspect spécifique de la recommandation. Nous nous sommes encore une fois inspirés de l'article de Guy Shani et Asela Gunawardana (Shani and Gunawardana, 2011) pour leur description claire et compréhensible des principaux indices de mesure dans le domaine. Nous avons décidé de retenir deux métriques, se concentrant chacune sur deux aspects qui nous semblaient importants dans le cadre de la recommandation de ressources pédagogiques sur ARCHE. Nous avons de plus choisi de développer un programme Java contenant l'ensemble des étudiants et des ressources évaluées afin de pouvoir effectuer aisément tous les tests voulus. La manière dont nous avons développé ce programme est détaillée dans le diagramme UML en annexe E.

4.4.1 Précision

Tout d'abord, nous souhaitons mesurer la précision de chacun des algorithmes testés. Cet indice est relativement aisé et intuitif à comprendre : il mesure à quel point un algorithme donné produit des recommandations précises pour les utilisateurs d'un système. En d'autres termes, la précision mesure la pertinence d'un algorithme dans ses recommandations. De part sa simplicité et son utilité, cette métrique est très largement utilisée dans le monde scientifique, et notamment dans le domaine de la recherche d'information. Dans notre cas, cela se traduit par le fait de savoir si un algorithme donné réussit à proposer des ressources pédagogiques en adéquation avec la formation et les besoins d'un étudiant.

Classiquement, un système de recommandation va prédire l'appréciation d'un utilisateur pour une ressource, la plupart du temps sous forme d'une note de 1 à 5. En demandant ensuite à cet utilisateur d'évaluer réellement ladite ressource, il devient alors possible de comparer l'appréciation prédite et l'appréciation réelle. C'est typiquement ce genre de métrique que nous voulions mettre en place pour évaluer les différents algorithmes.

Cependant, il n'a pas été possible de prédire une note d'appréciation avec la version actuelle des algorithmes. Nous avons donc décidé de faire évaluer les ressources normalement par les participants puis de fixer un seuil au-delà duquel une ressource serait pertinente. Après en avoir discuté avec nos tuteurs, nous nous sommes mis d'accord pour considérer qu'une ressource notée au moins 4 sur une échelle de 1 à 5 pouvait être considérée comme pertinente. Après avoir déterminé ce seuil, il nous était maintenant possible de séparer les ressources pertinentes (notées 4/5 et 5/5)

des ressources non pertinentes (notées 1/5, 2/5 et 3/5). Nous avons ensuite pu effectuer un calcul de précision classique dans le domaine de la recherche d'information, à savoir le ratio entre les ressources pertinentes $R_{pertinentes}$ et l'ensemble des ressources proposées $R_{proposees}$:

$$Precision = \frac{R_{pertinentes}}{R_{proposees}} \quad (1)$$

Ce ratio varie entre $[0; 1]$, où la valeur 0 indique que les ressources recommandées ne sont pas du tout pertinentes et où la valeur 1 indique qu'elles sont tout à fait pertinentes. Étant donné que le nombre de ressources recommandées varie pour chaque étudiant, nous ne pouvons pas calculer la précision pour chaque étudiant puis en faire une moyenne. Un biais évident aurait été introduit : les algorithmes avec peu de ressources sélectionnées auraient été surreprésentés par rapport aux algorithmes possédant plus de ressources. Nous avons donc préféré faire le ratio de la somme de toutes les ressources pertinentes d'un algorithme avec toutes les ressources proposées par ce même algorithme, et ce pour tous les étudiants :

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^N R_{pertinentes}}{\sum_{j=1}^N R_{proposees}} \quad (2)$$

où N est le nombre de participants à l'expérimentation.

Type d'algorithme	Précision
Algo 1 (VSM)	0.4091
Algo 2 (VSM+Weight)	0.4288
Algo 3 (SEM)	0.1169
Algo 4 (SEM+Weight)	0.1667
Algo 5 (VSM+PR)	0.4186
Algo 6 (VSM+PR+Weight)	0.3133

FIGURE 8 – Précision de chaque algorithme

Dans la Figure 8 sont présentés les résultats que nous avons obtenus. Comme on peut le voir, les algorithmes de type SEM sont beaucoup moins précis que les algorithmes de type VSM. On peut notamment retenir les algorithmes 1 (VSM), 2 (VSM+Weight) et 5 (VSM+PR+Weight) comme étant les plus précis pour recommander des ressources pertinentes aux étudiants. Il est cependant difficile d'établir un classement plus précis. Nous pensons qu'une évaluation *online* sur plus d'étudiants avec différentes versions de l'algorithme VSM pourrait permettre de déterminer quelle version est supérieure aux autres en terme de précision².

Dans l'idéal, nous aurions voulu calculer des indices de précision plus spécifique, comme par exemple la précision pour les étudiants d'Anglais, ou pour les étudiants de Master uniquement. Devant le peu de participants à notre expérimentation et la

2. si jamais une version est effectivement supérieure aux autres, ce dont on ne peut être sûr pour le moment

mauvaise répartition des effectifs, nous avons préféré éviter de calculer des indices avec trop peu d'étudiants.

4.4.2 Mean Average Precision

La précision calculée précédemment nous a servi à déterminer quels algorithmes étaient les plus précis dans la recommandation de ressources pédagogiques. Cependant, une autre caractéristique importante des systèmes de recommandation n'est pas mesurée par l'indice de précision : le rang dans lequel sont retrouvées les ressources. En effet, un algorithme de recommandation efficace doit être capable non seulement de retrouver les ressources pertinentes parmi l'ensemble des ressources disponibles, mais aussi de bien classer ces ressources pertinentes.

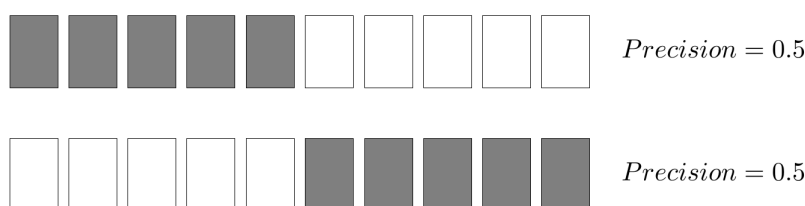


FIGURE 9 – Deux exemples d’algorithmes avec la même précision mais des rangs de documents différents

La Figure 9 illustre bien l’importance du classement des ressources recommandées. On peut voir deux listes de 10 documents retrouvés par deux algorithmes possédant chacun 5 documents pertinents (en gris foncé). La précision pour ces deux listes est donc la même, mais il est évident que la première liste est préférable à la deuxième car les documents pertinents sont mieux classés.

Afin de pouvoir quantifier cette propriété pour nos 6 algorithmes à évaluer, nous avons choisi d’utiliser le MAP (*Mean Average Precision*) qui est un indice permettant de calculer la précision moyenne d’un algorithme à n’importe quel rang. Le principe est de calculer, pour chaque algorithme et pour chaque étudiant, la précision moyenne à tous les rangs. Ce calcul correspond à l’*Average Precision*, ou AP. En faisant la moyenne pour tous les étudiants de l’AP à chaque rang, on obtient le MAP.

La Figure 10 présente maintenant les mêmes listes de documents que pour la figure 9 mais avec le calcul de l’AP. On peut voir que cet indice rend compte effectivement de la manière dont l’algorithme classe les documents pertinents³.

Voici la manière dont l’*Average Precision* est calculé :

$$AP@n = \frac{\sum_{k=1}^n (P(k) \times rel(k))}{R_{pertinentes}} \quad (3)$$

3. Cet exemple (Figure 9) et le suivant (Figure 10) sont largement inspirés de la vidéo de Victor Lavrenko expliquant le MAP (<https://youtu.be/pM6DJ0ZZee0>)

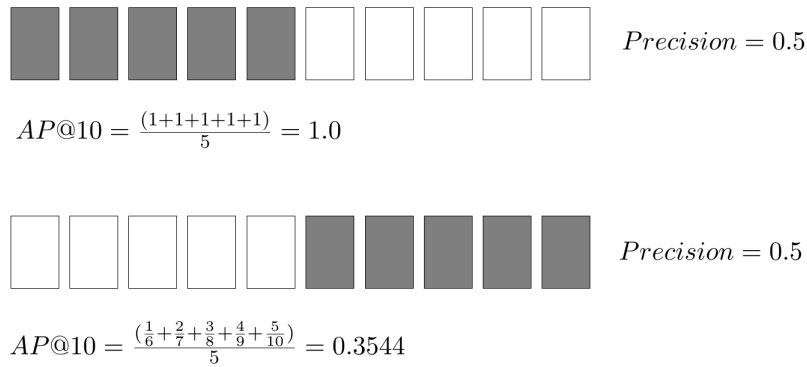


FIGURE 10 – Les deux mêmes suites de documents évaluées cette fois-ci par l’AP

où n est le rang auquel l’AP est calculé, $P(k)$ est la précision au rang k , $rel(k)$ est un indice à 1 si la ressource courante est pertinente et 0 si elle ne l’est pas et $R_{pertinentes}$ est le nombre de ressources pertinentes au rang k .

Pour le MAP :

$$MAP@n = \frac{\sum_{k=1}^P AP@n(k)}{N} \quad (4)$$

où P est le nombre de participants à l’étude et $AP@n(k)$ est la précision moyenne pour l’étudiant k au rang n .

Algorithme 1 (VSM)

MAP@1	0.6429
MAP@2	0.5714
MAP@3	0.45242
MAP@4	0.1786
MAP@5	0.2241

Algorithme 4 (SEM+Weight)

MAP@1	0.0714
MAP@2	0.1429
MAP@3	0.0714
MAP@4	0.0179
MAP@5	0.0702

Algorithme 2 (VSM+Weight)

MAP@1	0.4286
MAP@2	0.3929
MAP@3	0.3631
MAP@4	0.3016
MAP@5	0.1056

Algorithme 5 (VSM+PR)

MAP@1	0.2143
MAP@2	0.25
MAP@3	0.2440
MAP@4	0.3889
MAP@5	0.3399

Algorithme 3 (SEM)

MAP@1	0.0714
MAP@2	0
MAP@3	0.0238
MAP@4	0.0179
MAP@5	0.0232

Algorithme 6 (VSM+PR+Weight)

MAP@1	0.2143
MAP@2	0.1786
MAP@3	0.2083
MAP@4	0.2004
MAP@5	0.1198

FIGURE 11 – MAP de chaque rang pour chaque algorithme

Dans la Figure 11 sont présentés les résultats que nous avons obtenus en calculant l'indice MAP pour chaque rang et chaque algorithme. D'une manière générale, on peut voir que la majorité des algorithmes possèdent le meilleur MAP au rang 1 et que le MAP tend à diminuer plus on s'éloigne du rang 1. Cela signifie que plus les algorithmes produisent des recommandations et moins ils sont précis. Si l'on voulait optimiser les ressources pertinentes proposées à l'utilisateur, il faudrait donc générer de petites listes de recommandations afin de ne pas descendre trop bas dans les rangs dotés d'une moins bonne précision. Les résultats diffèrent quelque peu pour l'algorithme 5 (VSM+PR) qui possède le MAP le plus élevé au rang 4.

4.5 Évaluation qualitative du système

Cette partie fait la synthèse des avis des participants recueillis lors de l'entretien général débutant à la suite du questionnaire, comme présenté dans la partie 4.3.

D'une manière générale, l'impression des participants au cours de l'évaluation de leurs ressources personnalisées, se résume par les points suivants :

- **découverte du site UOH** : aucun des participants ne connaissait au préalable ce portail ;
- **qualité du site UOH** : l'architecture du site permet une navigation facile et fluide entre les différentes ressources mises à la disposition des étudiants. De plus, la présentation des ressources répond aux attentes de ces derniers ;
- **découverte des ressources UOH** : la quasi totalité des participants ne connaissait pas au préalable les ressources que nous leur avons présentées ;
- **ressources intéressantes sur UOH** : les participants s'accordent tous sur le fait que les ressources proposées sur UOH sont majoritairement pertinentes pour l'ensemble des cours universitaires. Certaines ressources à évaluer ont aidé les étudiants dans la révision de leurs examens ;
- **peu de ressources pertinentes recommandées** : la quasi totalité des participants a constaté une minorité de ressources pertinentes recommandées en adéquation avec sa formation. Ce constat est en partie dû à la fusion des ressources des algorithmes. En effet, parmi les six algorithmes utilisés, certains étaient pertinents et d'autres beaucoup moins comme nous l'avons vu dans la partie 4.4.
- **système de recommandation qui serait pratique et apprécié** : sous l'hypothèse que ce système fournisse des ressources pertinentes en adéquation avec la formation de chaque étudiant, ce dernier jugerait intéressant de disposer d'un encadré sur ARCHE présentant ses recommandations personnalisées.

De plus, d'autres remarques sont minoritaires mais tout autant constructives, à savoir :

- la mise en place d'un tel système contribuerait à améliorer la plateforme ARCHE grâce aux ressources complémentaires proposées dans la mesure où cette plateforme ne présente pas une navigation intuitive pour accéder aux cours ;
- certains étudiants sont inscrits à des cours sur ARCHE ne présentant aucun rapport avec leur formation actuelle. Il peut s'agir d'anciennes formations suivies par l'étudiant qui ne sont plus d'actualité ou encore d'UE libres qui ne concernent pas l'étudiant. En effet, tous les profs d'UE libres font apparaître leurs cours sur ARCHE pour l'ensemble des étudiants, y compris ceux qui ne sont pas inscrits à ces UE. La consultation de ces ressources, ne présentant aucun lien avec la formation de l'étudiant, peut fausser les recommandations faites à ce dernier ;
- une idée intéressante nous a été proposée : il s'agirait de demander aux étudiants de remplir un questionnaire à chaque semestre afin de mieux cibler l'intérêt pédagogique de ces derniers. Cela consisterait en quelque sorte à faire des recommandations à la demande sur des sujets qui seraient alors précisés par les étudiants intéressés ;
- tous les enseignants n'utilisent pas la plateforme ARCHE pour héberger leurs cours : certains ne savent pas s'en servir, d'autres préfèrent envoyer les cours par mail ou encore passer par d'autres plateformes en ligne (google docs...). Cela peut expliquer le fait que certains étudiants visitent peu fréquemment la plateforme ARCHE.

5 Problèmes, limites et améliorations possibles

Cette partie propose une réflexion sur notre travail, quelques explications aux problèmes rencontrés et ce qui pourrait être amélioré dans le futur.

Tout d’abord, nous nous attendions à avoir plus de réponses de la part des étudiants que nous avons contactés. L’idée initiale était d’avoir 30 étudiants répartis idéalement entre les trois formations sélectionnées (Psychologie, Histoire et Anglais) et les cinq niveaux d’études (L1, L2, L3, M1, M2). Cependant les premiers mails que nous avons fait diffuser par l’intermédiaire des responsables d’UFR n’ont été transmis qu’aux étudiants de Licence de ces trois formations. Pour cette raison et devant le peu de réponses reçues, nous avons demandé à faire une relance auprès cette fois-ci de tous les étudiants concernés (Licence et Master). Malgré cela, nous n’avons tout de même pas eu autant de volontaires qu’escomptés.

A titre d’information, plus de 2000 étudiants ont reçu les mails initiaux présentant le cadre de notre expérimentation et son déroulement. Nous attribuons le peu de réponses reçues aux faits suivants :

- notre expérimentation se déroulait sur plus d’un mois (envoi des mails début avril et passage des entretiens début mai) et requérait de rencontrer les personnes. Nous pensons que nous aurions eu plus de volontaires avec une expérimentation plus courte dans le temps voire totalement en ligne (avec envoi de questionnaires par mail par exemple). Nous n’aurions cependant pas eu de retours qualitatifs aussi fournis avec une expérimentation totalement en ligne ;
- les délais liés aux différentes phases de notre projet nous ont contraint à faire passer les entretiens des participants début mai, au moment où la majorité des étudiants passent leurs partiels. Nous pensons donc que beaucoup d’entre eux n’ont pas souhaité participer à l’expérimentation pour donner la priorité à leurs examens ;
- les mails que nous avons envoyés pour présenter le projet et l’expérimentation étaient peut-être trop longs. Initialement nous ne pensions pas manquer de volontaires, nous avons donc voulu être le plus précis possible dans les mails de présentation. Avec du recul, nous aurions peut-être dû envoyer des mails plus courts et plus percutants.

Du fait de ce manque de participants, nous n’avons pas pu calculer tous les indices auxquels nous avons pensé. Comme expliqué dans la partie 4.4, il aurait été informatif d’avoir des indices par formation et par niveau d’études.

Au sujet des indices, l’annexe A présente deux indices d’originalité (Iaquinta et al., 2008) et de confiance (O’Donovan and Smyth, 2005) que nous trouvons vraiment intéressants et pertinents dans le cadre de ce projet. Cependant, étant donné que ces indices dépendaient de la connaissance au préalable de la ressource évaluée et que la quasi totalité des étudiants découvrait pour la première fois les ressources que nous leur avons proposées, il n’a pas été possible de les calculer.

Au sujet de l’entretien oral, nous aurions pu poser la question de la forme que pourraient prendre les recommandations si jamais le système était déployé. En effet, nous avons demandé aux étudiants si un encadré sur le site ARCHE leur conviendrait, ce à quoi ils ont tous répondu positivement. Cependant, nous aurions dû poser une question libre comme par exemple “Sous quelle forme souhaiteriez-vous recevoir les recommandations si le projet était déployé?”. Cela aurait probablement permis de récolter des réponses plus intéressantes et variées.

Nous pensons aussi qu’il y a eu une surreprésentation de certaines ressources pédagogiques. En effet, nous avons constaté que quelques ressources étaient particulièrement recommandées, et a priori sans raison particulière.

Nom de la ressource	Nb. d’apparitions et fréquence	Note moyenne sur 5
Cours de grec ancien pour débutant	101 (20.61%)	1.73
Alfred Binet - Naissance de la psychologie scientifique	59 (12.04%)	4.08
PRIMA - La langue allemande dans la vie professionnelle	29 (5.92%)	1.03
Ce que nous apprend l’anthropologie	20 (4.08%)	1.65
Migrations religieuses	13 (2.65%)	1.00
Grammaire descriptive de l’anglais	11 (2.24%)	3.55
A Listening Companion	11 (2.24%)	3.55
Consolidation des acquis en arabe littéral	10 (2.04%)	1.4
Dynamiques culturelles africaines	9 (1.84%)	1.78
Statistique et Psychométrie en L2	9 (1.84%)	5

FIGURE 12 – Fréquences et notes moyennes des 10 principales ressources recommandées

Pour appuyer notre propos, nous avons réalisé une analyse statistique simple de la répartition des ressources recommandées, présentée en Figure 12. On peut constater que la ressource la plus recommandée, intitulée “Cours de grec ancien pour débutant”, a été recommandée 101 fois sur les 490 recommandations totales évaluées. De plus, cette ressource a été recommandée pour la majorité des étudiants (8 sur 14). Parmi ces 8 étudiants, un seul a jugé cette ressource pertinente, portant sa note moyenne à 1.73/5. On retrouve ce même genre de problème avec quelques autres ressources :

- “PRIMA - La langue allemande dans la vie professionnelle” : recommandée pour 10 des 14 étudiants dont aucun n’a trouvé cette ressource pertinente ;
- “Ce que nous apprend l’anthropologie” : recommandée pour 7 des 14 étudiants dont aucun n’a trouvé cette ressource pertinente encore une fois.

Plusieurs explications sont possibles pour tenter de comprendre ces résultats. Tout d'abord, certaines ressources sont découpées en plusieurs parties sur UOH, probablement car elles étaient trop conséquentes au préalable. C'est le cas pour le grec (28 parties), l'anthropologie (28 parties) et l'allemand (9 parties). Ainsi, les algorithmes ont parfois recommandé pour une seule personne plusieurs parties différentes de ces mêmes cours (et sans commencer par l'introduction ou même respecter l'ordre pédagogique).

Une autre explication pourrait être que certaines ressources sur UOH sont mal catégorisées. Nous ne savons pas en détails comment fonctionne le système interne de UOH pour classifier les cours, mais si les algorithmes ont recommandé en masse certaines ressources sans raison apparente, alors ces ressources n'ont potentiellement pas une description adaptée à leur contenu.

Il est également possible que les algorithmes aient eu un problème particulier pour certaines ressources, mais nous ne nous avancerons pas plus à ce sujet dans la mesure où nous ne connaissons pas les détails de programmation des algorithmes.

Une amélioration possible de notre étude consisterait à refaire une expérimentation avec plus de participants lesquels suivraient une meilleure répartition par niveau et par formation, en visant à limiter le plus possible les contraintes : temps d'expérimentation, dates des entretiens... Une autre manière de poursuivre ce projet serait d'effectuer une évaluation *online* avec uniquement les différentes variations de l'algorithme VSM afin de toucher le maximum d'étudiants et d'avoir un grand nombre de données à analyser sur une longue période.

6 Conclusion

Dans un premier temps, nous concluons sur le travail réalisé puis, dans un second temps, nous ferons part de notre ressenti personnel concernant l'expérimentation qui a été menée.

Dans le cadre de notre projet tutoré, il nous a été demandé d'évaluer les performances de différents algorithmes de recommandation, c'est-à-dire leur capacité à générer ou non des ressources pédagogiques pertinentes pour chaque étudiant. Pour ce faire, nous avons pour mission de répondre à la problématique énoncée en section 2.2, laquelle se présentait sous forme de deux axes :

1. Est-ce que les étudiants seraient intéressés par un système de recommandation portant sur les ressources pédagogiques des UNT ?
2. Quels algorithmes sont les plus à même de fournir des recommandations pertinentes ?

Pour répondre à la première question, nous nous sommes essentiellement appuyés sur le ressenti des participants, présenté en section 4.5 et recueilli lors de l'entretien général faisant suite au questionnaire. Ainsi, la totalité des participants ont jugé intéressant de mettre en place un tel système de recommandation sous la condition que ce dernier leur fournisse des ressources pertinentes. Quant à la présentation de ces recommandations, un encadré sur ARCHE serait apprécié de la part de la majorité des participants. Pour conclure sur l'aboutissement du premier axe, la mise en place d'un tel système de recommandation permettrait aux étudiants de disposer de compléments pédagogiques personnalisés dans le cadre de leur formation universitaire.

Afin d'apporter des éléments de réponse à la seconde question posée, nous nous sommes intéressés aux résultats obtenus, présentés en section 4.4. D'une manière générale, les algorithmes de type SEM semblent, au vu des résultats, moins précis que les algorithmes de type VSM. Pour conclure sur ce second axe, les algorithmes les plus à même de fournir des recommandations pertinentes aux étudiants seraient les algorithmes 1, 2 et 5. De plus, les algorithmes 1 et 2 tendent à avoir le maximum de ressources pertinentes au début des listes de ressources recommandées tandis que l'algorithme 5 tend à avoir plus de ressources pertinentes vers la fin de ses listes recommandées. Bien que la performance des algorithmes évalués soit moins bonne qu'escomptée en terme de pertinence, elle donne tout de même des indications sur les types d'algorithmes à retenir pour approfondir les recherches. Nous espérons que notre travail pourra être utilisé comme une base pour poursuivre et approfondir ce projet.

Nous en venons maintenant à notre ressenti personnel relatif à l'expérimentation dans sa globalité. Tout au long de ce projet, nous avons pris des initiatives, nous nous sommes organisés et nous avons agi en autonomie (contacter les responsables des UFR pour diffuser les mails aux étudiants, échanges par mail avec les étudiants

pour expliquer et décrire le déroulement de l'expérimentation, gérer les imprévus, réfléchir à quel(s) indice(s) utiliser pour représenter au mieux la performance des algorithmes..). De plus, il s'agissait de la première fois que nous organisons une expérimentation de la sorte, comportant un questionnaire, des entretiens et une analyse de données. Nous avons beaucoup apprécié le fait de pouvoir réaliser une expérimentation de son commencement jusqu'à sa conclusion. Cela nous a permis d'avoir une vision globale et de bien cerner les besoins pédagogiques des étudiants pour pouvoir répondre au mieux à la problématique posée.

Pour conclure, nous souhaitons mettre en avant la pluridisciplinarité de ce projet. Tout d'abord, nous nous sommes servis des techniques utilisées en Sciences Sociales pour la gestion des participants (échanges par mail, déroulement des entretiens...). De plus, la recherche des indices de calcul nous a fait explorer la littérature scientifique dans les domaines de l'Informatique et des Mathématiques. Enfin, nos compétences techniques en Informatique nous ont permis de retranscrire les principes théoriques sous forme d'un programme informatique visant à obtenir des résultats de manière optimisée.

7 Bibliographie

- DiCicco-Bloom, B. and Crabtree, B. F. (2006). The qualitative research interview. *Medical education*, 40(4) :314–321.
- Iaquinta, L., De Gemmis, M., Lops, P., Semeraro, G., Filannino, M., and Molino, P. (2008). Introducing serendipity in a content-based recommender system. In *Hybrid Intelligent Systems, 2008. HIS'08. Eighth International Conference on*, pages 168–173. IEEE.
- O'Donovan, J. and Smyth, B. (2005). Trust in recommender systems. In *Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 167–174. ACM.
- Ricci, F., Rokach, L., and Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook*, pages 1–35. Springer.
- Shani, G. and Gunawardana, A. (2011). Evaluating recommendation systems. In *Recommender systems handbook*, pages 257–297. Springer.
- Sheatsley, P. B. (1983). Questionnaire construction and item writing. *Handbook of survey research*, pages 195–230.

Annexes

A Protocole d'expérimentation

Protocole expérimental

Pierre-Edouard OSCHE
Chloé DIDIERJEAN

15 mars 2015

Dans le cadre du projet *PERICLES* nous avons été chargés d'évaluer les performances de différents algorithmes de recommandations. L'objectif final est d'être en mesure de proposer des recommandations personnalisées et pertinentes aux étudiants de Langue et de Lettres de l'Université de Lorraine. Pour ce faire, nous avons mis en place un protocole expérimental comportant les étapes suivantes :

1. Formalisation des résultats attendus et définition des mesures pour évaluer les algorithmes ;
2. Définition du type d'expérimentation adopté ;
3. Explication des différents points de la réalisation pratique de l'expérimentation.

1 Formalisation des résultats attendus

Notre but étant de mesurer la performance des algorithmes de recommandations qui nous ont été fournis, nous avons décidé d'utiliser différents indices de mesures. Pour cela, nous nous sommes inspirés de métriques existantes dans la littérature scientifique du domaine des systèmes de recommandations (Shani and Gunawardana, 2011). Ces dernières nous permettront par la suite d'évaluer différents aspects qui nous semblent importants dans le cadre de recommandations de ressources universitaires.

1.1 Indice de précision

Une des caractéristiques importantes d'un algorithme de recommandations est de fournir à l'utilisateur des ressources jugées pertinentes par celui-ci (Shani and Gunawardana, 2011). Afin de mesurer cet indice, nous devons déterminer le niveau de pertinence des ressources proposées par chaque algorithme. Pour ce faire, nous comptons mettre en place un questionnaire dans lequel nous ferons évaluer les ressources recommandées selon leur pertinence sur une échelle de 1 à 5 (1 = pas du tout pertinent ; 5 = tout à fait pertinent). Un "seuil de pertinence" devra alors être défini afin de pouvoir séparer les ressources pertinentes des ressources qui ne le sont pas. Nous pensons pour le moment fixer ce seuil à 4/5, toutefois il est susceptible de changer en fonction des résultats que nous obtiendrons. Ainsi, pour chaque algorithme, nous pourrons connaître le ratio entre les ressources proposées $R_{proposées}$ et les ressources pertinentes $R_{pertinentes}$. Ce ratio est équivalent à l'indice de précision utilisé dans le domaine de la recherche d'information.

$$Precision = \frac{R_{pertinentes}}{R_{proposées}} \quad (1)$$

La précision varie entre $[0; 1]$, où la valeur 0 indique que les ressources recommandées ne sont pas du tout pertinentes et où la valeur 1 indique qu'elles sont tout à fait pertinentes.

Une mesure de précision plus classique dans le domaine de la recommandation comme le MAE pourra éventuellement être utilisée dans le cas où les algorithmes prédisent une note pour chaque

ressource, ce qui n'est actuellement pas le cas.

Ces mesures de précision vont ensuite nous permettre d'appliquer le Mean Average Precision (MAP), qui nous servira à calculer le nombre de ressources maximales à recommander par algorithme afin d'obtenir la meilleure précision. Voici la formule du MAP :

$$MAP@n = \sum_{i=1}^N AP@n_i / N \quad (2)$$

où n est le rang de auquel le MAP est calculé, N est le nombre d'utilisateurs et $AP@n_i$ est la précision moyenne au rang n pour chaque utilisateur. La précision moyenne pourra être donnée par les indices de précision explicités au début de cette section.

1.2 Indice d'originalité

Une autre mesure importante que nous souhaitons mettre en place est un indice d'originalité. En effet, on peut distinguer plusieurs cas de figure lorsqu'un utilisateur découvrira sa liste de recommandations personnalisées. Il pourra par exemple trouver pertinentes des ressources qu'il connaît déjà et qu'il apprécie, quand bien même ces dernières lui sont déjà connues. Ce genre de résultats déplaceraient la priorité des algorithmes vers la confiance des utilisateurs envers le système (O'Donovan and Smyth, 2005). A l'inverse, on peut tout à fait imaginer un utilisateur trouvant peu pertinent un système lui proposant des ressources déjà connues, quand bien même ces dernières seraient appréciées. Ce genre de résultats valoriseraient les algorithmes réussissant à trouver des ressources non connues (originales) et pertinentes (Iaquinta et al., 2008).

Afin de savoir si les utilisateurs ont une préférence pour l'une ou l'autre de ces deux propriétés, nous allons procéder de deux manières différentes. Tout d'abord, nous allons simplement leur demander s'ils connaissent la ressource recommandée ou non. En calculant ensuite les moyennes de la pertinence attribuée aux ressources connues et non connues, il sera possible de distinguer une éventuelle préférence. Cette manière de calculer l'influence de l'originalité a cependant un problème relativement important. Nous pensons en effet que très peu d'étudiants connaîtront les ressources du site <http://www.uoh.fr/front>. Or si la grande majorité des utilisateurs nous indique qu'ils ne connaissent pas les ressources avant de les examiner, la question n'aura plus d'intérêt et il n'y aura pas de moyennes de pertinence à comparer. Afin de contrer ce problème potentiel, nous avons imaginé une manière de calculer l'originalité mécaniquement, c'est-à-dire non dépendante de l'utilisateur. Pour calculer l'originalité d'un algorithme, nous utilisons la somme de la pertinence des ressources recommandées pondérée par le nombre d'occurrences de chacune des ressources parmi tous les autres algorithmes. Ainsi, si une ressource est notée très pertinente mais qu'elle a été proposée par chacun des X algorithmes testés, alors sa pertinence sera pondérée par X . Un algorithme ne proposant que des ressources uniques et très bien notées aura par conséquent une haute originalité.

$$Originalite = \sum_{i=1}^n \frac{Pertinence_{R_i}}{nb_{R_i}} \quad (3)$$

où n indique le nombre de ressources proposées par l'algorithme, $Pertinence_{R_i}$ la pertinence de la i^{eme} ressource et nb_{R_i} le nombre total d'occurrences de la i^{eme} ressource parmi les recommandations de tous les algorithmes.

1.3 Indice de rang

Comme dans beaucoup de systèmes de recommandations, nous pensons que le rang dans lequel les ressources sont proposées a une importance (Shani and Gunawardana, 2011). Afin de

mesurer si un algorithme réussit à bien ordonner ses recommandations selon les préférences de l'utilisateur, nous pouvons utiliser, entre autres, deux mesures. La première de ces mesures est le DCG (Discounted Cumulative Gain) :

$$DCG_j = rel_1 + \sum_{i=2}^j \frac{rel_i}{\log_2(i)} \quad (4)$$

où j est la position du rang et rel_i est la pertinence de l'item i . Cette mesure provient à nouveau du domaine de la recherche d'information et nous pensons qu'elle pourrait être ici pertinente.

La deuxième mesure est le R-Score (Breese et al., 1998) :

$$Rscore_a = rel_1 + \sum_j \frac{\max(v_{a,j} - d, 0)}{2^{(j-1)(\alpha-1)}} \quad (5)$$

où $v_{a,j}$ est la pertinence du j^{eme} item de l'algorithme a , d est le vote neutre et α est le paramètre contrôlant le déclin de la valeur de l'item selon sa position. Contrairement au DCG, le R-Score a été spécifiquement développé pour évaluer les rangs dans les systèmes de recommandations.

2 Définition du type d'expérimentation adopté

Nous avons opté pour l'utilisation d'un questionnaire comme support de collecte des données relatives aux recommandations. Le questionnaire sera divisé en deux parties distinctes définies comme suit :

1. Une partie commune à tout le monde rappelant le but du projet et du questionnaire. Quelques questions générales seront posées afin d'obtenir le ressenti et l'avis des utilisateurs. Celles-ci porteront donc sur le projet *PERICLES* dans son ensemble. Voici quelques exemples de questions générales qui pourront être posées dans cette partie :
 - Utiliseriez-vous régulièrement un tel système de recommandation dans le cadre de vos études ?
 - Sous quelle forme souhaitez-vous recevoir les recommandations : par mail, directement sous la plate-forme ARCHE ou disponibles dans un emplacement prévu sur l'ENT ?
 - Avez-vous des remarques, des avis ou des idées concernant ce projet ?
2. Une partie unique à chaque utilisateur contenant ses recommandations personnelles. Pour chaque recommandation, l'utilisateur pourra évaluer sa pertinence (échelle de 1 à 5) et indiquer s'il connaissait ou non la ressource proposée. Le nombre d'algorithmes de recommandation considéré pour notre étude étant conséquent (probablement entre 6 et 12), il sera nécessaire d'agréger les recommandations. Ainsi, même si une recommandation est proposée par plusieurs algorithmes, l'utilisateur n'aura à l'évaluer qu'une seule fois.

3 Réalisation pratique de l'expérimentation

Pour définir quelles sont les formations pouvant le plus bénéficier de recommandations, nous aimerions nous servir des effectifs des personnes utilisant réellement ARCHE car ce sont ces personnes qui sont visées par le projet. Comme nous ne disposons pas pour le moment de ces chiffres, nous avons demandé et obtenu les effectifs précis par discipline et par niveau des deux UFRs pour l'année universitaire en cours. Nous nous baserons donc sur ces données afin de sélectionner les participants au questionnaire, avec l'hypothèse implicite que les filières les plus peuplées sont celles qui utilisent probablement aussi le plus ARCHE.

Concernant le recrutement, nous pensons que faire parvenir un mail à l'ensemble d'une promotion est le meilleur moyen de toucher rapidement un maximum de personnes. Pour ce faire, nous pensons solliciter l'aide des secrétariats des promotions ciblées afin de profiter des listes de diffusion. Une compensation financière sera offerte à chaque participant à la fin de l'expérience, nous assurant ainsi d'avoir le nombre voulu d'utilisateurs. Celle-ci prendra la forme d'un bon FNAC de 15€. Avant de finaliser le recrutement, nous nous assurerons que chaque étudiant utilise régulièrement Arche, sans quoi aucune recommandation ne pourra être faite.

Pour les populations à tester, nous avons du faire des choix. En effet, étant données nos ressources limitées (temps, argent) et le grand nombre d'étudiants potentiellement touchés par le projet, il ne nous est pas possible de faire une étude exhaustive sur toutes les filières. Tout d'abord, nous avons décidé de nous concentrer sur le campus Lettres de Nancy, celui-ci étant beaucoup plus accessible pour nous que le campus Lettres de Metz. De plus nous avons pensé limiter notre expérimentation aux filières les plus représentées du campus Lettres. Ce compromis a pour but de produire des résultats fiables pour les groupes d'étudiants les plus nombreux. Étant donné que nous avons 30 bons FNAC, nous avons décidé d'interroger 30 personnes réparties entre la licence et le master. Afin de déterminer quelles filières interroger, nous nous sommes donc basés sur les effectifs de l'année en cours mais aussi sur le nombre de ressources disponibles par discipline sur le site uoh.fr, le but étant d'éviter de faire une étude sur une filière si celle-ci n'a que quelques ressources recommandables. Voici les filières sur lesquelles nous pensons nous concentrer :

- Psychologie (SHS, 1479 étudiants, 143 ressources uoh) ;
- Anglais (ALL, 537 étudiants, 73 ressources uoh) ;
- Histoire (SHS, 479 étudiants, 391 ressources uoh).

Le nombre d'étudiants correspond aux effectifs de Licence et de Master se rapportant à la discipline concernée. Plusieurs Masters différents ont été inclus dans chaque discipline (exemple : "M2-Psychologie clinique du développement et de l'éducation", "M2-Psychologie clinique et psychopathologie", "M2-Psychologie du travail" ont tous été rassemblés dans la discipline Psychologie). Le nombre de ressources du site uoh.fr pour chaque discipline contient les ressources pour ladite discipline, les ressources concernant les approches transversales et la méthodologie du domaine ainsi que les ressources concernant les statistiques et outils informatique pour le domaine. Afin d'avoir un panel représentatif d'élèves de Licence et de Master, nous essayerons, dans la mesure du possible, d'avoir 2 étudiants pour chaque niveau d'études (L1, L2, L3, M1, M2) pour chaque filière.

Une fois la liste des étudiants participant à l'expérimentation définie, nous demanderons à Ngoc-Chan Nguyen de générer des recommandations pour chacun d'entre eux. Les ressources sélectionnées seront ensuite transmises par mail à chaque étudiant pour que tous aient le temps nécessaire de les apprécier en détails. Afin de ne pas avoir d'évaluations bâclées, un maximum d'une quinzaine de ressources sera envoyé à chaque étudiant. Un rendez-vous sera ensuite pris avec chacun d'entre eux pour répondre au questionnaire et verbaliser leurs ressentis si nécessaire. Nous pensons en effet qu'il sera intéressant de pouvoir réaliser des entretiens avec les personnes concernées afin de proposer un retour à la fois quantitatif et qualitatif des algorithmes et de la démarche générale. Ainsi, nous laisserons les participants répondre au questionnaire sans les interrompre ni leur parler, puis nous discuterons avec eux du projet et de leur avis sur celui-ci. L'attention sera portée sur le fait d'avoir les mêmes conditions expérimentales de réponse au questionnaire pour tous les participants.

4 Planning prévisionnel

Rétroplanning																
Février				Mars				Avril				Mai				Juin
S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4	S1
Formalisation des résultats																
		Récolte des informations/ Choix des populations														
				Création des questionnaires												
				Recrutement												
						Présentation des ressources aux participants										
								Passage des entretiens								
														Analyse des résultats		
																Rendu

Références

- Breese, J. S., Heckerman, D., and Kadie, C. (1998). Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In *Proceedings of the Fourteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pages 43–52. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Iaquinta, L., De Gemmis, M., Lops, P., Semeraro, G., Filannino, M., and Molino, P. (2008). Introducing serendipity in a content-based recommender system. In *Hybrid Intelligent Systems, 2008. HIS'08. Eighth International Conference on*, pages 168–173. IEEE.
- O'Donovan, J. and Smyth, B. (2005). Trust in recommender systems. In *Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 167–174. ACM.
- Shani, G. and Gunawardana, A. (2011). Evaluating recommendation systems. In *Recommender systems handbook*, pages 257–297. Springer.

B Statistiques complètes pour les UFR SHS et ALL

Discipline	L1	L2	L3	TOTAL LICENCE	M1	M2	TOTAL MASTER	TOTAL
GEOGRAPHIE	43	29	26	98	32	31	63	161
PHILOSOPHIE	38	19	11	68	9	15	24	92
HISTOIRE DE L'ART ET ARCHEOLOGIE	104	38	32	174		37	37	211
HISTOIRE	230	92	102	424	55		55	479
INFORMATION-COMMUNICATION	403	144	112	659	73	26	99	758
SCIENCES DU LANGAGE	148	79	37	264	22	46	68	332
PSYCHOLOGIE	694	293	191	1178	209	92	301	1479
SOCIOLOGIE	115	52	28	195	40		40	235
PARCOURS HISTOIRE-GEOGRAPHIE				0	30	29	59	59
PARCOURS DOCUMENTATION				0	17	19	36	36
CONSEILLER PRINCIPAL D'EDUCATION				0	27	15	42	42
FORMATION DES FORMATEURS				0		36	36	36
SCIENCES DE L'EDUCATION				0	23		23	23
LOGIQUE, EPISTEMOLOGIE, HISTOIRE DES SCIENCES				0		31	31	31
FAD2T				0		27	27	27
PREPARATION AGREGATION DIVERS				0		11	11	11
TOTAL	1775	746	539	3060	537	415	952	4012

Discipline	L1	L2	L3	TOTAL LICENCE	M1	M2	TOTAL MASTER	TOTAL
ALLEMAND	15	8	17	40	11	4	15	55
ANGLAIS	295	115	69	479	31	27	58	537
ARABE	47	32	18	97		18	18	115
ESPAGNOL	60	23	21	104	20	12	32	136
ITALIEN	23	17	11	51	5	10	15	66
RUSSE	22	5	7	34			0	34
BILANGUE-BICULTURE	58	30	14	102	13	4	17	119
ANGLAIS - ALLEMAND	84	41	38	163			0	163
ANGLAIS - ESPAGNOL	130	51	45	226			0	226
ANGLAIS - ITALIEN	27	9	12	48			0	48
ANGLAIS - POLONAIS	5	6	5	16			0	16
ANGLAIS - RUSSE	35	22	15	72			0	72
LETTRES CLASSIQUES	6	2	11	19		4	4	23
LETTRES MODERNES	76	41	54	171	13	37	50	221
ETUDES CULTURELLES	128	62	34	224			0	224
MUSIQUE	44	26	14	84	13	9	22	106
LANGUES ETRANGERES APPLIQUEES				0	62		62	62
LANG. ET CULT. MEDITERRANEE EUROPE CENTRALE ET ORIENTALE				0	37		37	37
LETTRES				0	27		27	27
PREPARATION AGREGATION DIVERS				0		40	40	40
TOTAL	1055	490	385	1930	232	165	397	2327

UFR ALL-
NANCY

C Premier mail de contact

Bonjour,

Nous sommes deux étudiants en première année de Master en Sciences Cognitives qui nous intéressons, dans le cadre de notre projet tutoré, à l'amélioration des ressources qui vous sont actuellement fournies sur la plateforme ARCHE. Encadrés par Azim Roussanaly enseignant-chercheur au LORIA, nous travaillons, dans le cadre de la recherche, sur le projet PERICLES disponible à l'adresse suivante : <http://e-pericles.org/> (Projet pour l'Evaluation et la Recherche Informatisée autour des Compétences dans L'Enseignement Supérieur). L'un de ses objectifs est d'enrichir et de personnaliser vos ressources numériques de travail. Afin de vous fournir les ressources les plus en adéquation avec votre formation et vos intérêts, nous avons besoin d'étudiants volontaires intéressés par ce projet.

L'expérience scientifique consistera à analyser des ressources (15 maximum) puis à passer un court entretien (durée estimée à 20 min). Toute contribution sera généreusement récompensée par un bon FNAC d'une valeur de 15€ au terme de l'expérimentation.

Si vous êtes un étudiant de Psychologie ou d'Histoire, que vous êtes un utilisateur régulier de la plateforme ARCHE et que vous souhaitez apporter votre contribution à cette expérience, n'hésitez pas à nous contacter par mail à l'adresse suivante : pierre-edouard.osche9@etu.univ-lorraine.fr, pour que nous puissions, dans votre intérêt, faire de ce projet une réussite.

Cordialement,

Chloé DIDIERJEAN, Pierre Edouard OSCHE.

D Deuxième mail d'explications

Bonjour,

Merci de votre intérêt pour notre expérimentation. Voici plus précisément comment celle-ci se déroulera :

1) Après avoir eu votre consentement pour continuer l'expérience, nous transmettrons vos nom et prénom à l'équipe chargée de générer des recommandations. Nous tenons à vous prévenir qu'il est possible que le système ne puisse pas générer de recommandations dans le cas où il n'y aurait pas assez d'informations relatives à votre utilisation de Arche, auquel cas nous ne pourrions malheureusement pas continuer l'expérience. Il ne devrait cependant pas y avoir de problème si vous utilisez régulièrement cette plateforme.

2) Avant les vacances d'avril nous vous transmettrons une liste d'une quinzaine de liens (maximum) vers des ressources du site uoh.fr : <http://www.uoh.fr/front>. Ces ressources auront été sélectionnées automatiquement par un système informatique grâce à votre utilisation passée de la plateforme Arche.

3) Nous vous demanderons de regarder chacune de ces ressources afin d'évaluer à quel point elles sont en adéquation avec vos intérêts et votre formation.

4) Après les vacances, nous vous rencontrerons afin de vous faire répondre à un rapide questionnaire composé de deux parties. Tout d'abord nous vous demanderons d'évaluer la pertinence de chaque ressource sur une échelle de 1 à 5 et si vous la connaissiez avant ou non (via les cours ou votre connaissance personnelle). Ensuite, nous vous poserons quelques questions plus générales pour avoir votre ressenti. Une fois le questionnaire fini nous vous donnerons le bon d'achat.

Nous souhaitons pour le moment réaliser la phase de passage du questionnaire la 1ère semaine de mai à la fac de Lettres. Si cela vous pose un problème au niveau des dates ou du lieu, nous pourrions éventuellement nous arranger.

Nous voulons aussi vous rassurer sur le fait que nous n'aurons accès à aucune donnée personnelle de votre profil universitaire. Nous transmettrons uniquement vos nom et prénom au système informatique qui nous enverra en retour une liste de recommandations que nous vous présenterons.

Si l'ensemble vous convient, merci de nous renvoyer un mail nous indiquant que vous êtes d'accord pour continuer l'expérimentation. Nous sommes bien sûr disponibles pour toute question ou précision supplémentaire.

Cordialement,

Chloé Didierjean, Pierre-Edouard Osche

E Diagramme UML du programme Java

