

Partie 2 :

**Conception et
implémentation**

2.1 Introduction

l'ère du numérique, les utilisateurs sont confrontés à une quantité massive d'informations, ce qui rend complexe la recherche de contenus réellement adaptés à leurs besoins. Dans le domaine de l'apprentissage en ligne, cette surabondance peut devenir un obstacle à l'engagement et à la progression des apprenants. Face à ce défi, les systèmes de recommandation apparaissent comme des outils essentiels pour guider les utilisateurs dans leur parcours en leur proposant des contenus pertinents et personnalisés. Cette thèse s'inscrit dans cette problématique, avec pour objectif de concevoir un système de recommandation capable de s'adapter de manière continue à l'évolution du profil utilisateur. L'idée est de permettre au système non seulement de tenir compte des préférences initiales de l'utilisateur, mais aussi de suivre ses progrès, d'intégrer ses nouvelles attentes et d'anticiper ses futurs besoins en matière d'apprentissage. Pour atteindre cet objectif, l'approche adoptée repose sur une modélisation dynamique du profil utilisateur, enrichie en permanence par les données issues de ses interactions avec la plateforme. Cette modélisation évolutive permet d'ajuster les recommandations en fonction du comportement réel de l'utilisateur, et non sur la base d'un profil figé. Par ailleurs, une couche prédictive fondée sur des techniques avancées d'apprentissage profond permet d'analyser les séquences d'activités passées afin de prédire les contenus les plus susceptibles d'être utiles à l'utilisateur dans un avenir proche. En combinant cette analyse dynamique et prédictive, le système vise à offrir une expérience d'apprentissage réellement personnalisée, évolutive et sensible au contexte, en s'adaptant à chaque étape du parcours de l'apprenant.

Chapitre 2.1. Modélisation dynamique du profil utilisateur

2.1.1. Introduction

Dans un système de recommandation dédié à l'e-Learning, la qualité de la personnalisation repose en grande partie sur la justesse du profil utilisateur. Ce dernier permet de comprendre qui est l'apprenant, ce qu'il sait déjà, ce qu'il cherche à apprendre, et comment il interagit avec les contenus pédagogiques. Pourtant, ces éléments ne sont pas figés : un utilisateur évolue au fil du temps, acquiert de nouvelles compétences, revoit ses objectifs et peut même changer complètement de domaine d'intérêt. Il devient donc indispensable de concevoir une modélisation dynamique du profil utilisateur, capable d'accompagner cette évolution.

2.1.2. Description et modélisation du profil utilisateur

Le *profil utilisateur* dans un système de recommandation représente l'ensemble des informations permettant de caractériser un individu, notamment ses préférences, ses intérêts, ses comportements passés et ses objectifs. On distingue généralement deux grands types de profils : *les profils statiques* et *les profils dynamiques*.

Dans un *contexte d'apprentissage*, la différence entre ces deux types de profils est particulièrement cruciale. Un apprenant ne conserve pas toujours les mêmes besoins : il peut acquérir de nouvelles compétences, changer d'objectif pédagogique, ou développer un intérêt pour un domaine différent. Un système basé sur un profil statique risque donc de proposer des contenus inadaptés, voire obsolètes. En revanche, un profil dynamique permet de suivre l'évolution de l'utilisateur et de lui recommander des contenus alignés avec son niveau actuel, son rythme de progression et ses nouvelles aspirations. [54]

En ce qui concerne notre système, nous définissons un *profil hybride* composé du profil utilisateur, structuré à partir de *données statiques* telles que (le *genre du cours*, l'*année de création*, la *description*, le *nom du cours*, l'*ID du cours* et l'*ID de l'étudiant*). À cela s'ajoutent des *données dynamiques* qui évoluent selon l'activité de l'utilisateur, comme (les *notes attribuées*, le *pourcentage d'achèvement* des cours et le *nombre de vues*). Cette combinaison permet de capturer à la fois les informations fixes et les comportements d'apprentissage, offrant ainsi une base solide pour une recommandation personnalisée.

2.1.2.1 Modèles vectoriels : Chaque utilisateur et chaque cours est représenté sous forme d'un vecteur de caractéristiques numériques

- *Pour un utilisateur* : ce vecteur résume ses intérêts, compétences acquises, types de contenus préférés, historique des cours suivis, notes attribuées, pourcentages d'achèvement, et nombre de vues.
- *Pour un cours* : le vecteur encode des informations comme le genre auquel appartiennent le cours, l'année de création, la description, le nom, les compétences visées, le format, le nombre de vues, la note moyenne et le taux d'achèvement.
- Pour comparer, il suffit de calculer la similarité (cosinus ou euclidienne) entre deux vecteurs.

Exemple : Un utilisateur intéressé par la programmation Python, l'analyse de données et les cours pratiques pourrait avoir un vecteur proche de celui d'un cours « Data Analysais avec Python – exercices pratiques ».

2.1.2.2 Modèles sémantiques : Ces modèles s'appuient sur le contenu des cours (description, le nom, les compétences visées et les formats pédagogiques) pour construire une représentation plus profonde et conceptualisée.

A fin d'extraire une signification sémantique à partir des textes, les cours sont encodés à l'aide de la technique TF-IDF, qui mesure l'importance relative d'un terme dans un document par rapport à l'ensemble du corpus, en s'appuyant sur des méthodes de traitement du langage naturel (NLP).

Chaque cours est ainsi représenté dans un espace vectoriel sémantique, où la proximité entre vecteurs reflète la similarité de contenu pédagogique.

Cette approche permet de détecter des relations implicites entre cours (par exemple, deux cours qui traitent de la même compétence mais avec des formulations différentes).

Chapitre 2.2. Mécanismes de mise à jour du profil utilisateur

2.2.1 Introduction

Dans un environnement d'apprentissage en ligne, le profil utilisateur doit évoluer pour rester pertinent. Ce chapitre décrit trois mécanismes de mise à jour : la modification manuelle par l'utilisateur, l'ajustement automatique basé sur ses interactions, et la décroissance temporelle des préférences anciennes. Ensemble, ces approches permettent d'adapter continuellement le profil aux besoins et comportements réels de l'apprenant.

2.2.1. Modification manuelle par l'utilisateur

L'utilisateur dispose d'un espace personnel dans lequel il peut modifier à tout moment les informations de son profil. Cela inclut notamment des données telles que, son id, sa photo de profil, ainsi que ses préférences personnelles. Cette approche garantit une certaine transparence et un contrôle direct à l'utilisateur sur les données qu'il souhaite partager, tout en lui permettant d'ajuster son profil selon l'évolution de ses besoins ou de ses centres d'intérêt.

2.2.2. Mise à jour automatique basée sur les interactions

En parallèle, le système met en œuvre des mécanismes d'apprentissage automatique pour ajuster dynamiquement le profil de l'utilisateur en fonction de ses comportements. Parmi les indicateurs analysés, on retrouve :

- Le *temps passé* sur chaque ressource pédagogique (vidéos, articles, exercices, etc.), qui reflète l'intérêt ou la difficulté perçue ;
- La *séquence de navigation*, permettant d'identifier les parcours les plus fréquents et les thématiques privilégiées ;
- Le *taux d'abandon* des ressources ou des activités, qui peut signaler un désintérêt ou une inadéquation du contenu ;
- La *fréquence de connexion* et la régularité de l'activité, indicateurs du niveau d'engagement global de l'utilisateur.

Grâce à ces données, le système est en mesure d'adapter progressivement les recommandations, les notifications et même l'interface proposée, afin d'offrir une expérience d'apprentissage toujours plus personnalisée et pertinente.

2.2.3. Décroissance temporelle des préférences anciennes

Les préférences et centres d'intérêt d'un utilisateur ne sont pas figés dans le temps. Un apprenant peut, au fil de son parcours, développer de nouveaux objectifs, explorer de nouveaux domaines, ou simplement délaissier certains sujets. Afin de refléter cette évolution naturelle, le système intègre un mécanisme Ce mécanisme consiste à réduire progressivement l'importance des éléments du profil utilisateur qui ne sont plus sollicités ou mis à jour depuis un certain temps. Concrètement :

- Les *intérêts* non réactivés (par exemple, un domaine de cours que l'utilisateur ne consulte plus) voient leur *poids* diminuer au fil du temps ;
- De même, les *compétences déclarées ou détectées* mais non mobilisées dans de nouvelles interactions peuvent être considérées comme obsolètes ou moins pertinentes.

Ce processus contribue ainsi à une personnalisation plus précise, en phase avec l'évolution réelle des besoins et intérêts de l'utilisateur de *décroissance temporelle* (ou *time decay*).