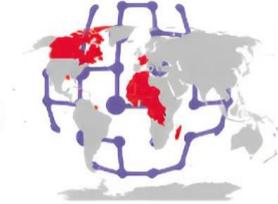


Revue **Francophone**



Ingénierie d'un système de recommandations de moyens de transport urbain en République Démocratique du Congo

Engineering of an urban transport recommendation system in the Democratic Republic of Congo

Ruphin NYAMI^a.

Philippe NKAYA^a.

a. Université Protestante de Lubumbashi (UPL) / Facultés des Sciences Informatiques

Les auteurs acceptent que cet article reste en libre accès en permanence selon les termes de la licence internationale Creative Commons Attribution 4.0



Résumé

Cet article met en exergue l'ingénierie logicielle pour la conception d'un système de recommandations basé sur le contenu et le filtrage collaboratif pour la suggestion de moyens de transport en milieu urbain. L'émergence de l'intelligence artificielle dans le quotidien de l'homme touche également le secteur de transport engendrant ainsi des innovantes intelligentes au point de d'influencer le choix de clients de transport en commun sur base de critères sécuritaires. Face à l'incertitude de prendre un taxi sécurisant, l'intelligence artificielle devient une solution pour aider l'homme de faire un choix en fonction du trajet à emprunter ou du partage de l'expérience des autres clients sur différents trajets. Ces suggestions sont faites par des métriques de similarité et des algorithmes de Machine Learning en se basant sur les classes instanciables par des applications informatiques. Nous utilisant la conception orientée objet pour présenter l'architecture fonctionnelle au moyen des modèles UML notamment les cas d'utilisation, le modèle d'interaction ainsi que le modèle de classes et le modèle de classes sur de recommandations. La modélisation est faite au moyen des artefacts de langage de modélisation unifié en abrégé UML (Unified Modeling Language). Il présente également un extrait d'une matrice cooccurrence de l'exemple du système TaxiReco.

Mots-clés : Transport intelligent ; Modélisation Orientée Objet ; Système de recommandation ; UML ; Filtrage collaboratif ;

Abstract

This article highlights the software engineering for the design of a recommendation system based on content and collaborative filtering for the suggestion of means of transport in an urban environment. The emergence of artificial intelligence in human daily life also affects the transport sector, thus generating intelligent innovations to the point of influencing the choice of public transport customers based on security criteria. Faced with the uncertainty of taking a safe taxi, artificial intelligence becomes a solution to help humans make a choice based on the route to take or sharing the experience of other customers on different routes. These suggestions are made by similarity metrics and Machine Learning algorithms based on class instantiable by computer applications. We use object-oriented design to present the functional architecture using UML models including use cases, the interaction model as well as the class model and the class model on recommendations. Modeling is done using unified modeling language artifacts, abbreviated UML (Unified Modeling Language). It also presents an extract of a co-occurrence matrix from the example of the TaxiReco system.

Keywords: Intelligent transportation; Object Oriented Modeling; Recommendation system; UML; Collaborative filtering;

Introduction

Depuis toujours, les révolutions scientifiques effectuent le clonage de la nature, du comportement humain pour faire assoir ses théorèmes. Que ça soit le Deep Learning, Machine Learning ou les systèmes de recommandations leur mode opératoire est axé sur la nature humaine. Les système de recommandations (SR) sont actuellement en vogue et sont omniprésente dans tous les systèmes d'e-commerce, d'enseignement visant à suggérer du contenu en harmonie (préférences, goût, favoris) avec le profil d'un utilisateur ou de l'avis de la communauté sur un contenu donné(Jannach et al., 2010a). Ces systèmes intelligents appliquent le filtrage de l'information en vue de suggérer, proposer du contenu proche et diversifié (*Hooked*) susceptible d'intéresser l'utilisateur afin d'améliorer l'expérience utilisateur(Claessens & Collart, 2014). Le SR apporte un gain de temps pour l'utilisateur d'une part, et augmenter le bénéfice tout en fidélisant la clientèle pour l'entreprise d'autre part. Pour tout système B to C, les recommandations sont importantes pour anticiper les besoins du client pour ne pas le perdre(Felfernig et al., 2015). Qu'il soit basé sur le profil de l'utilisateur ou le filtrage collaboratif visant le partage de l'expérience des autres utilisateurs, le SR reste un système logiciel composé d'une grande masse de données modélisable et structurable au moyen des outils de l'ingénierie Logicielle d'un côté et un ensemble d'algorithmes de Machine Learning de l'autre côté. Les données sur lesquelles se basent le SR sont collectées par l'évaluation directe de l'utilisateur sur de taxis dans lesquels il a pris place à bord, noté, commenté, aimé ou apprécier le comportement du conducteur ; ou indirectement en tenant compte du temps passé devant un taxi, la distance parcourue dans le taxi. Cela constitue un espace multidimensionnel où l'on a d'un côté les taxis pris et en barycentre les utilisateurs ; avec possibilité d'extraire de ces données une matrice de Cooccurrence entre taxi ou entre utilisateurs à l'aide de métriques de similarité. Tous ces composants structurellement indépendants sont exploités par les SR et doivent être très bien conçus, modélisés afin de permettre bon nombre de métriques et d'algorithmes de fonctionner correctement. La plupart de techniques utilisées par les SR se base sur les concepts comme : Note allouée par échelle de valeur, Items (taxi) qui est constitué de métadonnées, utilisateur, profil utilisateur, Chauffeur de taxi, Catégorie du taxi, trajet habituel du taxis, commentaire, assurance, de similarité inter utilisateur pour arriver à faire de recommandations. Chacun de ces éléments peut être

structuré en variables qui mis ensemble forment un dataset. Tous ces éléments forment un écosystème dont chacun joue un rôle à spécifier en amont avant de la réalisation d'un SR. Ignorer cet aspect de chose revient à mettre en place un SR sélectif et non exhaustif aux approches non matricielles comme les règles d'associations, approche basée graphe ou le réseau de neurones. Dans le contexte de transport urbain, le SR apport une assurance de la part du client en suggérant de taxi certifié par le service de transport urbain et de service de sécurité selon le trajet. La prolifération de cas d'enlèvement par les taximen a plongé la population dans un climat d'incertitude et de doute d'arriver à la destination sans bavures de transport. Par ailleurs, l'identification de véhicules de transport ou l'obligation de peindre en jaune tout véhicule de transport n'a fait qu'augmenter les cas d'enlèvement et montrer ainsi ses limites. Cet article se base sur les techniques d'ingénierie logicielle afin de modéliser un SR utilisant deux familles d'algorithmes à savoir : content based (profiling), collaborative filtering. Ainsi dans ce papier nous examinons la question de savoir « *Comment concevoir un modèle de données d'un système de recommandations de taxi urbain optimales, évolutif et capable de procurer une assurance pour les usagers ?* ». Les données d'étude reposent sur les observations des cas d'enlèvement communément appelés « Kidnapping » relatifs à la prise de transport en commun dans la ville de Lubumbashi. Après plusieurs arrestations des auteurs, nous discutons ici des conditions de choix de taxi à prendre et la complexité de ce choix. Partant de données empiriques viables, l'étude modélise un système comme un orchestre d'objets informatiques pour construire un système intelligent de recommandation. Pour arriver à répondre à cette question, l'article est subdivisé en trois points :

Le premier présentera l'état de l'art sur les systèmes de recommandations.

Le second point présente le problème de recommandation de taxis urbain.

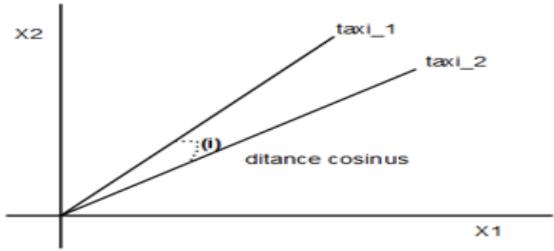
Le troisième enfin parlera de la conception de notre système de recommandations.

1. Etat de l'art

Le domaine du e-commerce est sans cesse soumis à de nouveaux concepts, approches visant la satisfaction de deux parties (l'utilisateur et le fournisseur). Evoquer un système de recommandation fait penser à Amazon, à You Tube, Facebook ou à NetFlix qui sont des plateformes utilisant le SR. Pourtant, au début des années 1990, le système de recommandation

comme Tapestry(Jannach et al., 2010a), Grouplens, Ringo étaient déjà utilisé respectivement pour le filtrage et partage de l'information, recommandation de nouvelles sur Usenet et la recommandation musicale (Ménard, 2014). Ces applications ont tous un point commun : celui du partage de l'expérience. Le principe est « je test quelque chose, je peux la recommander à un ami proche que ça soit vêtements, films, morceau musicale ou un met du restaurant tout comme un taxi.». Par exemple sur Facebook il existe de groupes dits « je t'explique et je recommande ». Les systèmes de recommandation constituent donc un mécanisme logiciel des suggestions d'« Item » à un « Utilisateur » en fonction de ses préférences goûts et habitudes (Jannach et al., 2010b). Les systèmes de recommandation visent deux objectifs à savoir : le filtrage de l'information et la présentation du contenu informatif harmonieux qui est susceptible d'intéresser l'utilisateur. Ils utilisent les techniques du Machine Learning (arbre de décision, les réseaux de neurone, la classification de naïve bayésien,...) pour apprendre les préférences de l'utilisateur afin de lui suggérer un contenu proche(Felfernig et al., 2007) (El-Dosuky et al., 2012). Généralement, les SR utilisent les métriques de similarités pour mesurer les ressemblances entre ce que existe dans le catalogue, base de données et les préférences de l'utilisateur(Castagnos et al., 2014; Kembellec et al., 2014). Les similarités(Kembellec et al., 2014) sont mesurées dans le cadre de systèmes de recommandation soit en calculant la distance cosinus pour mesure le cosinus de l'angle entre deux vecteurs projetés dans un espace multidimensionnel comme illustré dans la Figure 1; soit la corrélation visant à *calculer les similitudes ou les dissimilitudes* entre les observations ou les variables comme illustré la formule (a), (b) suivante ; *la classification bayésienne* ; *le TF-IDF*(Mishra & Urolagin, 2019) *utilisé dans le traitement de langage naturel pour mesurer la fréquence d'un mot dans un document* ; *la distance euclidienne mesurant la distance entre deux points dans un espace à deux dimensions* ; *l'algorithme de K plus proche voisin* souvent utilisé comme algorithme de classification, en partant de l'hypothèse que des points similaires peuvent être trouvés les uns à côté des autres (mesurer les éléments les plus proche.

(a)

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$


(b)

$$\text{Corr}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x') (y_i - y')}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x')^2 \sum_{i=1}^n (y_i - y')^2}}$$

Bien que les algorithmes d'apprentissage automatique jouent un rôle primordial dans les systèmes de recommandation, il faut reconnaître l'apport important de différentes approches de filtrage de l'information (Fournier-S'niehotta et al., s. d.; Mokhtar-Annaba, 2016). Trois approches sont utilisées à savoir (Jannach et al., 2010b) : le filtrage collaboratif (collaborative filtering en anglais), le filtrage basé sur le contenu (Content based) ou le profiling et le filtrage hybride.

1.1. Le filtrage collaboratif

Le filtrage collaboratif « *Dis-moi ce qui te intéresse plus la communauté.* » vise la convergence de profils de plusieurs utilisateurs sur un contenu quelconque afin d'en proposer à l'utilisateur. L'homme s'assimile tout le temps à ces paires du groupe dont il fait partie. Donc, l'opinion du public groupe, a un impact non négligeable sur le caractère d'un individu. Le filtrage est une vieille approche la plus couramment utilisée (Ménard, 2014) (Intema et al., 2010). Elle se base sur les avis, notes ou commentaires donnés par un ensemble une communauté d'utilisateurs sur un ensemble d'items. Il s'agit de croiser les navigations des utilisateurs pour profiter les uns les liens entre les métadonnées recueillies sur les autres. La relation entre les items et l'utilisateur se fonde sur le principe hypothétique que « les utilisateurs qui ont toujours aimé les mêmes items avec un utilisateur X, aiment aussi les items là, il est donc important de le lui suggérer » (Tajbakhsh & Bagherzadeh, 2016). Aujourd'hui le système a atteint un niveau

où nos contacts privés sur téléphone ou les réseaux sociaux sont exploités comme critères de similarités aux contenus du Web(Moreno Barbosa, 2014). Par exemple, pour recommander des taxis à un usager X, un système de filtrage collaboratif applique différentes méthodes de corrélation de nos contacts, usagers voisins qui ont des préférences et empruntant le trajet similaires, c'est-à-dire qui apprécient de manière similaire les mêmes taxis ou le portement d'un chauffeur. Ainsi, seuls les taxis les mieux appréciés, n'ayant pas fait l'objet d'une poursuite judiciaire grave par ses pairs seront recommandés à l'utilisateur X pour le trajet Y.

Par ailleurs, plusieurs algorithmes de filtrage collaboratif se voient regrouper en deux suivant la technique utilisée(Benouaret, 2017) : la technique à base de mémoire ou heuristique (memory-based/ heuristic-based) et la technique basés sur les modèles (model-based)(Ménard, 2014). Les algorithmes à base de mémoire(Kouadria & Nouali, 2014) prennent en compte l'exhaustivement des avis des utilisateurs disponibles tandis que ceux à base de modèle, bien qu'ils soient aussi basés sur les évaluations disponibles des usagers, mais les usagers sont en amont par groupes séparés, les modèles sont construits par groupe distinct. Chaque usager se voit allouer une prédiction en fonction de son profil.

1.2. Le filtrage basé sur le contenu (profiling)

Comme son nom l'indique, le système de filtrage à base de contenu adhère au principe selon lequel « Montre-moi plus ce qui ressemble à mes préférences » pour recommander des items à un utilisateur. La corrélation se basant sur la description ou le contenu des items pour produire une matrice de cooccurrence(Arnautu, 2013). Pour notre système de recommandation de taxi, le processus doit donc commencer par une collecte d'informations sur les items (par exemple, la plaque, genre, chauffeur, trajet, nombre de sièges, assurance, année de mise en circulation, casier judiciaire du chauffeur, commentaires, nombre de d'accidents, etc., d'un taxi). Le système de recommandation va ensuite extraire un certain nombre de caractéristiques propres à un item, afin de pouvoir recommander à l'utilisateur de nouveaux items possédant des propriétés similaires. Ainsi, un tel système va tenter de comprendre les similitudes entre les taxis auxquels un usager a octroyé de fortes notes dans le passé (chauffeurs spécifiques, trajet emprunté, état du véhicule, avis de la police de circulation routière et de services de sécurité, etc.). Ainsi les taxis ayant une similarité proche de 1 avec les taxis précédemment bien notés lui seront

recommandés. Généralement, les items de types documents web sont pris en compte par les systèmes de recommandation ; au regard des profils utilisateurs, les systèmes de recommandations connaissent une valeur ajoutée par rapport aux préférences explicites des utilisateurs. Par exemple en disposant les informations sur un usager qui a toujours pris une catégorie de taxi n'ayant pas fait l'objet d'une poursuite judiciaire ou d'un chauffeur non d'une bonne moralité, cela facilitera au système de recommandations de faire une prédiction exacte.

1.3. Le filtrage hybride

Ce mécanisme de filtrage consiste à élaguer le dualisme de deux approches précédentes, afin d'optimiser le rendu. De nombreuses techniques sont envisagées afin d'y parvenir (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Notamment la dualisation de deux techniques ; imbibition du filtrage à base de contenu dans celui collaboratif ou inversement. (exemple) Nonobstant leur caractère incontournable, les systèmes de recommandation demeurent critiquables donc limités sur certains aspects (Ménard, 2014) (Benouaret, 2015) à savoir : premièrement le problème de démarrage à froid (Cold Start : nouveau utilisateur sans historiques de navigation) cela engendre un coût pour trouver les taxis en harmonie avec lui. Dans ce cas toutes les techniques de filtrage paraissent limitées pour couvrir ce cas de figure. Egalement pour un taxi nouvellement mis en circulation qui n'a jamais été noté dans le passé, aucune corrélation n'est alors disponible. Il en est de même pour un chauffeur dilettante sans expérience. Le second défaut provient de la prise en compte aveugle des évaluations des utilisateurs usurpateurs (malfrats) qui, le mobil est d'influencer les recommandations de leur taxi pour satisfaire leur besoin. Il peut arriver que la carence d'évaluations soit constatée. Dans ce cas, les avis divergents des utilisateurs selon leur classes sociales, revenus rend la tâche difficile aux systèmes de recommandation basé sur le filtrage collaboratif. Le système de recommandation procède généralement par ressortir une matrice de cooccurrence entre items ou entre usagers pour ressortir les ressemblances. Cependant le problème n'est de loin d'être à deux dimensions. Le problème est donc multidimensionnel et les appréciations varient selon le temps, selon que l'usager est en situation d'urgence, en bonne santé économique, en période de pointe (jour ou heure de la rareté de taxi) ou dans un espace (coin) non achalandé par les taxis. En outre, les appréciations d'un utilisateur peuvent varier selon les liens anthropologiques

qu'il entretient avec un chauffeur, le degré de conflictualité ou de problèmes personnels avec un taxi quelconque. Donc aucune appréciation objective n'est possible. Les résultats de recherches stipulent qu'il faut développer des systèmes intégrant des éléments contextuels et des critères multiples pour solutionner un problème de recommandation. Cependant cette prise en charge multicritères oblige toute catégorie confondue d'utilisateurs d'émettre leurs avis ce qui gourment en temps.

2. Problème de TaxiReco

L'expansion et l'augmentation démographique dans les villes ont augmenté considérablement la demande dans le domaine de transport (Offner, 2002). Par ailleurs, la distance séparant les travailleurs du centre-ville où est concentrée la quasi-totalité des activités commerciales obligent les usagers de prendre un moyen de transport de son choix notamment le véhicule de transport communément appelé « taxi » ou la moto communément appelé « wewa » ou « manseba » et le tricycle communément appelé « petit A » pour la atteindre le centre-ville en aller tout comme retour. Durant le trajet il se passe plusieurs bavures notamment : la non-parvenue à la destination communément appelé « demi-terrain ou kimbirikité » consistant à encaisser le montant de la course et ensuite faire descendre les clients à une autre destination autre que celle convenue pour de cupidité. Un fléau rencontré dans le trajet de parcours relève de taux de moralité trop inférieur à la moyenne de certains conducteurs de taxi qui profitent des insultes, maltraitance ou la surfacturation du trajet ; ce que bon nombre des usagers désapprouvent et cela installe une insécurité pérennante. De surcroit, l'opération d'enlèvement de passagers où le malfrat utilise le moyen de transport comme guet-apens pour violenter, tuer, extorquer voire exiger de sommes colossale pour la libération. De plus l'in traçabilité d'un moyen de transport rend la tâche très ardue à la justice. Ainsi la population vit quotidiennement dans la crainte de tomber entre les mains de malfrats. Malgré la multitude de services commis dans le domaine de transport urbain (ACCECO : Association de Chauffeurs du Congo, Mairie, Bureau 2, Police de Circulation routière, service de sécurité,...) l'insécurité liée au moyen de transport reste permanent. Ces exemples montrent à suffisance l'inefficacité de la politique de sécurité mise en place par les autorités vu la complexité de méthodes employées par les ravisseurs. Avec l'évolution scientifique dans le domaine d'intelligence artificielle (IA) et de

Machine Learning (ML), ce problème reste soluble. Dans la section 3 suivante, nous abordons la conception d'un système de recommandation « TaxiReco » pour permettra à la population de savoir les taxis à prendre et avec assurance d'arriver à la destination.

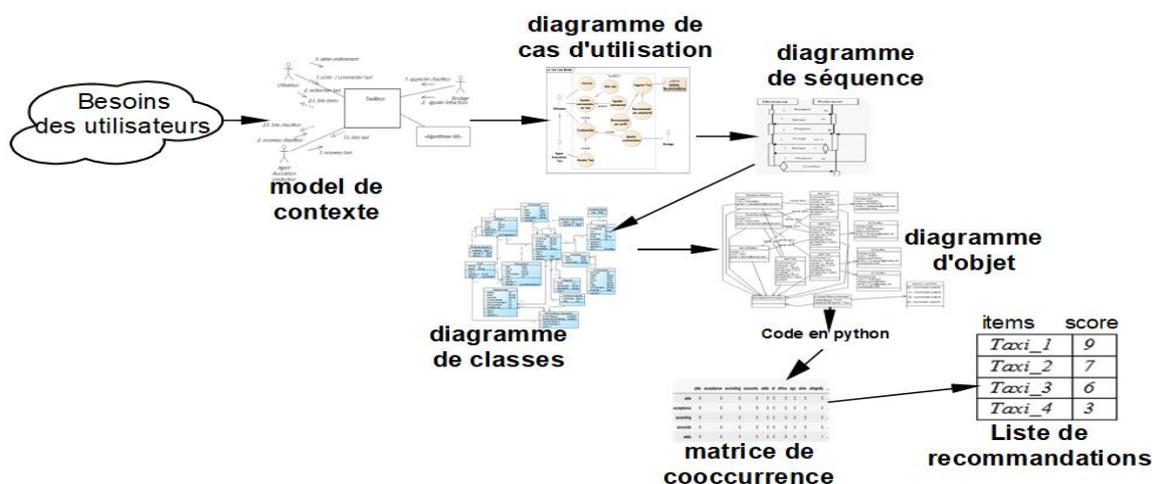
3. Ingénierie du système de recommandations

L'ingénierie d'un système de recommandation exhalée dans cet article fait appel à la technique de modélisation de la démarche d'UP (Unified Process) avec le langage de Modélisation Unifié UML (Unified Modeling Language). Le Processus Unifié (UP, pour Unified Process) est une démarche de développement logiciel basée sur quatre principes à savoir : *itératif et incrémental* où le projet est divisé en itération de courte durée (tout au plus 4 semaines afin de maîtriser la complexité et de favoriser une livraison fréquente des solutions utilisables) (Roques, 2008). Chaque itération passent par un ensemble d'étapes indissociables pour produire une solution exécutable ; centré sur l'architecture (le projet est découpé en ensemble de composants ineffaçables et indépendants pour besoin de la maintenance) ; conduit par les cas d'utilisation (chaque phase de développement utilise un certain nombre d'artefacts qui ont comme origine le besoins des utilisateurs ; et piloté par les risques (toute activité commence par identifier les risques éventuels dès de le début pour éviter les risques de dérive. Le processus unifié utilise le langage de modélisation UML pour la représentation de facettes du système à développer. Ce langage est constitué d'un ensemble de diagrammes ayant chacun de pictogrammes distincts pour représenter les éléments du système.

3.1. Méthodologie

La méthodologie utilisée dans système de recommandation suit le schéma suivant : l'Analyse de besoins des utilisateurs sur la recommandation de taxis ; la modélisation du contexte du système afin de comprendre les responsabilités du système ; l'identification de besoins des utilisateurs sous forme de cas d'utilisation afin UML(Roques, 2008) ; la modélisation des interactions entre l'acteur et le système de recommandation dans un diagramme de séquences système ; affinage de classes de conception ; instantiation des objets du système de recommandation ; construction de la matrice de cooccurrence et l'extraction de recommandations comme illustre la figure 1 suivante.

Figure 1—schéma de la démarche utilisée

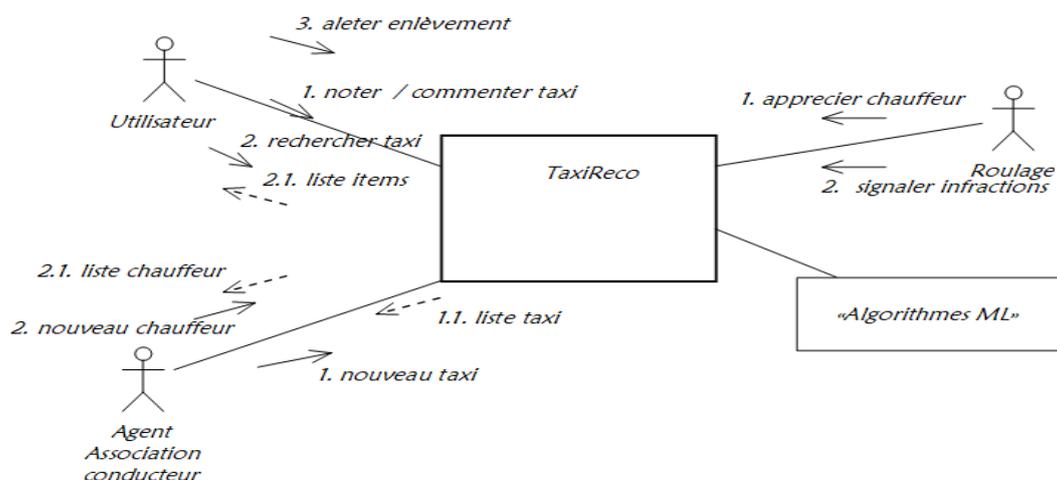


Source —Auteurs

3.2. Contexte d'utilisation du système de recommandation TaxiReco

Généralement le système de recommandation est conçu pour faire de suggestions d'un élément précis (livre, musique, taxi). Il en est de même pour le système « TaxiReco » qui prend en compte les appréciations de différents utilisateurs (clients de taxi), les opérations d'agents d'association de chauffeurs (ACECO : Association de chauffeurs du Congo, AMO : Association de Motars et celui de Tricycle) ayant pour responsabilité chacune d'affilier un chauffeur, d'ajouter un nouveau taxi ; et les appréciations des agents de circulations ou routières sur la conduite de chauffeurs. Toutes ces données seront ensuite exploitées par le SR pour faire de recommandations précises aux usagers. La Figure 2 suivante montre le contexte d'utilisation du SR où un acteur Utilisateur est relié au système pour noter/commenter/alerter un enlèvement. En réponse, le système propose la liste de taxi en harmonie avec ses préférences. On y trouve un acteur « Agent Association de chauffeurs » qui ajoute de nouveaux taxi, fournir les métadonnées sur le chauffeur, le trajet, lieu de stationnement (Arrêt) ainsi que la cotation. L'acteur Police de Circulation Routière « Roulage » fourni les informations sur les chauffeurs récidivistes dans la conduite routière, les taxis utilisés comme guet-apens. Enfin le dernier acteur retenu c'est les algorithmes de Machine Learning qui exploitent les données recueillies de différents utilisateurs afin de faire de recommandation.

Figure 2—Diagramme de contexte du SR TaxiReco



Source : Auteurs

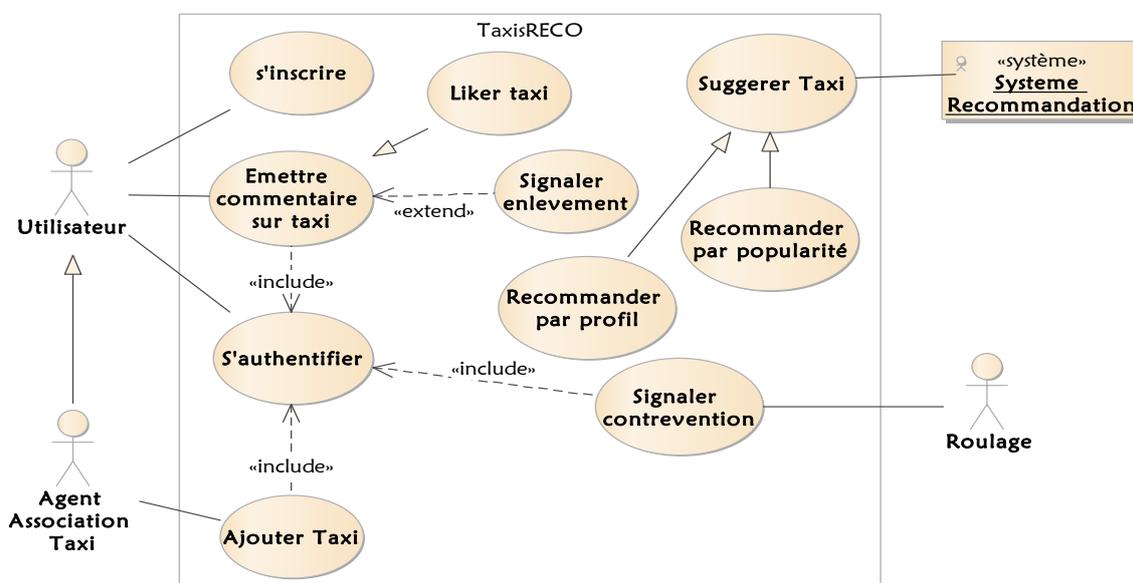
3.3. Besoins fonctionnelles du système TaxiReco

Tout système logiciel est conçu pour satisfaire des besoins spécifiques exprimés par des utilisateurs. Ainsi la première étape consiste à recenser les cas d'utilisations de chaque acteur retenu comme participant final de notre système SR (NYATE et al., 2023). Ainsi les besoins fonctionnelles retenus pour le système TaxiReco sont les suivantes :

- Cas d'utilisation « **S'inscrire** » : cette fonctionnalité permet à chaque usager de s'inscrire dans notre système afin de noter/ commenter, rechercher un taxi ou alerter un fait
- Cas d'utilisation « **S'authentifier** » : permet à chaque usager de s'authentifier au système pour générer une session utilisateur.
- Cas d'utilisation « **Ajouter taxi** » : le système SR concerne de taxis lesquels sont gérés par des associations qui en ajoute en fournissant de métadonnées nécessaires pour le système de recommandation; de plus, chaque association de chauffeurs apprécie au quotidien les comportements de ces membres.
- Cas d'utilisation « **Signaler contreventions** » : cette fonctionnalité permet à un agent de la Police de Circulation Routière de signaler un comportement suspect d'un conducteur ;

- Cas d'utilisation « **Suggérer taxis** » : cette fonctionnalité fournit la liste en fonction des similarités. La Figure 3 montre sous forme de cas d'utilisation les fonctionnalités de TaxiReco.

Figure 3—Diagramme de cas d'utilisation du SR TaxiReco



Source : Auteurs

De ces fonctionnalités, nous allons à titre illustratif décrire le processus d’authentification d’un utilisateur, le processus d’émission des évaluations (noter, commenter) et celui de suggestion de taxi dans le système de recommandation comme le démontre le tableau 1 suivant.

Tableau 1—Description de Scénarios : Authentification au système TaxiReco

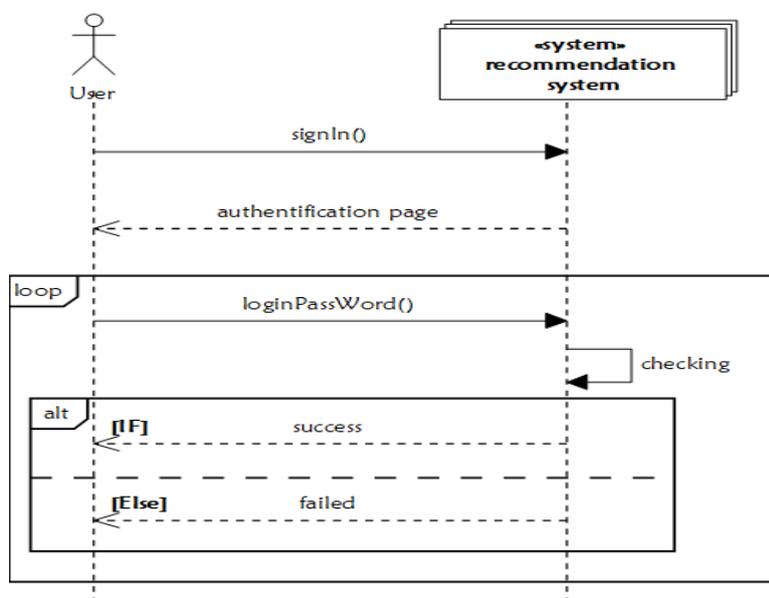
Acteur	Système de recommandation
<ol style="list-style-type: none"> 1. L'utilisateur demande accès au système 2. Il renseigne le login et mot de passe 	<ol style="list-style-type: none"> 1.1. Le système affiche la page d'authentification 2.1. Le système Test si oui le login et mot de passe sont corrects 2.2. Si oui le système affiche la page de recommandation 2.3. Sinon l'utilisateur est invité de ressaisir les coordonnées et le processus reprend l'étape 2

Source : Auteurs

La figure 4 suivante consolide cette description le diagramme de séquence montrant un utilisateur d'un côté et le système de l'autre côté.

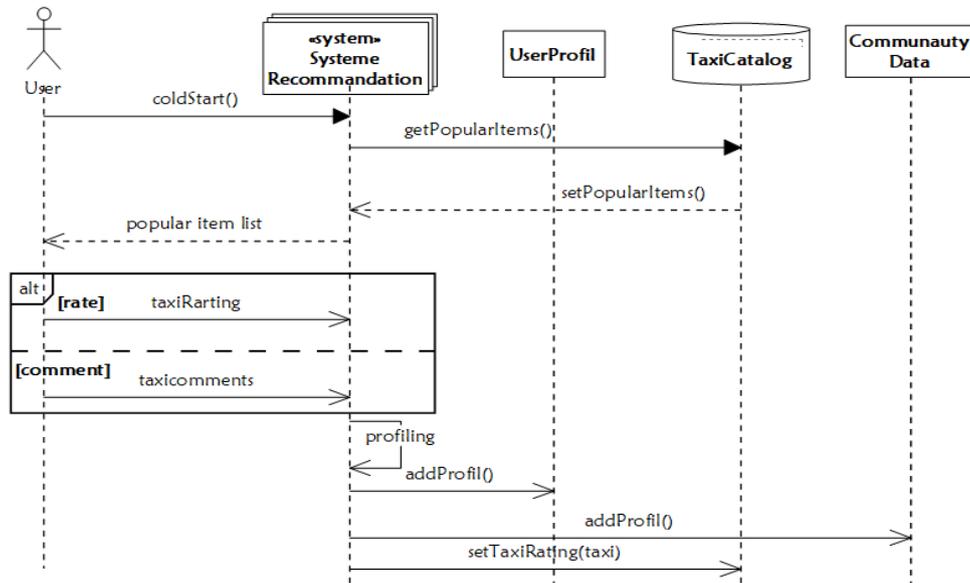
Pour illustrer le problème de démarrage à froid, le Figure 5 suivante illustre le scénario où un nouvel usager arrive sur la plateforme « TaxiReco » ; sans historique ni expérience de navigation, le système passe la main au Catalogue de Taxi pour au moyen de métriques de décider quel item recommandé à cet utilisateur. Une fois afficher, l'utilisateur peut évaluer (commenter, noter en étoile) un taxi ce qui permettra au système de recommandation d'avoir le profil utilisateur.

Figure 4—Diagramme de séquence d'authentification



Source : Auteurs

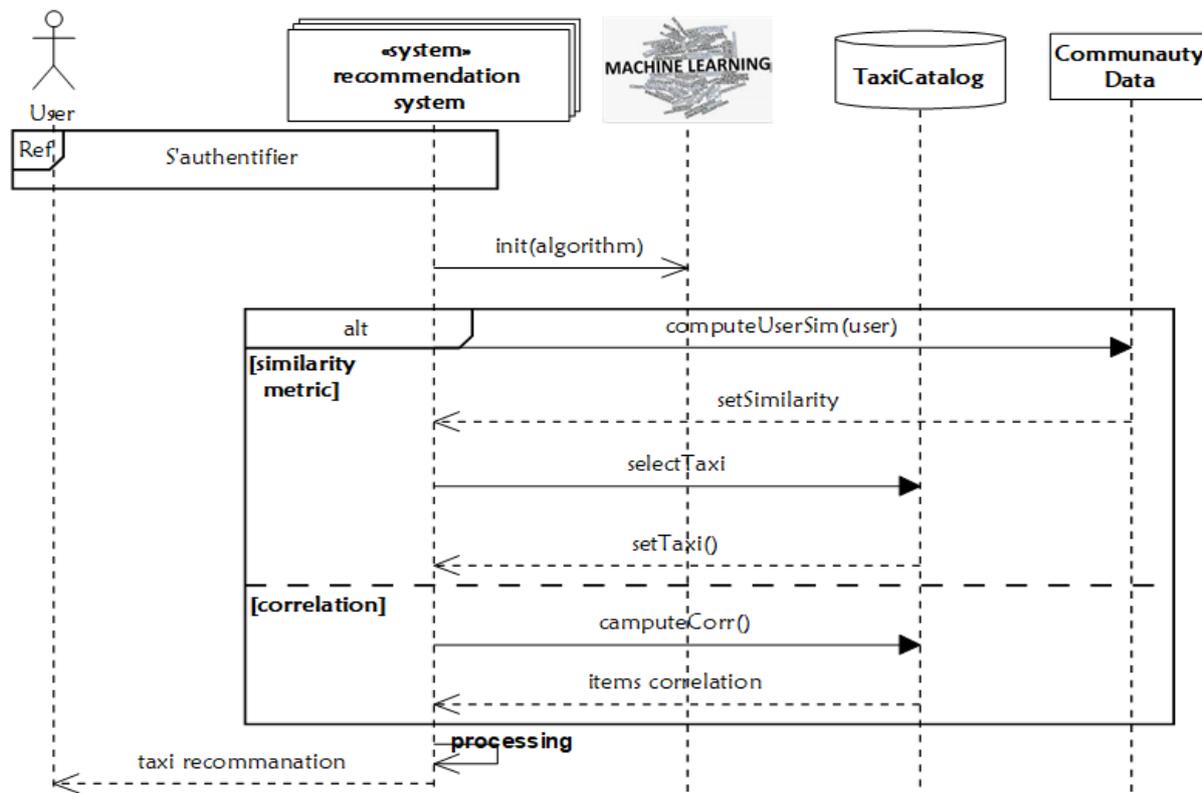
Figure 5—Diagramme de Séquence : démarrage à froid



Source : Auteurs

Dans le cadre d'un filtrage collaboratif, le système dispose déjà les données communautaires (évaluations), un catalogue de taxi disponible à proximité en attente de l'authentification de l'utilisateur. Une fois l'authentification réussie, le système récupère, la cession utilisateur passe la main aux algorithmes de Machine Learning afin de calculer soit la similarité entre utilisateurs, soit la corrélation entre taxi avant de sélectionner les taxis préférés par l'utilisateur connecté comme illustré dans la Figure 6 suivante.

Figure 6—Diagramme de séquence : Filtrage collaboratif

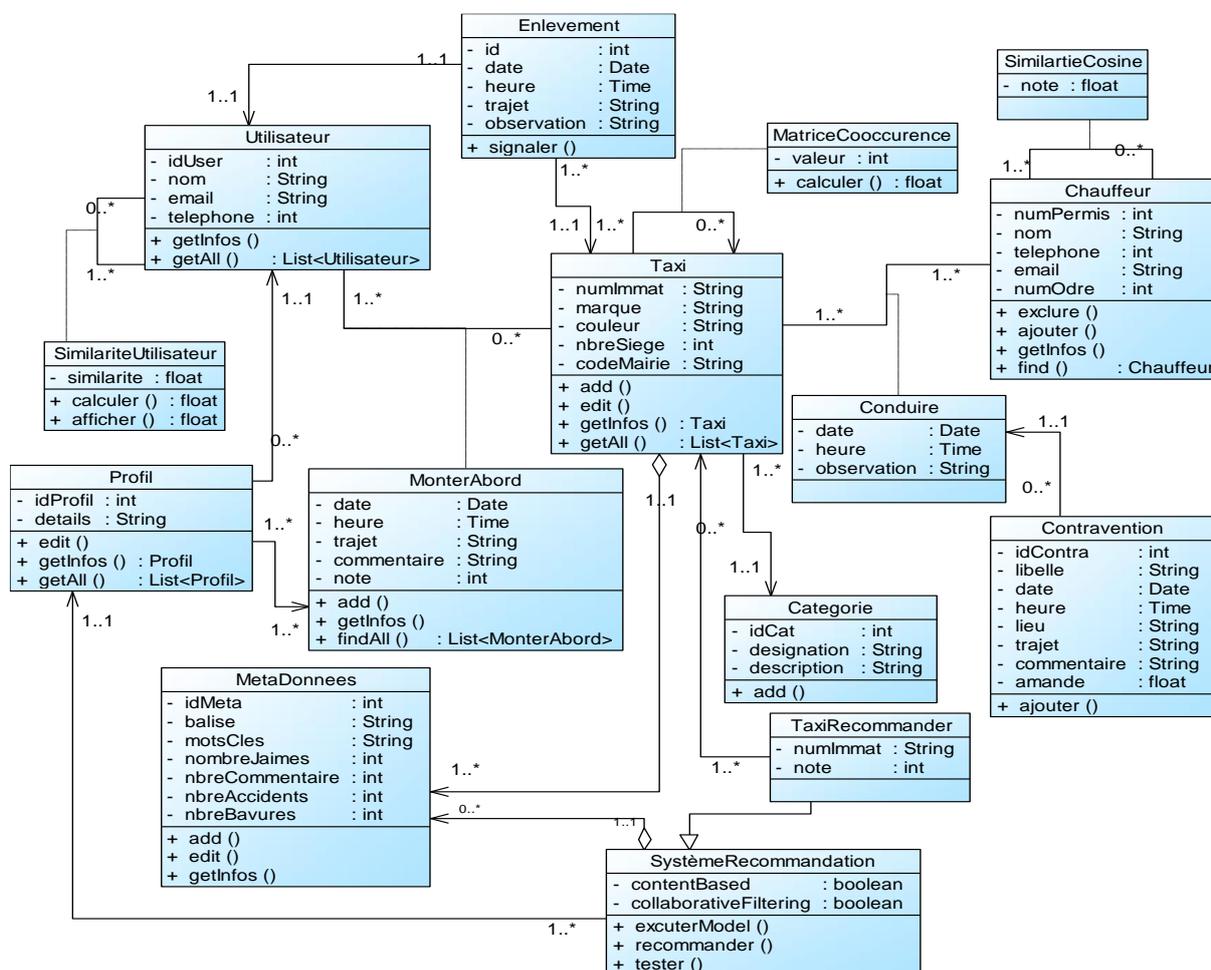


Source : Auteurs

3.4. Structuration en classe d'un système de recommandation

Généralement les algorithmes de Machine Learning ont besoin d'un jeu de données sur lequel est appliqué les métriques de similarités pour faire de recommandations (Offner, 2002). L'obtention du DataSet est faite par l'extraction, la transformation et le nettoyage de données issues de sources diverses ou carrément en concevoir partant de besoins des utilisateurs. Ce jeu de données (DataSet) est souvent par plusieurs variables structurées ou non. Ces constituants (items) peuvent être représentés en classes UML contenant d'attributs issus de métadonnées fournis. La Figure 7 illustre le modèle de classes conçue pour le besoin du système.

Figure 7—Diagramme de classes du système TaxiReco



Source : Auteurs

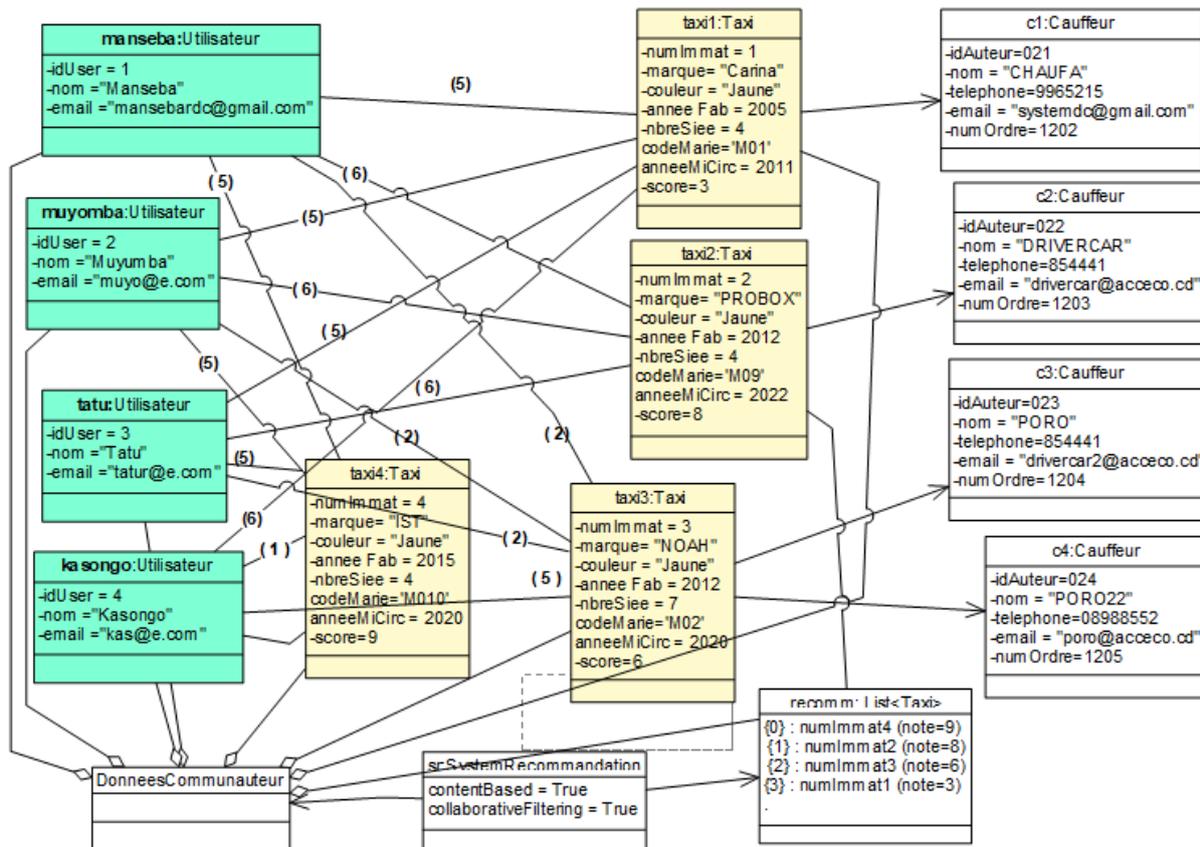
Pour le système de TaxiReco, l’item à recommandé est le taxi qui, est constitué d’attributs suivants : n° d’immatriculation, la marque, la couleur, le nombre de sièges, n° d’ordre de la Mairie, année de fabrication, année de mise en circulation. En outre, lors de sa mise en circulation, un objet taxi est agrégé par une métadonnée notamment : le trajet, mots-clés, nombre d’accidents, notes attribuées, commentaires, fréquence de contravention, nombre d’accidents. Un taxi est enregistré conjointement avec le chauffeur dans une ligne d’où la nécessité d’une classe « Chauffeur ». Chaque Taxi dispose d’une police d’assurance, d’une catégorie qu’il faut prendre en compte dans les recommandations ; de plus, un taxi dispose d’une similarité avec d’autres taxis. Par ailleurs, le taxi est emprunté par les usagers ainsi le

concept utilisateur est retenu comme classe avec a comme attribut : idUser, nom de l'utilisateur, email et le téléphone. Chaque utilisateur a un Profil, une similarité avec d'autres utilisateurs.

A une période donnée un usager peut prendre place à bord d'un taxi et autant de fois « MonterAbord ».

Les systèmes de recommandation manipulent les données regroupées dans la plupart du temps d'objets dont l'évolution et le comportement sont difficiles à spécifier car changeant au cours du temps (Saint-Marcel et al., s. d.) (Laouar & Oubadi, 2020). Le système de recommandation de taxi manipule les objets repris dans la Figure 8 suivante. Les items sont des instances de classes tandis que les associations (trait plein) représentent les notes allouées aux items. Ainsi chaque objet utilisateur est relié avec l'instance de taxi dont il a pris place à bord par une association bidirectionnelle. Chaque association est notée par une échelle de 10 suivant l'appréciation de l'objet utilisateur.

Figure 8—Diagramme d'objets de TaxiReco



Source : Auteurs

3.5. Extraction de la matrice de cooccurrence

Partant du diagramme d'objets précédent, nous construisons une matrice de cooccurrence en proposant les principes suivants :

- Chaque instance de la classe « Utilisateur » devient une ligne de la matrice ;
- Chaque instance de la classe « Taxi » devient une colonne de la matrice
- Chaque poids d'une association entre deux objets devient une note attribuée à l'objet taxi X par un objet utilisateur Y
- L'absence d'association implique l'absence de connaissance d'un objet utilisateur Y pour ce taxi.

Pour l'approche basée sur la similarité entre les utilisateurs. Nous transformons le digramme d'objet ci-haut en une matrice M [Utilisateur x Taxi] illustrée dans le tableau 2 suivant :

Tableau 2—Matrice M (Utilisateur x Taxi)

<i>M</i>	<i>Taxi_1</i>	<i>Taxi_2</i>	<i>Taxi_3</i>	<i>Taxi_4</i>
<i>Manseba</i>	5	6	2	?
<i>Muyomba</i>	5	6	2	5
<i>Tatu</i>	5	6	2	5
<i>Kasongo</i>	6	?	5	1

Source : Auteurs

Dans cette matrice, nous avons 4 objets utilisateurs à savoir : Manseba, Muyomba, Tatu et Kasongo. Manseba a pris place à bord de taxi 1, 2, et 3. Les données du tableau montrent que Manseba a apprécié la conduite et les conditions du Taxi_1, Taxi_2 et désapprouvé le Taxi_3. Cependant Manseba n'a aucune idée du Taxi_4. Muyomba est monté dans les taxis 1, 2, 3 et 4 ; il aimé les taxis 1, 2 et 4. Tout comme Manseba les conditions du taxi 3 sont risquées.

Tatu a pris place à bord des taxis 1, 2, 3 et 4. Il aimé les taxis 1, 2 et 4 en décrivant les conditions Kasongo a aimé les taxis 1, 3 et n'a pas apprécié le taxi 2 et le taxi 4

Il ressort de cette matrice le constat suivant : Manseba, Muyomba et Tatu avez la même évaluation pour les taxis 2 et 3. Tu et Muyomba ayant évalué positivement le le taxi 4, le SR considère que Manseba aussi appréciera le taxi 4, Il va se dire que c'est fort probable que Manseba aussi aime le taxi 4, il va donc te le recommander

Conclusion

Cet article avait comme objectif de concevoir un système de recommandation dans le domaine de transport urbain afin de pallier aux problèmes d'enlèvement et de bavures quotidiennes dont sont victimes les usagers. Le mobil d'un tel système est de capter l'attention des usagers en leur offrant des suggestions de taxis supposés sécurisants et correspondant à leurs préférences. Leurs opinions libres ou non et celles de services de sécurité constituent une base de connaissances utile pour un moteur de recommandation. Cette base de connaissance dynamique est exploitée par les algorithmes de Machine Learning, métrique de similarité, corrélation aux de techniques de filtrage (collaboratif, basé sur les contenu et le filtrage hybride) pour cibler les préférences d'un usager de taxi afin de produire une liste de recommandations nécessaires à la sécurisation de la vie humaine.

Nous avons construit un modèle fonctionnel de besoins des usagers au moyen de diagramme de contexte dynamique et cas d'utilisation. Nous avons exhibé le dynamisme de fonctionnement d'un tel système par de diagramme de séquences et structuré les items sous forme de classes de montrer que l'organisation logique d'un système de recommandation corrobore avec le paradigme orienté objet (classe). Pour faciliter la transition du modèle objet aux matrices manipulées par un tel système, un diagramme d'objet a été présenté avec des associations notées. Ce diagramme d'objet peut être transformé en matrice aux moyens de règles de dérivation proposées.

Porteuse de convictions sur la libre circulation et la sécurisation de la vie humaine dans une ville, cela impose, en termes d'éthique, dans la protection de la population, notre positionnement dans la lutte contre la criminalité urbaine. En outre, l'investissement dans le domaine d'intelligence artificielle fait partie de nos domaines de prédilection. Cette étude vise à promouvoir non seulement les recherches dans les villes intelligentes mais aussi la sécurisation intelligente de villes face à la criminalité de tout bord. La police de circulation routière et de la lutte contre la criminalité peuvent s'accommoder à la dynamique de sécurisation de la population dans le domaine de transport.

Comme tout système logiciel ayant de limites, le talon d'Achille, du système « TaxiReco » soulève d'autres défis à relever en ce qui concerne la localisation de taxis proches géographiquement et sûr, la substitution de taxis positivement appréciés par les malfrats, du

changement de conducteurs et d'un nouveau taxi nouvellement acquis sans corrélation. De surcroît, le caractère généraliste du système de recommandation consistant à prendre en compte les appréciations les évaluations effectuées des usagers sur base de critères non vérifiables objectivement, peut engendrer de faux vrai / vrai faux la décidabilité. Ce qui va heurter la présomption d'innocence occasionnant ainsi l'atteinte à la vie privée. Ces problèmes peuvent faire l'objet de recherches futures afin de rendre le système plus optimiste.

Références

- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems : A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734-749.
- Arnautu, O. R. (2013). *Mures : Un système de recommandation de musique*.
- Benouaret, I. (2015). Un système de recommandation sensible au contexte pour la visite de musée. *CORIA*, 515-524.
- Benouaret, I. (2017). *Un système de recommandation contextuel et composite pour la visite personnalisée de sites culturels* [PhD Thesis]. Université de Technologie de Compiègne.
- Castagnos, S., Brun, A., & Boyer, A. (2014). La diversité : Entre besoin et méfiance dans les systèmes de recommandation. *Revue I3-Information Interaction Intelligence*.
- Claessens, S., & Collart, G. (2014). Plateforme web pour accompagner l'apprentissage de la programmation par les 10-14 ans. *Belgium: Université catholique de Louvain*.
- El-Dosuky, M. A., Rashad, M. Z., Hamza, T. T., & El-Bassiouny, A. H. (2012). Food recommendation using ontology and heuristics. *International conference on advanced machine learning technologies and applications*, 423-429.
- Felfernig, A., Friedrich, G., Jannach, D., & Zanker, M. (2015). Constraint-based recommender systems. In *Recommender systems handbook* (p. 161-190). Springer.
- Felfernig, A., Friedrich, G., & Schmidt-Thieme, L. (2007). Guest editors' introduction : Recommender systems. *IEEE Intelligent systems*, 22(3), 18-21.
- Fournier-S'niehotta, R., Paris, C., & Unit, D. O. (s. d.). *Systèmes de recommandation et graphes dynamiques*.
- IJntema, W., Goossen, F., Frasinca, F., & Hogenboom, F. (2010). Ontology-based news recommendation. *Proceedings of the 2010 EDBT/ICDT Workshops*, 1-6.
- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2010a). *Recommender systems : An introduction*. Cambridge University Press.

- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2010b). *Recommender systems : An introduction. Recommender Systems: An Introduction.*
- Kembellec, G., Chartron, G., & Saleh, I. (2014). *Les moteurs et systèmes de recommandation.* ISTE Group.
- Kouadria, A., & Nouali, O. (2014). Amélioration du modèle de filtrage collaboratif hybride relatif au système de recommandation. *Chaouki Araar and Mouhammed Benmouhammed Un modele pour l'apprentissage collaboratif du diagnostic médical..... 7 Mohamed Abderraouf Ferradji and Abdelmadjid Zidani PBST*-based Hierarchical Protocol for Wireless Sensors Networks..... 13 Nassima Merabtine, Djamel Eddine Zegour and Djamel Djenouri, 36.*
- Laouar, H., & Oubadi, S. (2020). *Un Système de suivi visuel d'objet.*
- Ménard, M. (2014). Systèmes de recommandation de biens culturels. Vers une production de conformité ? *Les Cahiers du numérique, 10(1)*, 69-94. <https://doi.org/10.3166/lcn.10.1.69-94>
- Mishra, R. K., & Urolagin, S. (2019). A sentiment analysis-based hotel recommendation using TF-IDF approach. *2019 international conference on computational intelligence and knowledge economy (ICCIKE)*, 811-815.
- Mokhtar–Annaba, U. B. (2016). *Une Technique Hybride pour les Systèmes de Recommandation* [PhD Thesis]. Université Badji Mokhtar Annaba.
- Moreno Barbosa, A. D. (2014). *Passage à l'échelle des systèmes de recommandation avec respect de la vie privée* [PhD Thesis]. Nice.
- NYATE, R. N., NGUMBI, R. B., IMBUANGA, B., LANDU, G. I., KOMBE, B. I., KABWIKA, J.-M., TWITE, G., BALUME, S., & KWAKOMBE, M. M. (2023). L'AGILITE AU SERVICE DE E-BUSINESS : CONCEPTION D'UN SYSTEME D'E-COMMERCE DE VENTE EN LIGNE DE TICKETS DE TRAIN A LA SOCIETE NATIONALE DE CHEMIN DE FER DU CONGO (RDC). *Revue Internationale du Chercheur, 4(1)*.
- Offner, J.-M. (2002). X. Les transports urbains : Entre secteurs, réseaux et territoires. *Annuaire des Collectivités Locales, 22(1)*, 169-183. <https://doi.org/10.3406/coloc.2002.1437>
- Roques, P. (2008). *UML 2 : Modéliser une application web.* Editions Eyrolles.
- Saint-Marcel, C., Rieu, D., & Morat, P. (s. d.). *Patron «Rôles Dynamiques d'Objet».*
- Tajbakhsh, M. S., & Bagherzadeh, J. (2016). Microblogging hash tag recommendation system based on semantic TF-IDF : Twitter use case. *2016 IEEE 4th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops (FiCloudW)*, 252-257.