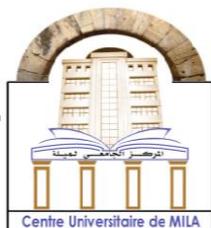


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la Recherche Scientifique



**Centre universitaire
Abdelhafid Boussouf Mila**

Institut des sciences et technologie département de mathématiques et informatique

Mémoire préparé en vue de l'obtention du diplôme de Master

En : Informatique

**Spécialité: Sciences et Technologies de l'Information et de
la Communication (STIC)**

**La gestion des préférences des clients dans une application
Web/Mobile e-commerce en utilisant les algorithmes
d'apprentissage automatique**

Préparé par :

Kadjoudj Safa
Chettab Rima

Soutenue devant le jury :

Président: GUEMRI Oualid MCB C.U Abdelhafid Boussouf

Examineur: HADJI Athmane MAA C.U Abdelhafid Boussouf

Encadreur: HEDJAZ Sabrina MAA C.U Abdelhafid Boussouf

Année Universitaire : 2022/2023

Résumé

Aujourd'hui, la quantité de données générées dans le e-commerce quotidiennement est énorme. Il est donc difficile pour les utilisateurs de trouver les informations dont ils ont besoin.

Nous allons proposer une application web de commerce électronique offre aux clients une expérience d'achat en ligne pratique et efficace. Grâce à cette application, les utilisateurs peuvent parcourir une large gamme de produits et acheter en ligne en toute simplicité.

L'une des caractéristiques de cette application est son système de recommandation, qui alimenté par des algorithmes d'apprentissage automatique. Ces algorithmes analysent les préférences passées des clients et leur comportement d'achat pour améliorer leur expérience d'achat en ligne et les aidant à découvrir de nouveaux produits susceptibles de les intéresser.

Mots clés : système de recommandation, application web, algorithme d'apprentissage, commerce électronique.

Abstract

Today, the amount of data generated in e-commerce on a daily basis is enormous. Therefore, it is challenging users to find the information they need.

Our e-commerce web application provides to customers with a convenient and efficient online shopping experience. Through this application, users can browse a wide range of products and make online purchases with ease, saving time and effort. Before making a purchase, customers have the option to perform a simple or advanced search.

One of the features of this application is its recommendation system, which is powered by machine learning algorithms. These algorithms analyze customers' past preferences and purchasing behavior to improve their online shopping experience and help them discover new products that might interest them.

Keywords: recommendation system, e-commerce, web application, Machine learning algorithm.

ملخص

في الوقت الحالي، كمية البيانات التي تُنتج يوميًا في مجال التجارة الإلكترونية هي هائلة. ونتيجةً لذلك، يُصبح من الصعب على المستخدمين العثور على المعلومات التي يحتاجونها.

يقدم تطبيقنا على الويب للتجارة الإلكترونية تجربة مريحة وفعّالة للعملاء أثناء التسوق عبر الإنترنت. من خلال هذه النظام، يمكن للمستخدمين تصفح مجموعة واسعة من المنتجات والقيام بعمليات الشراء عبر الإنترنت بسهولة، مما يوفر الوقت والجهد. قبل القيام بعملية الشراء، يتاح للعملاء الفرصة لإجراء بحث بسيط أو مفصل، ومن بين الميزات البارزة في هذا التطبيق يأتي نظام التوصيات الذي يعتمد على خوارزميات التعلم الآلي. تحلل هذه الخوارزميات تقييمات العملاء السابقة وسلوكهم في عمليات الشراء لتعزيز تجربتهم في التسوق عبر الإنترنت ومساعدتهم في اكتشاف منتجات جديدة قد تهمهم.

الكلمات المفتاحية: نظام التوصية، خوارزمية التعلم الآلي، التجارة الإلكترونية.

Table matière

Chapitre 01

1	Introduction	1
2	Apprentissage automatique	1
2.1	Apprentissage supervisé	2
2.2	Apprentissage non supervisé	3
2.3	Apprentissage par renforcement.....	3
3	Les algorithmes d'apprentissage automatique dans RS	3
4	Définition d'un système de recommandation.....	3
5	Les étapes principales de la recommandation	4
5.1	Collecte des données	4
5.2	Sélection du modèle	5
5.3	La prédiction.....	6
5.4	Extraction de la liste de recommandations	6
6	Techniques de recommandation	6
6.1	Recommandation démographique	7
6.2	Les approches basées sur le filtrage collaboratif (model-based collaborative filtering CF) : .	7
6.2.1	Approches basées sur la mémoire / le voisinage	8
6.2.2	Approche basée sur le modèle.....	9
6.3	Les approches basées sur le profile/profiling :	11
6.4	Recommandation hybride.....	12
7	Les Problèmes des Systèmes de Recommandation	13
8	Les métriques de la similarité.....	14
8.1	Métrique de similarité cosinus.....	14
8.2	Le coefficient de corrélation de Pearson	15
9	Conclusion.....	15

Chapitre 02

1	Introduction	16
2	Processus de développement	16
3	Processus simplifié	16
4	Caractéristiques du processus simplifier du pascal roques.....	16
5	Les phases du processus	17

5.1	Spécification des besoins.....	17
5.2	Spécification détaillée des besoins	17
5.3	Analyse.....	17
5.4	Conception	17
5.5	Implémentation.....	17
5.6	Teste	17
6	Spécification des besoins.....	17
6.1	Identification des acteurs.....	17
6.1.1	Les acteurs principaux.....	18
6.2	Les acteurs secondaires	18
6.3	Identification des cas d'utilisation.....	18
6.4	Diagramme de cas d'utilisation.....	19
7	Spécification détaillée des besoins	23
8	Conclusion.....	27

Chapitre 03

1	Introduction	28
2	Modélisation et conception de l'application web	28
2.1	Diagramme de classe participant	28
2.2	Diagramme de séquence de conception	31
2.3	Diagramme de classe globale	35
2.4	Passage vers le model relationnel.....	36
2.5	Le modèle relationnel	37
3	Conception et modélisation du modèle de recommandation.....	37
3.1	La première approche proposée.....	37
3.1.1	Architecture de l'approche	38
3.1.2	Les étapes pour la réalisation de notre approche	38
3.2	La deuxième approche proposée	41
3.2.1	Architecture de l'approche	42
3.2.2	Les étapes pour la réalisation de cette approche.....	42
4	Conclusion.....	50

Chapitre 04

1	Introduction	51
2	Environnement de développement	51
2.1	Laravel.....	51

2.2	Anaconda navigateur.....	52
2.3	StarUML.....	53
2.4	Google Colaboratory	53
2.5	php.....	54
2.6	MySQL.....	54
2.7	Langage de programmation Python.....	54
2.7.1	scikit-learn	55
2.7.2	Pandas.....	55
2.7.3	Surprise.....	55
3	Quelques interfaces d'application	55
4	La réalisation du premier modèle de recommandation	57
4.1	Prétraitement de dataset.....	57
4.2	Train test et validation	57
4.3	Prédiction et recommandation.....	57
4.4	Résultats et Discussion.....	58
5	La réalisation du deuxième modèle de recommandation	62
5.1	Prétraitement	62
5.2	Prédiction et Recommandation.....	63
5.3	Résultat et Discussion	63
6	L'intégration du modèle dans l'application web	64
7	Conclusion.....	65

Liste des figures

Figure 1: Les différents types d'apprentissage.....	2
Figure 2: Les étapes d'un système de recommandation	4
Figure 3 : Un exemple du feedback explicite (Source Amazon).....	5
Figure 4 : SR démographique.....	7
Figure 5: SR le filtrage collaboratif.....	10
Figure 6: SR basé sur le profile.....	12
Figure 7: la similarité	14
Figure 8 : résultat de corrélation	15
Figure 9 : Diagramme de cas d'utilisation globale.....	20
Figure 10: cas d'utilisation internaute	21
Figure 11: cas d'utilisation client	21
Figure 12: cas d'utilisation vendeur	22
Figure 13: cas d'utilisation admin	22
Figure 14: diagramme séquence recherche détaillé.....	23
Figure 15: diagramme séquence consulter mes feedbacks.....	25
Figure 16: diagramme séquence consulter mon panier	26
Figure 17: Diagramme de classes participantes effectuer recherche détaillé.....	28
Figure 18: Diagramme de classes participantes effectuer Recherche simple.....	29
Figure 19: Diagramme de classes participantes ajouter produit au panier.....	29
Figure 20: Diagramme de classes participantes consulter mes feedbacks.	30
Figure 21: Diagramme de classes participantes consulter mon panier.....	30
Figure 22: Diagramme de séquence de conception effectuer recherche avancer.....	31
Figure 23: Diagramme de séquence de conception effectuer recherche simple.....	32
Figure 24: Diagramme de séquence de conception ajouter produits au panier.....	32
Figure 25: Diagramme de séquence de conception ajouter produits au panier.....	33

Figure 26: Diagramme de séquence de conception consulter mon panier.	33
Figure 27: Diagramme de séquence de conception retirer produit.....	34
Figure 28: Diagramme de séquence de conception modifier la quantité.	34
Figure 29: Diagramme de classe globale.	35
Figure 30: Architecture de notre approche.....	38
Figure 31: histogramme des évaluations dans notre jeu de données.....	39
Figure 32: Architecture de la deuxième approche.....	42
Figure 33 : types de données dans dataset.....	43
Figure 34: Les étapes de l'extraction des règles d'associations.	45
Figure 35: L'architecture de model MVC.....	52
Figure 36: Interface de Anaconda Navigateur.	52
Figure 37: Interface de StarUML.....	53
Figure 38: Interface de Colaboratory.	54
Figure 39 : Page d'accueil de client	55
Figure 40 : Page d'accueil de vendeur.	56
Figure 41 : Page consultation catégorie d'administrateur.	56
Figure 42 : Page Consulter mon panier.....	57
Figure 43: Comparaison du RMSE et du MAE pour les algorithmes de prédiction.	59
Figure 44: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme BaselineOnly. ..	60
Figure 45: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme SVD.	60
Figure 46: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme KNNBasic.....	61
Figure 47: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme KNNWithMeans.	61

Liste des tableaux

Tableau 1: Un exemple d'une matrice d'évaluation pour des feedbacks explicites.	8
Tableau 2: Un exemple d'une matrice d'évaluation pour des feedbacks et implicites.	8
Tableau 3 : Présentation de la liste des cas d'utilisation et les acteurs.	19
Tableau 4 : Description textuelle de cas d'utilisation effectuer recherche simple.	24
Tableau 5 : Description textuelle de cas d'utilisation Ajouter produit au panier.	25
Tableau 6 : Description textuelle de cas d'utilisation Retirer produit.	27
Tableau 7 : Description textuelle de cas d'utilisation modifier quantité des produits.	27
Tableau 8 : Description des attributs du premier ensemble expérimental de données.	38
Tableau 9 : Description des attributs du deuxième ensemble expérimental de données.	43
Tableau 10 : Comparaison du RMSE et du MAE pour les algorithmes de prédiction.	58
Tableau 11 : Mesures de validation croisée 5-Fold sur les algorithmes de prédiction.	59
Tableau 12 : Les règles d'association par l'algorithme FP-Growth.	63
Tableau 13 : Résultats de prédiction par l'algorithme FP-Growth.	64

Glossaire

RS: Recommender systems

CBF: Content Based Filtering.

NBCF: Neighborhood Based Collaborative Filtering.

CF: Collaborative Filtering.

RMSE: Root Mean Squared Error.

MAE: Mean Absolute Error.

KNN: K-Nearest Neighbors.

SVD: Singular Value Decomposition.

Introduction générale

Le commerce électronique a révolutionné la façon dont nous achetons des produits en ligne, en supprimant les barrières géographiques et temporelles pour offrir aux consommateurs et aux entreprises des opportunités. Cela a conduit à une concurrence entre les différentes entreprises. Chaque entreprise à réfléchir à des moyens de se démarquer et de proposer des expériences de consommation optimale.

De nombreux chercheurs accordent plus d'attention à la création d'un outil logiciel adapté qui peut aider les utilisateurs à obtenir des ressources/produits adaptées avec ces préférences, ce système appelé le système de recommandation.

Dans notre travail, nous sommes intéressés au développement d'une application web e-commerce doté un système de recommandation. Ce système est aidé les utilisateurs à découvrir et à choisir des produits en fonction de leurs préférences et de leur comportement d'achat précédent, qui base sur deux modèles, le premier est un modèle prédictive basé sur les évaluations précédentes (ratings) des utilisateurs. Nous allons utiliser une méthode de filtrage collaboratif par l'algorithme « Baseline Only » pour prédire les évaluations futures des produits en se basant sur les tendances et les préférences des utilisateurs. Le deuxième modèle est basé sur les associations en utilisant de l'algorithme « FP-Growth ». Cet algorithme permet d'extraire des règles d'association à partir des données d'achat des utilisateurs. Ces règles d'association permettent de recommander des produits en fonction des habitudes d'achat passées des utilisateurs, en suggérant des produits complémentaires.

Nous avons suivi le processus de développement Unified Process (UP) pour concevoir notre application web, tout en utilisant le langage de modélisation Unified Modeling Language (UML) pour la représenter. Pour ce qui est de l'implémentation, nous avons opté pour les langages de programmation Python et PHP, intégrant le framework web Laravel 10. De plus, nous avons exploité plusieurs bibliothèques comme Scikit-Learn d'apprentissage automatique, et Surprise qui fournir des algorithmes pour les system de recommandation collaboratif, et la bibliothèque fpgrowth_py qui fournir des algorithmes d'extraction de règles d'association.

La thèse est divisée en quatre chapitres comme suit :

Le premier chapitre présente une vue générale sur l'apprentissage automatique et les systèmes de recommandation, nous définissons d'abord l'apprentissage automatique, et ses différents types. Ensuite nous définissons ce qu'est un système de recommandation, et nous détaillons les

principales étapes pour se développer, ainsi ses différents types et déterminons les avantages et inconvénients de chaque approche.

Dans le deuxième chapitre nous allons définir le processus utilisé pour le développement d'application web, et nous détaillons ses différentes phases. Par la suite, nous élaborerons les deux phases de spécification et spécification détaillée des besoins.

Dans le chapitre 3, nous continuons les deux phases d'analyse et de conception du processus de développement d'application web. Ensuite nous expliquons les deux approches que nous avons proposées pour le développement de notre système de recommandation.

Et le dernier chapitre se base sur les détails d'implémentation de notre application web et de mise en œuvre de notre système de recommandation, ainsi qu'à la présentation des résultats obtenus, enfin nous expliquons l'intégration du système de recommandation dans l'application web.

CHAPITRE 01

Système de recommandation et apprentissage automatique

1 Introduction

Les systèmes de recommandation sont utilisés dans de nombreux contextes différents, tels que le commerce électronique, la publicité en ligne et les réseaux sociaux. Ces systèmes sont largement utilisés comme un moyen de vente et comme une ressource renouvelable pour améliorer sans cesse les connaissances des clients.

Dans ce chapitre, nous commencerons par expliquer l'apprentissage automatique, en détaillant les différents types d'apprentissage automatique. Ensuite, nous présenterons les systèmes de recommandation, en décrivant les étapes clés de ce processus. Enfin, nous aborderons les techniques utilisées dans les systèmes de recommandation, telles que la recommandation collaborative et basée sur le contenu.

2 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (machine learning en anglais) est une branche de l'intelligence artificielle qui se concentre sur le développement de méthodes et d'algorithmes permettant aux systèmes informatiques d'apprendre à partir de données et d'améliorer leurs performances avec l'expérience, sans être explicitement Il existe plusieurs types d'apprentissage automatique, voici quelques définitions :

- **Définition 1**

« L'apprentissage dénote des changements dans un système qui lui permettent de faire la même tâche plus efficacement la prochaine fois ». [1]

- **Définition 2**

« L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine (au sens large) d'évoluer grâce à

un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques ». [2]

• **Définition 3**

« Un programme informatique apprend à partir de l'expérience E par rapport à une classe de tâches T et une mesure de performance P , si sa performance à l'exécution de tâches de T , mesurée par P , s'améliore avec l'expérience E ». [3; 4]

Il existe plusieurs approches en apprentissage automatique, dont les principales sont :

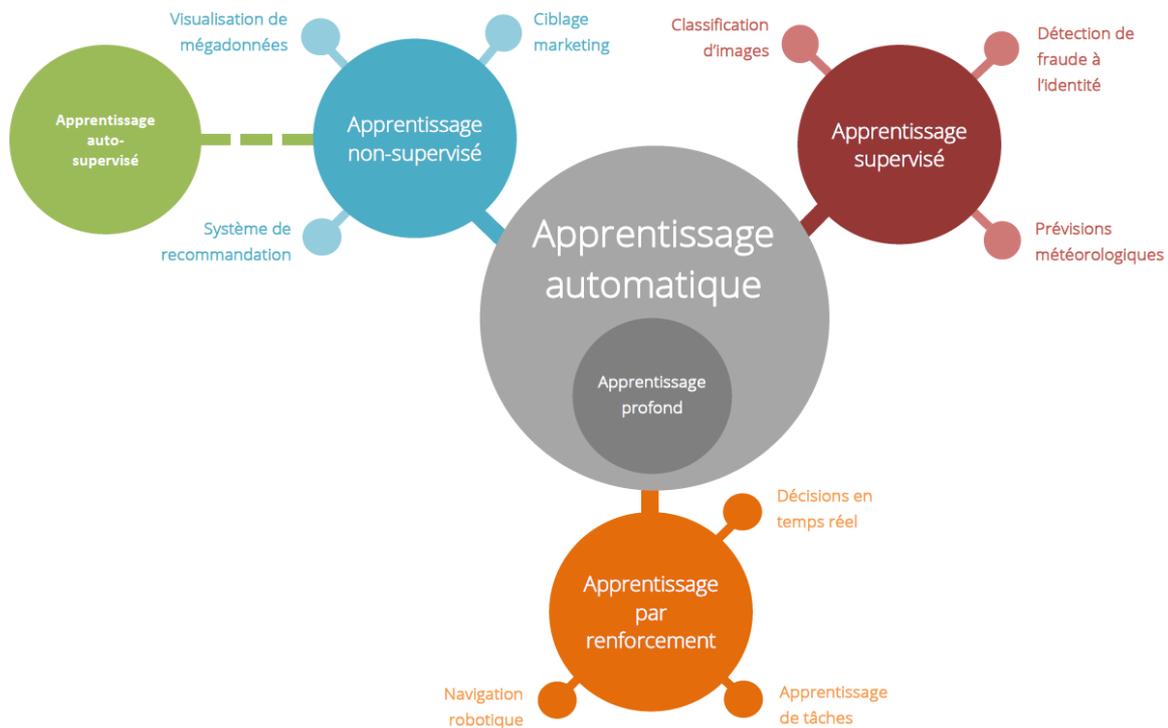


Figure 1: Les différents types d'apprentissage

2.1 Apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, un modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, où les entrées sont associées à des sorties désirées. Le modèle apprend à généraliser à partir de ces exemples étiquetés afin de faire des prédictions précises sur de nouvelles données non vues. [5]

Types d'apprentissages supervisés sont :

- Classification
- Regression

2.2 Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, le modèle explore des données qui ne sont pas étiquetées et cherche à découvrir des structures ou des modèles intrinsèques.

L'objectif est de découvrir des structures intrinsèques, des motifs ou des groupes au sein des données, sans avoir de réponses attendues. [5]

L'apprentissage non supervisé peut être subdivisé en :

- Clustering
- Les règles d'association

2.3 Apprentissage par renforcement

Dans l'apprentissage par renforcement, un algorithme ou un agent apprend en interagissant avec son environnement dynamique afin d'atteindre un objectif spécifique. L'agent apprend sans l'intervention d'un humain basé sur l'observation.

Ces types d'apprentissage peuvent être utilisés individuellement ou en combinaison, en fonction des besoins spécifiques de la tâche et des données disponibles. [5]

3 Les algorithmes d'apprentissage automatique dans RS

Un système de recommandation basé sur l'apprentissage automatique (RS basé sur ML) est un type de système de recommandation qui utilise des techniques d'apprentissage automatique pour analyser les données et fournir des suggestions personnalisées aux utilisateurs. L'objectif principal de ces systèmes est de prédire les préférences et comportements futurs des utilisateurs en fonction des interactions passées avec les éléments du système (produits, articles, films, chansons, etc.). [7]

4 Définition d'un système de recommandation

Il existe différentes définitions pour les systèmes de recommandation en raison des diverses classifications qui leur sont attribuées. Néanmoins, Robin Burk propose une définition générale qui les décrit de la manière suivante :

« Des systèmes capables de fournir des recommandations personnalisées permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes et utiles au sein d'un espace de données important ». [8]

Un système de recommandation est un système qui permet de fournir à chaque utilisateur les éléments (items) les plus susceptibles de l'intéresser.

Un système de recommandation repose sur trois éléments de base : un ensemble d'utilisateurs, un catalogue d'items et une collection de retours d'utilisateurs.

Le but des systèmes de recommandation est d'aider les utilisateurs à trouver rapidement des informations ou des contenus qui correspondent à leurs intérêts parmi la grande quantité d'informations disponibles sur Internet, et ce sans demande directe de l'utilisateur. Ils le font en analysant les interactions des utilisateurs avec les informations qu'ils ont déjà consultées. Ces interactions peuvent inclure des achats, des ajouts au panier, des clics sur des produits, etc. [9]

5 Les étapes principales de la recommandation

Un système de recommandation requiert généralement quatre (04) étapes, et qui sont illustrés dans la figure suivante :

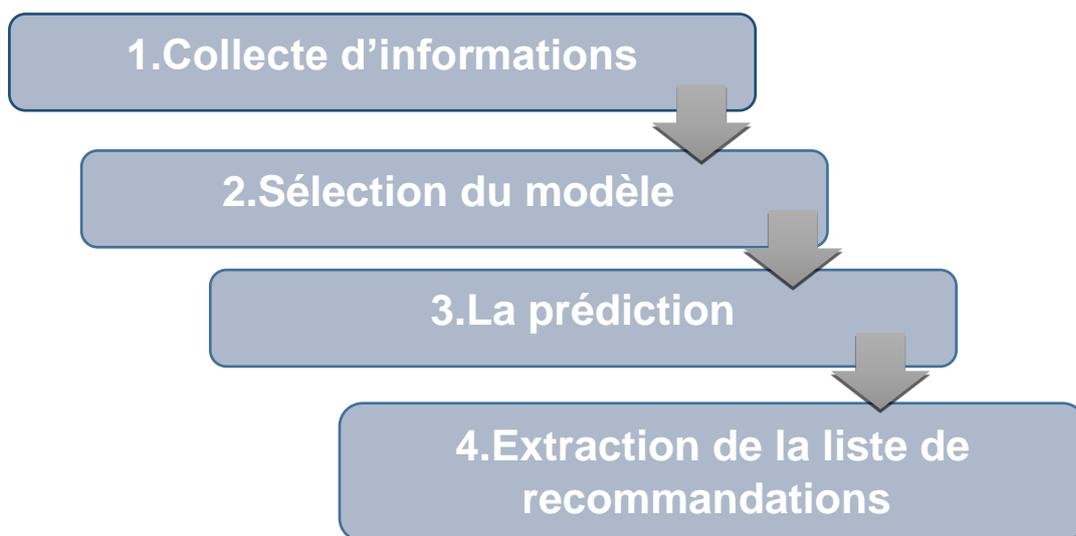


Figure 2: Les étapes d'un système de recommandation.

5.1 Collecte des données

La collecte d'un certain nombre de données sur le comportement des clients, telles que leurs achats passés, leur historique de navigation, leurs avis et leurs notes, est la première étape du processus de recommandation. Une fois les données collectées, les ingénieurs les prétraitent en les nettoyant, en supprimant les doublons et en gérant les valeurs manquantes. Ces données sont ensuite transformées dans un format approprié pour les algorithmes d'apprentissage automatique. [10]

Il existe deux types de collecte d'informations :

- **Explicite**

Les données sont obtenues par l'évaluation directe de l'utilisateur comme des notes (ratings) ou un avis (like), parmi ces avantages pas d'ambiguïté sur les goûts et les centres d'intérêt de l'utilisateur et son inconvénient biais de déclaration, exagération souvent. [10]

Commentaires client

★★★★☆ 4,7 sur 5

477 évaluations globales

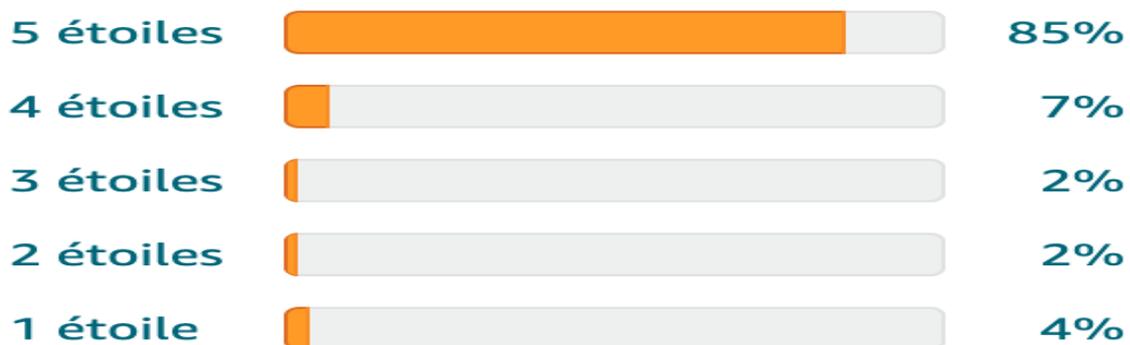


Figure 3 :Un exemple du feedback explicite (Source Amazon).

- **Implicite**

Les données sont obtenues par l'évaluation indirecte de l'utilisateur. Par exemple, les systèmes de recommandation observent si l'utilisateur achète un produit ou la durée passée sur une page. Leur avantage est l'objectivité, mais leur inconvénient est la grande volumétrie et l'absence d'indication sur l'appréciation. [10]

5.2 Sélection du modèle

La sélection du modèle dans un système de recommandation est une étape essentielle qui détermine le type d'algorithme ou de méthode utilisé pour générer des recommandations personnalisées pour les utilisateurs. Cette étape implique le choix d'un type de système (collaboratif, basé sur le contenu ou hybride), de la taille des données disponibles, du domaine spécifique du système et des objectifs de celui-ci. [42]

5.3 La prédiction

La prédiction est un élément clé des systèmes de recommandation, car elle permet au système de personnaliser les suggestions en fonction des préférences prévues de l'utilisateur. Cela contribue à améliorer l'expérience de l'utilisateur en lui fournissant du contenu ou des produits qui correspondent mieux à ses goûts et à ses besoins. [10]

5.4 Extraction de la liste de recommandations

L'extraction de la liste de recommandations est l'étape qui consiste à calculer une liste d'articles que l'utilisateur est susceptible d'apprécier. Cette liste est appelée liste Top-N, car elle contient les N articles les mieux classés. Les listes de recommandations sont calculées en attribuant des scores aux articles en fonction de leur popularité ou de leurs préférences. [10]

6 Techniques de recommandation

- Filtrage actif

Ce système utilise pour ses prédictions les avis explicites des utilisateurs. C'est-à-dire que les utilisateurs sont invités à donner leur opinion (le plus souvent grâce à un système de note), par exemple 1 étoile pour "je n'aime pas" et 5 étoiles pour "j'aime beaucoup". Ces avis sont ensuite transformés en valeurs numériques afin de pouvoir être utilisés par les algorithmes de recommandation.

Cette méthode présente deux avantages :

- Elle permet de reconstruire facilement l'historique d'un individu.
- Elle évite d'agréger des informations qui ne correspondent pas à un unique utilisateur (par exemple, plusieurs personnes qui évaluent le même produit ou une personne qui évalue un produit pour le compte d'un tiers).

Son principal défaut est que les informations recueillies peuvent contenir un biais de déclaration.

- Filtrage passif

Ce système analyse le comportement de l'utilisateur en arrière-plan, sans lui demander de donner son opinion. Il en déduit ses goûts et préférences sans qu'il ait besoin de les déclarer. Cette méthode est utilisée par Facebook et Amazon.

Elle présente deux avantages notables :

- Aucune information n'est demandée aux utilisateurs.
- Les données récupérées sont justes et ne contiennent pas de biais de déclaration.

Les systèmes de recommandation sont efficaces grâce aux approches suivantes :

6.1 Recommandation démographique

La recommandation démographique est une méthode simple qui consiste à proposer des items en fonction du profil démographique de l'utilisateur. Elle fonctionne en classant les utilisateurs en plusieurs groupes en fonction de leurs informations démographiques, telles que le sexe, l'âge, la profession, la localisation, la langue, le pays, etc. [11]

- **Avantages**

- N'exige aucun historique d'estimations.

- **Inconvénients**

- Problème de confidentialité.
- Utilisateur avec un gout unique.
- Nouvel item.

- **Exemple de système de recommandation basé sur le filtrage démographique**

Le système de recommandation ALAMBIC est généré des recommandations en se basant sur les commentaires précédents des utilisateurs sur les mêmes caractéristiques démographiques (l'âge, le sexe, le niveau d'éducation, la richesse, la situation géographique, etc.). Ce système obtient de manière adéquate les objectifs de la protection de la vie privée dans les systèmes de recommandation de l'e-commerce. [12]

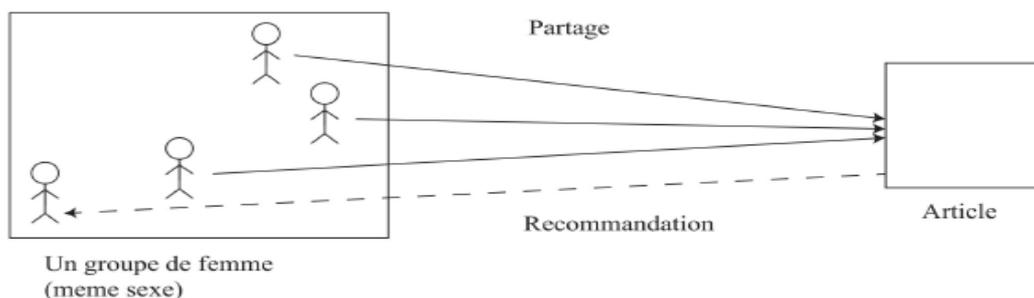


Figure 4 : SR démographique.

6.2 Les approches basées sur le filtrage collaboratif (model-based collaborative filtering CF) :

Les systèmes basés sur le filtrage collaboratif sont s'appuyant sur le partage d'opinions entre les utilisateurs pour produisent des recommandations par le calcul de la similarité entre les

préférences d'un utilisateur et s'elle d'autres utilisateurs. Ils se bases sur les matrices des évaluations. [13,14]

- **Matrice d'évaluation User-item**

La matrice d'évaluation est un tableau où chaque ligne représente un utilisateur, chaque colonne représente un élément spécifique et chaque entrée représente la note donnée par l'utilisateur à l'élément particulier. La figure 4 montre un exemple de matrice de notes utilisateur-élément dans un système de recommandation de commerce électronique où les utilisateurs expriment leurs préférences pour les éléments (produits) en utilisant une échelle de notation à cinq points. Les éléments avec un point d'interrogation (note inconnue) sont invisibles pour l'utilisateur correspondant. Cependant, les utilisateurs ne notent qu'un petit nombre d'éléments, ce qui provoque une rareté dans la matrice.

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
User 1	5	3		3	5
User 2		2	4	3	4
User 3	5	3	5	4	
User 4	3	4		2	1
User 5		5	5	3	2

Tableau 1: Un exemple d'une matrice d'évaluation pour des feedbacks explicites.

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
User 1	1	1		1	1
User 2		1	1	1	1
User 3	1	1	1	1	
User 4	1	1		1	1
User 5		1	1	1	1

Tableau 2: Un exemple d'une matrice d'évaluation pour des feedbacks et implicites.

Cette approche se base sur les méthodes suivantes :

6.2.1 Approches basées sur la mémoire / le voisinage

La méthode de filtrage collaboratif basée sur les voisins, également connue sous le nom de Neighborhood-Based Collaborative Filtering (NBCF), fait partie des premiers algorithmes de filtrage collaboratif. Elle repose sur l'hypothèse que les utilisateurs qui ont des préférences similaires pour certains items ont également des préférences similaires pour d'autres items. Pour prédire des produits similaires pour un utilisateur particulier, elle utilise une matrice de vote contenant des notes pour les préférences d'un utilisateur. [15,16]

On peut distinguer deux types d'approches :

6.2.1.1 NBCF basé sur les utilisateurs

Cette technique de recommandation se base sur le principe de trouver des utilisateurs similaires à l'utilisateur courant puis d'utiliser leurs évaluations pour prédire ce que l'utilisateur courant peut aimer. Les utilisateurs similaires à l'utilisateur courant, appelés voisins de cet utilisateur, sont ceux qui ont un comportement d'évaluation similaire à celui de l'utilisateur courant. [17] Herlocker et al. (1999) présente les 3 étapes de cette technique de recommandation :

1. Calculer la similarité entre l'utilisateur courant et tous les utilisateurs du système
2. Sélectionner un sous-ensemble d'utilisateurs à utiliser comme recommandeurs. Il s'agit des utilisateurs voisins les plus proches.
3. Calculer les prédictions en utilisant une combinaison pondérée des évaluations appartenant aux voisins sélectionnés.

6.2.1.2 NBCF basé sur les items

Le filtrage collaboratif basé sur les utilisateurs souffre de problèmes de montée en charge si la base d'utilisateurs est importante. La technique du filtrage collaboratif basé sur les items a été développée pour répondre à cette problématique. Cette technique est utilisée lorsqu'il s'agit de trouver des items similaires à l'item courant. [18]

Cette technique utilise les similarités entre les patterns des évaluations des items. Si deux items ont tendance à avoir les mêmes utilisateurs qui les aiment et les mêmes utilisateurs qui ne les aiment pas, alors ces items sont similaires. Les utilisateurs ont des préférences similaires pour les items similaires.

Comme défini par Gabrielsson (2006), cette technique se compose de 3 étapes :

1. Calculer la similarité entre l'item courant et tous les items du système.
2. Sélectionner les voisins les plus proches de l'item courant. Il s'agit des items les plus proches.
3. Calculer les prédictions en utilisant un algorithme basé sur l'évaluation par l'utilisateur courant des items appartenant au voisinage de l'item courant.

6.2.2 Approche basée sur le modèle

L'approche basée sur le modèle consiste à créer des modèles statistiques ou mathématiques qui représentent les relations entre les utilisateurs et les éléments. Ces modèles sont construits à partir des données d'évaluation et sont utilisés pour prédire les évaluations futures. [19]

- **Avantages**

- La qualité de la recommandation peut être évaluée plus les nombres d'utilisateurs est grande plus la recommandation est meilleure.
- La qualité de la recommandation peut être évaluée.
- Ne demande aucune connaissance sur le contenu de l'item ni sa sémantique.

- **Inconvénients**

- Démarrage à froid, un item doit avoir été acheté au moins une fois pour être recommandé, Nouvel item.
- Problème de confidentialité
- La construction des modèles peut être complexe et nécessiter des calculs intensifs.
- Manque de contexte, les achats sont fortement motivés par la date /heure.

- **Exemple de systèmes de recommandation basés sur le FC**

Le système de recommandation Media Scout [20] est mis en œuvre pour les laboratoires de la télécom en Allemagne et il est utilisé dans les téléphones portables, pour recommander les items médias tels que les clips et les bandes d'annonces des films. Le système offre de bonnes recommandations pour les items évalués dans le passé et permet aussi de traiter les nouveaux items pour le système.

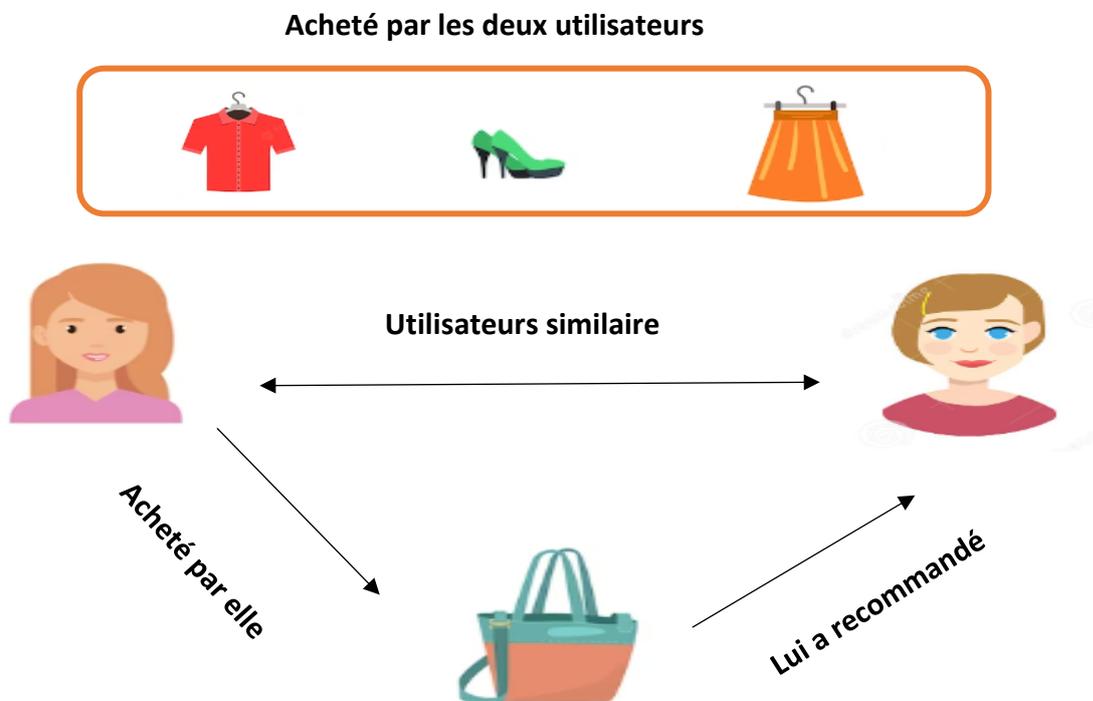


Figure 5: SR le filtrage collaboratif .

6.3 Les approches basées sur le profile/profiling :

Les recommandations basées sur le contenu consistent à établir des profils descriptifs des utilisateurs, puis à comparer ces profils aux données rencontrées pendant leur navigation. Les utilisateurs ont une forte probabilité d'aimer les items qui sont similaires à ceux qu'ils ont aimés auparavant, c'est-à-dire l'expérience de l'utilisateur. Ces profils sont appris avec l'apprentissage automatique, comme les arbres de décision, les réseaux de neurones et la classification naïve de Bayes.

La technique se base sur les caractéristiques des produits afin de recommander aux utilisateurs de nouveaux produits avec lesquels ils sont déjà susceptibles d'interagir.

Aucune information provenant d'un autre utilisateur n'est utilisée dans la recommandation. Pour cette méthode, on pose l'hypothèse suivante : "L'utilisateur aime les items présentant les caractéristiques du produit {nom de produit, marque, prix, date d'expiration, catégorie, etc.}

Nous lui recommandons les items présentant ces mêmes caractéristiques. [21]

- **Avantages**

- Pas besoin d'une large communauté d'utilisateurs pour pouvoir effectuer de recommandations.
- Une liste de recommandations peut être générée même s'il n'y a qu'un seul utilisateur.
- Prendre en considération les goûts uniques des utilisateurs.
- Pas besoin d'information sur les autres utilisateurs.
- La qualité croît avec le temps.

- **Inconvénients**

- L'analyse du contenu est nécessaire pour faire une recommandation.
- Problème de recommandation des images et de vidéos en absence de Métadonnées.
- Nécessite du profil d'utilisateur.
- Effet du bulle, recommandations toujours similaires aux anciens achats.
- Une faible diversité, recommandations groupées.

- **Exemple de systèmes de recommandation basés sur le contenu**

Un système de recommandation basée sur le contenu pour recommander les documents scientifiques susceptibles d'intéresser les auteurs connus de la base de données CiteSeer. [22]

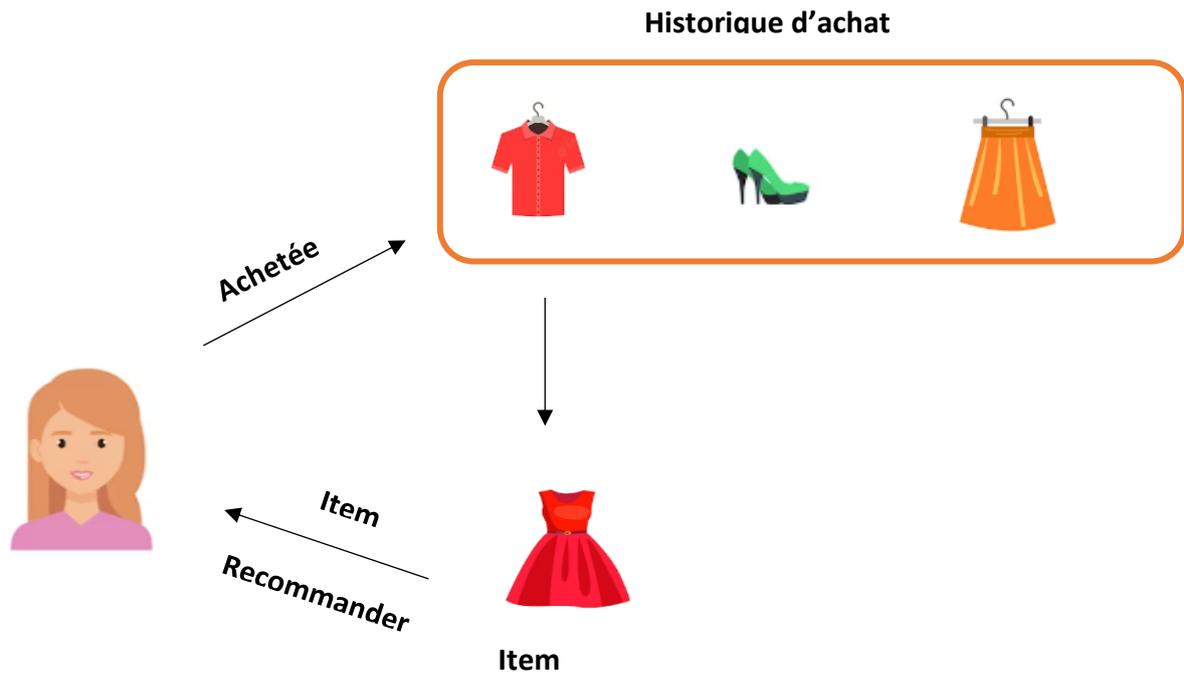


Figure 6: SR basé sur le profile.

6.4 Recommandation hybride

Une combinaison des méthodes traditionnelles, a pour but de combiner les points forts des techniques de recommandation afin de bénéficier de leurs avantages complémentaires. [23,24]

Un système hybride est généralement organisé en deux phases :

1. Effectuer de manière indépendante les filtrages des items via des méthodes collaboratives ou par le contenu (ou autres).
2. Combiner ces ensembles de recommandations via des méthodes d'hybridation.

Les systèmes de recommandation hybrides ont des multiples méthodes.

- **Des exemples de systèmes de recommandation hybrides**

- Le système EntreeC est un système de recommandation hybride en cascade qui recommande les restaurants pour les utilisateurs, en hybridant le filtrage basé connaissance (basé raisonnement à base cas CBR) avec le filtrage social comme des techniques de prédiction. [25]
- Le système de recommandation Daily Learner est un service adaptatif de recommandation des informations (News), qui se base sur une méthode hybride par commutation. Il utilise un hybride basé sur le contenu/collaboration dans lequel une méthode de recommandation

basée contenu est employée en premier. Si le système basé sur le contenu ne peut pas faire une recommandation avec suffisamment de confiance, alors une recommandation collaborative est tentée. Cette commutation hybride n'évite pas complètement le problème de démarrage à froid, puisque les deux systèmes, collaboratif et basé contenu, souffre du problème de nouvel utilisateur. [25]

7 Les Problèmes des Systèmes de Recommandation

- **Évolutivité (Scalability)**

L'évolutivité est la capacité d'un système à traiter efficacement une quantité croissante d'informations. L'explosion des données des systèmes de recommandation générés par l'énorme croissance de l'information sur Internet est un défi face à une demande d'information en constante augmentation. [25]

- **Le problème de l'évolutivité de données**

Le grand nombre des utilisateurs et des items dans les systèmes de recommandation peuvent être ralentir la procédure de recommandation de manière significative depuis les algorithmes basés sur la mémoire pour sélectionner les plus proches voisins, ce qui exigera trop de calculs. [25]

- **Le problème de sur-spécialisation**

Le problème de sur-spécialisation dans les systèmes de recommandation se produit lorsque les modèles deviennent trop spécifiques aux données d'entraînement, entraînant un manque de diversité dans les recommandations, des difficultés avec les nouveaux utilisateurs ou éléments, une sensibilité au bruit dans les données, et une mauvaise adaptation aux changements de préférences des utilisateurs. Pour atténuer ce problème, on peut utiliser des techniques de régularisation, incorporer des informations contextuelles, utiliser des modèles hybrides, mettre à jour régulièrement les modèles et utiliser des métriques d'évaluation appropriées pour surveiller les performances des systèmes de recommandation. L'objectif est de fournir des recommandations plus diversifiées et pertinentes aux utilisateurs. [25]

- **Le problème de la parcimonie de données (Sparsity problem)**

Ce problème est spécifique aux systèmes collaboratifs et il survient quand un utilisateur donné évalue seulement un petit nombre d'items. En conséquence, la matrice des évaluations présente de nombreuses cellules vides, ce qui conduit à avoir des difficultés pour calculer la similarité entre les utilisateurs, et réduit énormément la précision des prédictions. [25]

- **Démarrage à froid (cold start problem)**

Le démarrage à froid est le problème qui se produit dans la première période de l'utilisation d'un système de recommandation.

Dans les systèmes de filtrage collaboratif des évaluations des nouveaux items ne peut pas être recommandé tant qu'aucun utilisateur ne l'a évalué.

Dans les systèmes basés sur contenu il est impossible de prédire les préférences lorsque vous avez un nouvel utilisateur dans le système en raison d'un manque des données disponibles nécessaires pour la génération d'un processus de recommandation précises de haute qualité. [25]

8 Les métriques de la similarité

Pour que le système puisse identifier des produits similaires que nous pourrions aimer ou évaluer, il faut utiliser des métriques de similarité. Il existe plusieurs méthodes :

8.1 Métrique de similarité cosinus

Parfait pour les recommandations basées sur le contenu, trouve la similarité d'une paire d'éléments

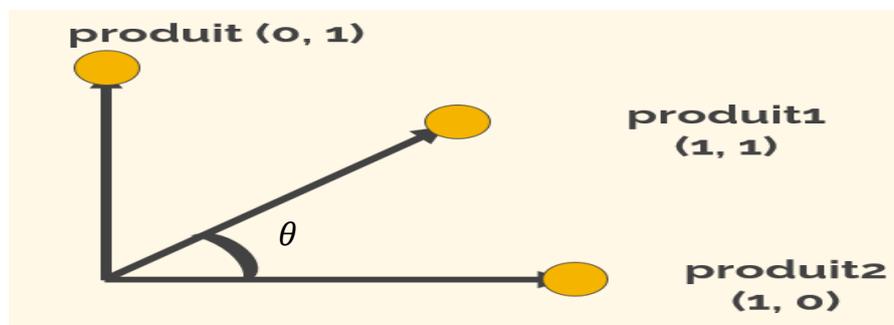


Figure 7: la similarité

Trouver des angles à partir d'ensembles de données nécessite une formule plus complexe

$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$

- $A \cdot B$ représente le produit scalaire entre les vecteurs A et B.
- $\|A\|$ représente la norme (longueur) du vecteur A.
- $\|B\|$ représente la norme (longueur) du vecteur B.
- Le cos d'un angle qui se trouve entre deux produits. [44]

8.2 Le coefficient de corrélation de Pearson

Le coefficient de corrélation de Pearson mesure de liaison linéaire entre deux variables numériques en calculant le rapport entre leur covariance et le produit non nul de leur écart type. Il permet ainsi de mesurer la similarité entre deux produits i et j . seuls les items notés sont pris en compte.

Si le coefficient de corrélation de Pearson proche de 0 les deux produits est indépendamment, et si égale à 1 indique que les deux produits ont une forte dépendance, et celle de -1 indique qu'ils ont deux produits totalement opposés. [27]

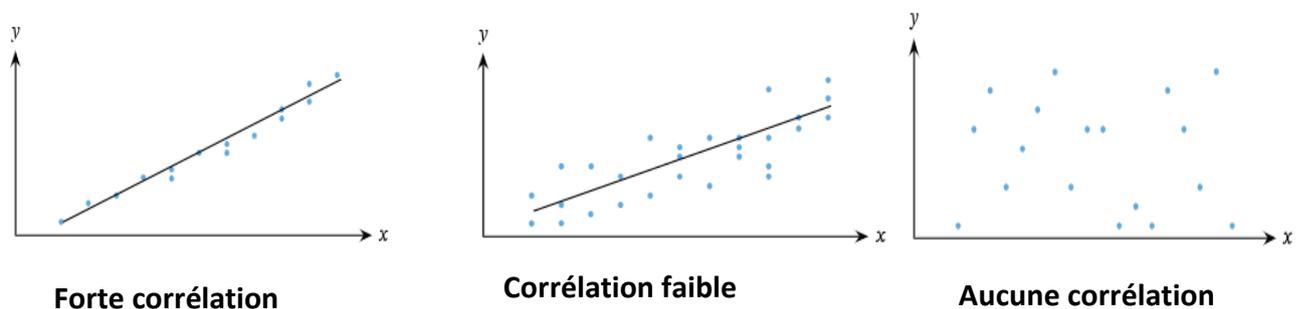


Figure 8 : résultat de corrélation

$$r = \frac{COV(x, y)}{\sigma(x)(y)}$$

x, y : Deux variables aléatoires.

$\sigma(x)$: C'est l'écart type de la variable x .

$\sigma(y)$ est l'écart type de la variable y .

$COV(x, y)$: Cela représente la covariance entre les variables x et y .

9 Conclusion

Les systèmes de recommandation devenus largement utilisés, dans ces dernières années. Dans ce chapitre, nous avons défini ce que sont les SR et les différentes classifications qui existent. Nous avons présenté les principales techniques de recommandation et les étapes à suivre pour construire ces systèmes. Nous avons conclu en donnant quelques-uns des défis rencontrés dans ce domaine.

CHAPITRE 02

Analyse des besoins

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous entreprendrons une analyse de la situation actuelle. Pour ce faire, nous avons opté pour l'approche simplifiée de développement préconisée par Pascal Roque. Cette méthodologie nous permettra d'examiner en détail les différentes phases de l'application. Au cours de ce chapitre, nous identifierons les acteurs impliqués, les différents scénarios d'utilisation, et nous élaborerons le diagramme des cas d'utilisation. Par la suite, nous fournirons une description détaillée de chaque cas d'utilisation, en utilisant soit une approche textuelle soit graphique, selon les besoins.

2 Processus de développement

Un processus de développement parfois appelé cycle de vie logiciel est une séquence d'étapes, pour obtenir un système logiciel ou à l'évolution d'un système existant. L'objectif d'un processus de développement est de produire des logiciels de qualité qui répondent aux besoins de leurs utilisateurs dans des temps et des coûts prévisibles.

3 Processus simplifié

Le processus que nous avons utilisé c'est un processus de développement des applications web, c'est un processus simplifier qui se situe entre UP (Unified Process) et les méthodes agiles actuellement populaires telles que XP (eXtreme Programming). [28]

4 Caractéristiques du processus simplifier du pascal roques

- Piloté par des cas d'utilisation comme le processus UP, mais beaucoup plus simple
- Relativement léger et contraint comme les méthodes agiles, mais sans négliger les activités de modélisation en analyse et conception
- Fondé sur l'utilisation d'un sous-ensemble nécessaire et suffisant du langage UML.
- L'objectif ici est de trouver le meilleur rapport (Qualité/Prix).

5 Les phases du processus

5.1 Spécification des besoins

Cette phase consiste à comprendre le contexte du système, il s'agit d'Identifier les acteurs soit un acteur principale ou secondaire et des cas d'utilisation sans oublier les relations entre ces cas pour élaborer le diagramme de cas d'utilisation final. [28]

5.2 Spécification détaillée des besoins

Dans cette étape il faut détaillée les cas d'utilisation dans l'étape précédente par une description textuelle ou graphique de ses cas d'utilisation. [28]

5.3 Analyse

Identifier les concepts du domaine à partir de l'expression initiale des besoins de notre étude de cas, ajouter les attributs et les associations et typologie des classes d'analyse. [28]

5.4 Conception

Répartition de comportement du système entre les classes d'analyse et de nous décrire les interactions correspondantes. [28]

5.5 Implémentation

L'objectif de cette phase est de développer le logiciel conformément aux spécifications et à la conception. Les développeurs doivent utiliser des techniques et des outils de développement appropriés pour garantir la qualité du logiciel. [28]

5.6 Teste

L'objectif de cette phase est de tester le logiciel pour s'assurer qu'il répond aux exigences des utilisateurs pour garantir la qualité du logiciel. [28]

6 Spécification des besoins

6.1 Identification des acteurs

Un acteur représente l'abstraction d'un rôle joué par des entités externes (utilisateur, dispositif matériel ou autre système) qui interagissent directement avec le système étudié. Un acteur peut consulter et/ou modifier directement l'état du système, en émettant et/ou en recevant des messages éventuellement porteurs de données. [45]

On peut distinguer deux types des acteurs :

- **Acteur principal** : nous appelons acteur principal celui pour qui le cas d'utilisation produit un résultat observable.
- **Acteur secondaire**: les acteurs secondaires sont souvent sollicités pour des informations complémentaires, ils peuvent uniquement consulter ou informer le système lors de l'exécution du cas d'utilisation. [46]

Les acteurs de notre système sont :

6.1.1 Les acteurs principaux

- **L'internaute** : c'est la personne qui visite le site pour chercher et consulter des produits pour l'acheter ou pour avoir une idée sur les types des produits exposé et les prix, c'est un utilisateur inconnu c'est-à-dire n'est pas encore inscrit, qui peut choisir de créer un compte afin de devenir client ou vendeur.
- **Client** : c'est un internaute qui déjà créer un compte, qui peut effectuer une commande et suivre le processus d'achat des produits en ligne.
- **Vendeur** : le vendeur une personne qui possède un compte et également à la possibilité de gérer ces produits.
- **Administrateur** : on peut l'appelons aussi « Webmaster » qui mis en charge le bon fonctionnement et la maintenance de l'application.

6.2 Les acteurs secondaires

- **Système de paiement** : nécessaire pour le paiement en ligne.
- **Système de recommandation** : pour afficher les préférences d'un utilisateur

6.3 Identification des cas d'utilisation

Un cas d'utilisation (use case) représente un ensemble de séquences d'actions réalisées par le système et produisant un résultat observable intéressant pour un acteur particulier. Chaque cas d'utilisation spécifie un comportement attendu du système considéré comme un tout, sans imposer le mode de réalisation de ce comportement. [28].

Le tableau suivant représente la liste des cas d'utilisation, et montre les acteurs pour chaque cas.

Acteur	Cas d'utilisation
L'internaute	<ul style="list-style-type: none"> • Créer compte (créer compte client, créer compte vendeur) • Consulter les produits • Effectuer recherche (Effectuer recherche simple, Effectuer recherche détaillé)
Client	<ul style="list-style-type: none"> • Ajouter produit dans le panier • Consulter mon panier (Retirer produit, Modifier quantité produit) • Effectuer une commande • Consulter mes commandes • Consulter mon profil
Vendeur	<ul style="list-style-type: none"> • Consulter mon profil (Modifier informations profil) • Ajouter produit • Consulter mes feedbacks • Consulter mes produits (Modifier mon produit)
Administrateur	<ul style="list-style-type: none"> • Consulter feedbacks • Ajouter catégorie • Consulter catégorie (Modifier catégorie, Supprimer catégorie) • Consulter compte (Bloquer compte, Confirmer compte vendeur)

Tableau 3 : Présentation de la liste des cas d'utilisation et les acteurs.

6.4 Diagramme de cas d'utilisation

Nous présentons ci-dessous les diagrammes de cas d'utilisation individuels et le diagramme de cas d'utilisation global.

- Diagramme de cas d'utilisation globale

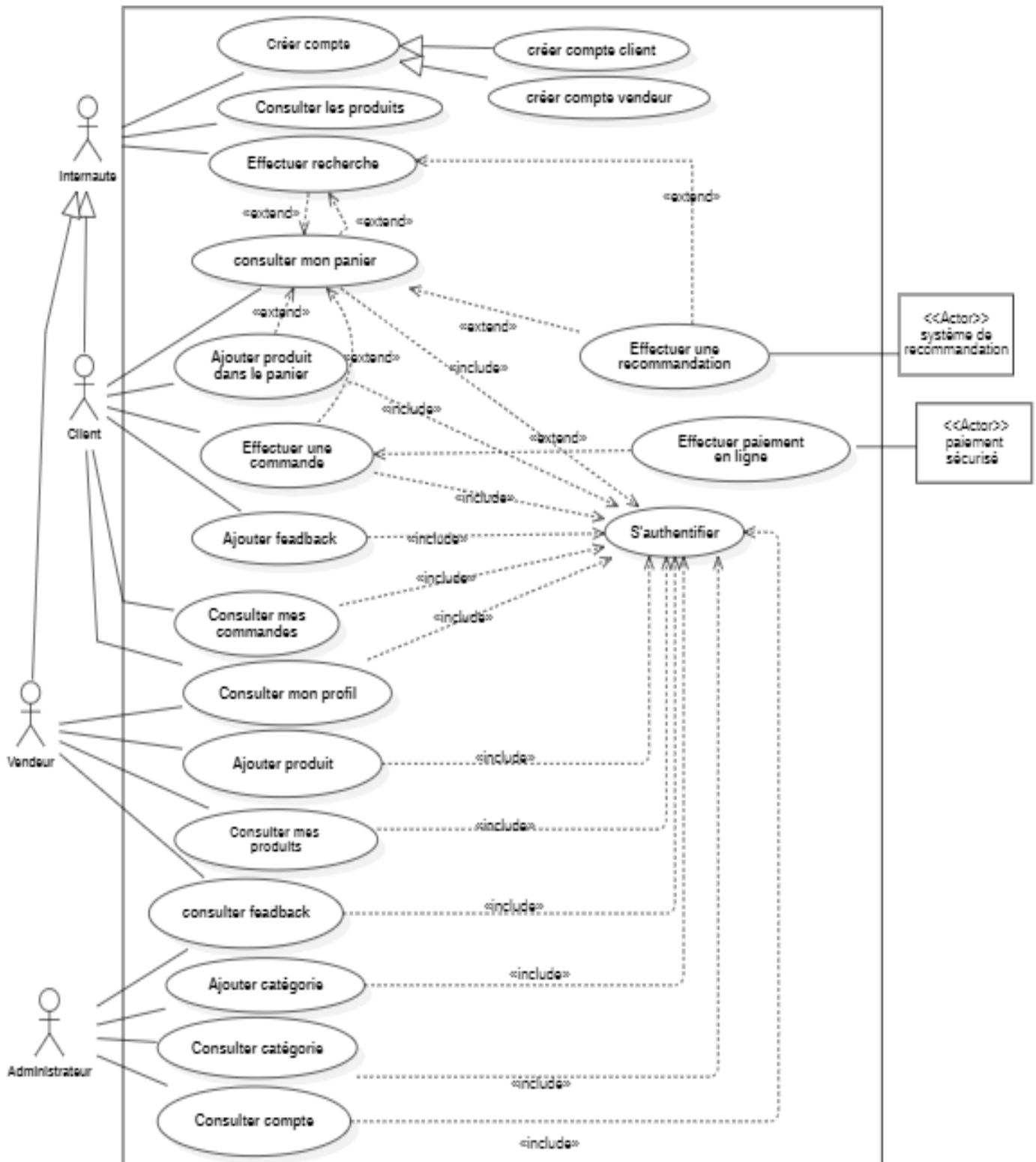


Figure 9 : Diagramme de cas d'utilisation globale.

- Diagramme de cas d'utilisation internaute

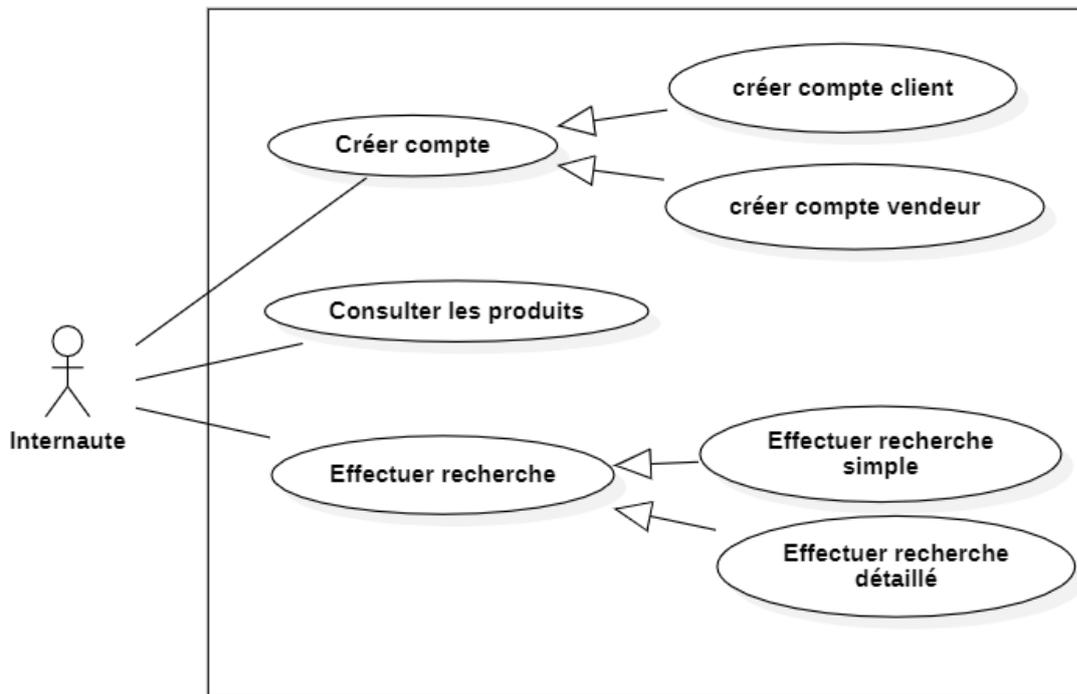


Figure 10: cas d'utilisation internaute

- Diagramme de cas d'utilisation client

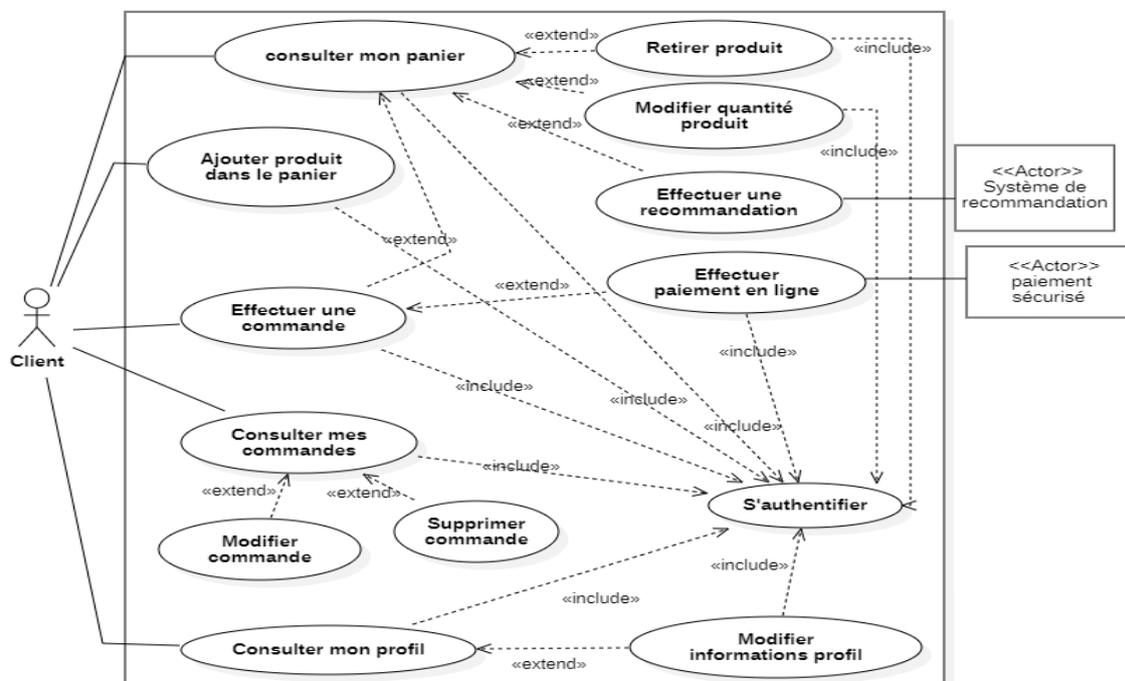


Figure 11: cas d'utilisation client

- Diagramme de cas d'utilisation vendeur

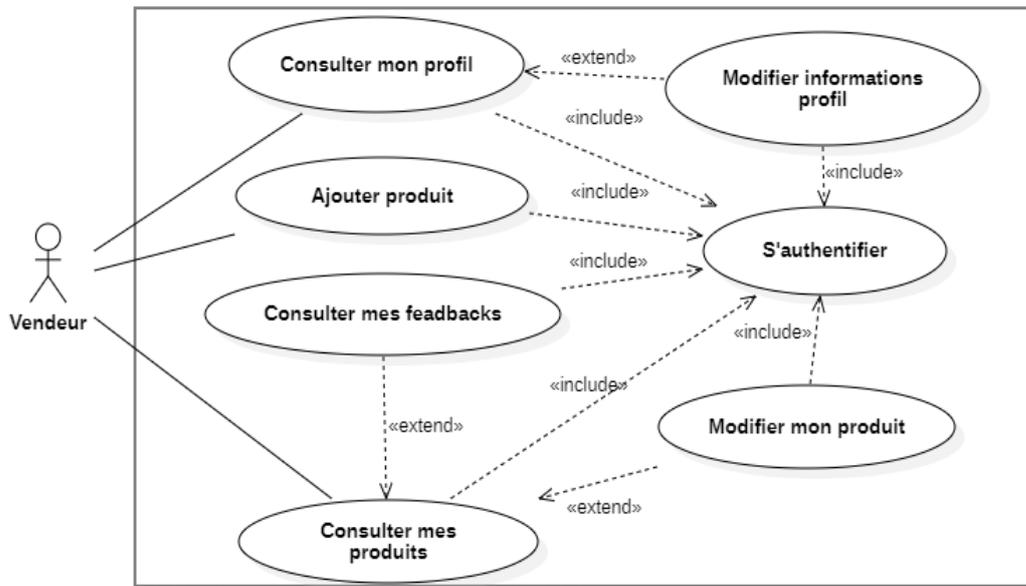


Figure 12: cas d'utilisation vendeur

- Diagramme de cas d'utilisation admin

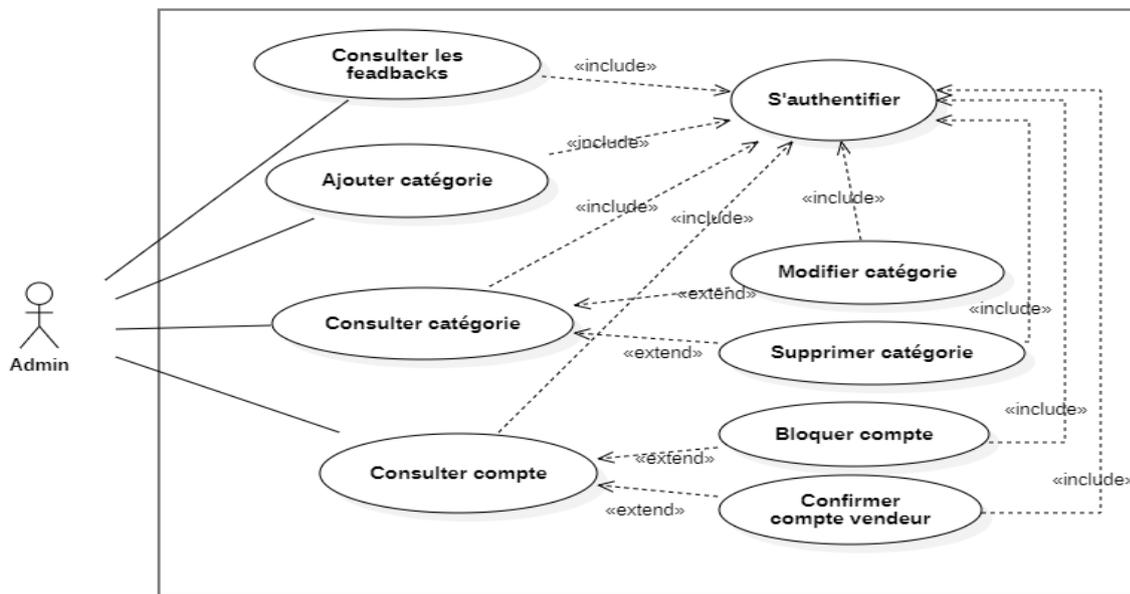


Figure 13: cas d'utilisation admin

7 Spécification détaillée des besoins

- Définition d'une description textuelle

Le diagramme de cas d'utilisation décrit les principales fonctionnalités d'un système du point de vue des acteurs, mais il ne détaille pas en profondeur les interactions entre les acteurs et les cas d'utilisation. Il est recommandé de rédiger une description textuelle, car elle offre une approche flexible qui convient à de nombreuses situations. [28]

- Définition d'une description graphique

Les cas d'utilisation décrivent les interactions des acteurs avec le site web que nous souhaitons spécifier et concevoir. Au cours de ces interactions, les acteurs génèrent des messages qui influencent le système informatique et, en général, entraînent une réponse de sa part. Nous allons extraire ces messages et les représenter graphiquement à l'aide de diagrammes de séquence UML. [28]

- Cas d'utilisation « Effectuer recherche détaillé »

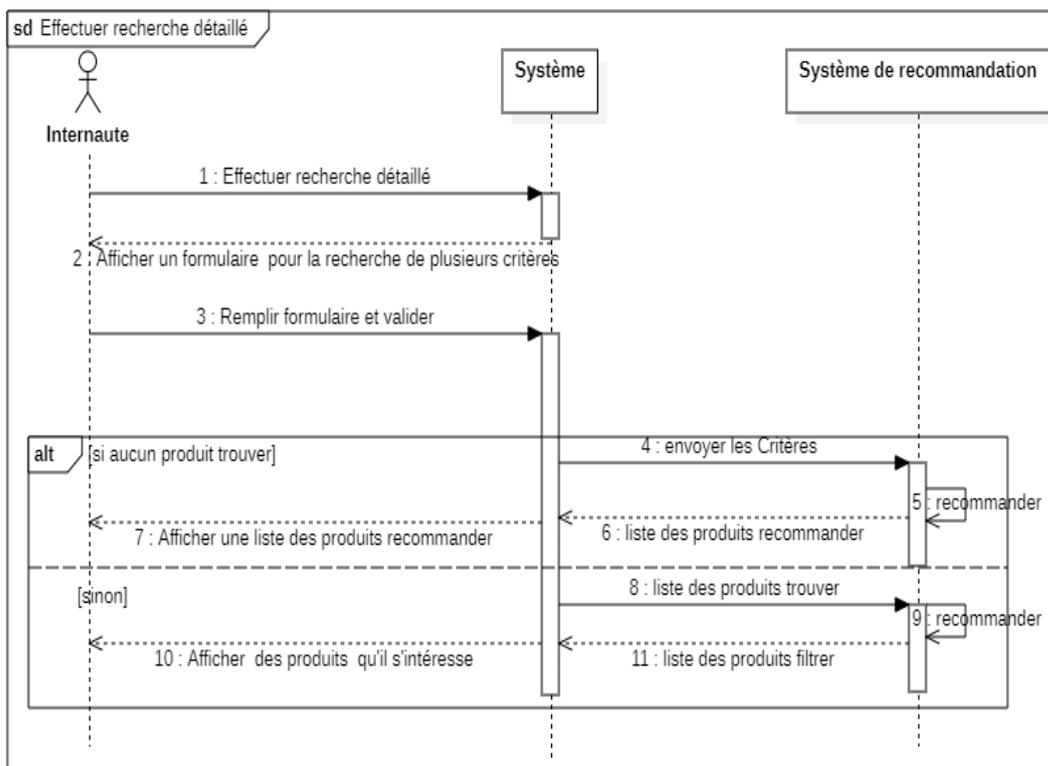


Figure 14: diagramme séquence recherche détaillé

- **Cas d'utilisation « Effectuer recherche simple »**

Cas d'utilisation	Effectuer recherche simple
Objectif	La recherche d'un produit
Acteur	Internaute
Précondition	Néant
Poste condition	L'opération de la recherche simple a été effectuer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> • L'internaute écrire un mot clé pour un produit • L'internaute valide la recherche • Le système envoi la liste des produits trouver au système de recommandation • Le système de recommandation filtre la liste avec les préférences et l'envoyer au système • Le système affiche les produits à chercher avec ses préférences
Scénario alternatif	3.1. S'il n'y a pas produit disponible, le système de recommandation affiche une liste des produits proposer

Tableau 4 : Description textuelle de cas d'utilisation effectuer recherche simple.

- **Cas d'utilisation « Ajouter produit au panier »**

Cas d'utilisation	Ajouter au panier
Objectif	Permet d'ajouter un produit au panier
Acteur	Client
Précondition	S'authentifier
Poste condition	L'opération de la mise à jour sur le panier a été effectuer avec succès

Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> • Le client ajoute un produit au panier • Le système affiche le panier à jour
Scénario alternatif	Néant

Tableau 5 : Description textuelle de cas d'utilisation Ajouter produit au panier.

• **Cas d'utilisation « consulter mes feedback »:**

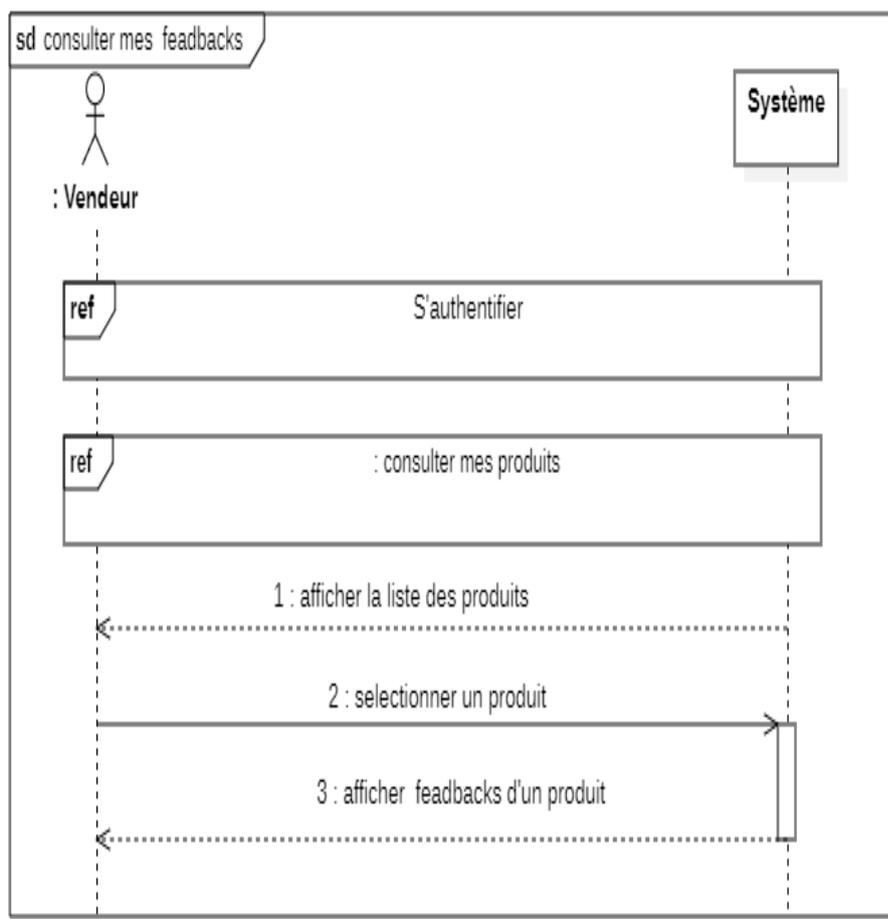


Figure 15: diagramme séquence consulter mes feedbacks

- **Cas d'utilisation « Consulter mon panier »**

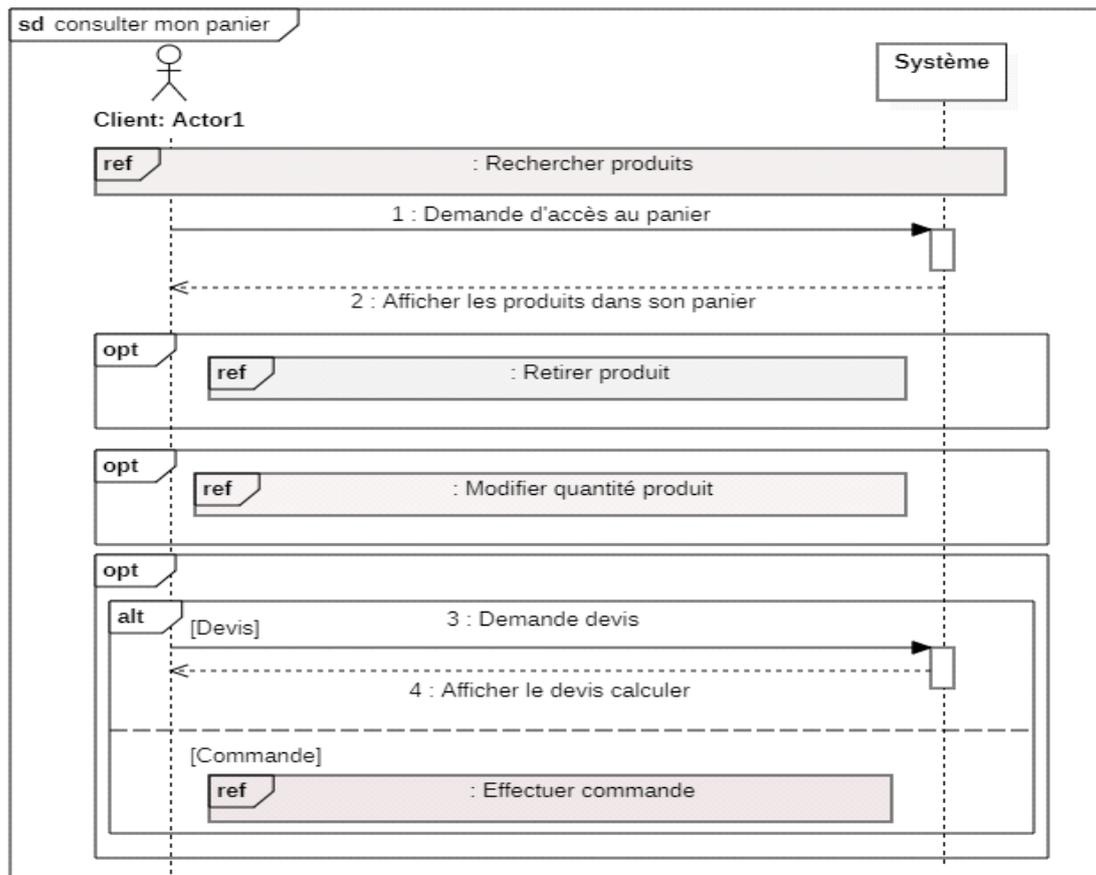


Figure 16: diagramme séquence consulter mon panier

- **Cas d'utilisation « Retirer produit »**

Cas d'utilisation	Retirer un produit
Objectif	Permet de retirer un produit au panier
Acteur	Client
Précondition	S'authentifier, consulter mon panier
Poste condition	Un produit a été retirer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> • Le client demande accéder au panier • Le système affiche le panier • Le client retire un produit du panier • Le système affiche le panier à jour

Scénario alternatif	Néant
---------------------	-------

Tableau 6 : Description textuelle de cas d'utilisation Retirer produit.

• **Cas d'utilisation « Modifier quantité produit »**

Cas d'utilisation	Modifier sur le panier
Objectif	Permet de modifier la quantité d'un produit ajouter au panier
Acteur	Client
Précondition	S'authentifier, consulter mon panier
Poste condition	La tâche de modification a été effectuer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> • Le client demande accéder au panier • Le système affiche le panier • Le client demande de modifier la quantité des produits • Le système vérifier la disponibilité du produit selon la quantité. • Le système affiche le panier à jour
Scénario alternatif	La quantité du produit insuffisante

Tableau 7 : Description textuelle de cas d'utilisation modifier quantité des produits.

8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents diagrammes de la phase de spécification des besoins élaborés selon le processus simplifié : Diagramme de cas d'utilisation, diagramme de séquence du système et description textuelle d'un seul cas d'utilisation.

CHAPITRE 03

Modélisation et conception.

1 Introduction

Ce chapitre porte la conception et la modélisation du notre système d'information, en utilisant le diagramme de classes participant, le diagramme de séquence détaillé et le diagramme de classe finale, puis nous définir l'architecture, les fonctionnalités et les interactions de notre système de recommandation aux l'application web.

2 Modélisation et conception de l'application web

2.1 Diagramme de classe participant

- Définition

Le diagramme de classe participante est un type de diagramme de classes UML qui décrit, pour chaque cas d'utilisation, les trois principales classes d'analyse et leurs relations. Ce diagramme modélise trois types de classes d'analyse : les dialogues, les contrôles et les entités. [28]

- Cas d'utilisation « Recherche détaillée »

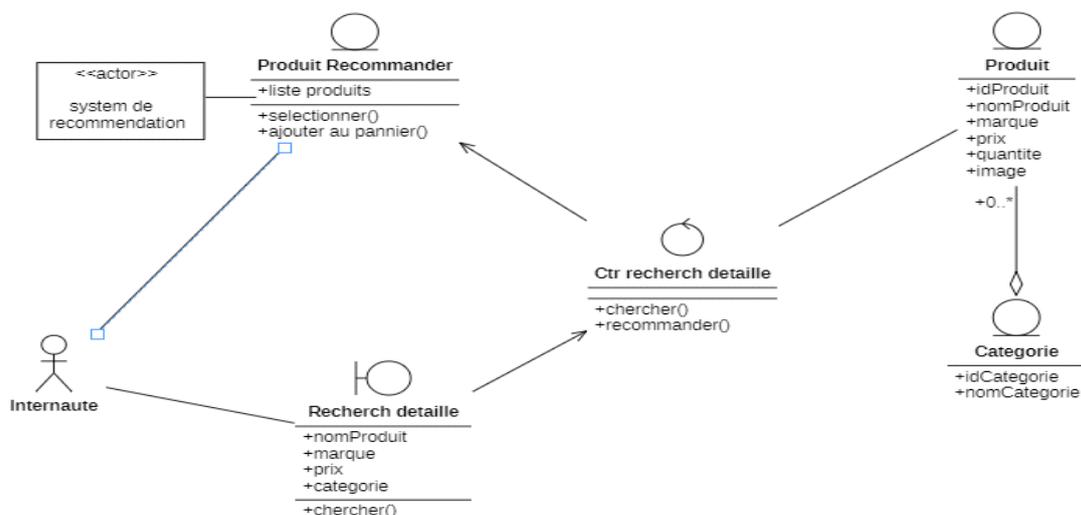


Figure 17: Diagramme de classes participantes effectuer recherche détaillé.

- **Cas d'utilisation « Effectuer recherche simple »**

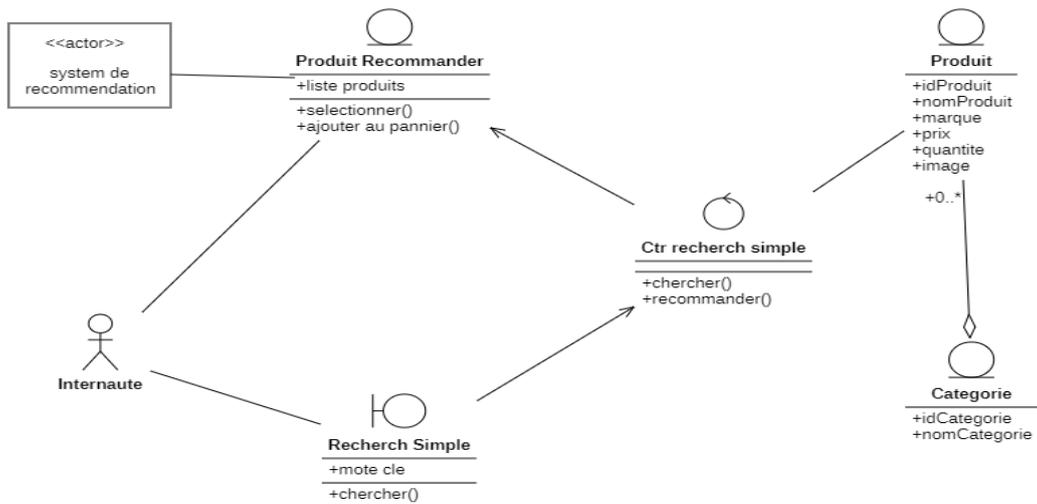


Figure 18: Diagramme de classes participantes effectuer Recherche simple.

- **Cas d'utilisation « Ajouter produit au panier »**

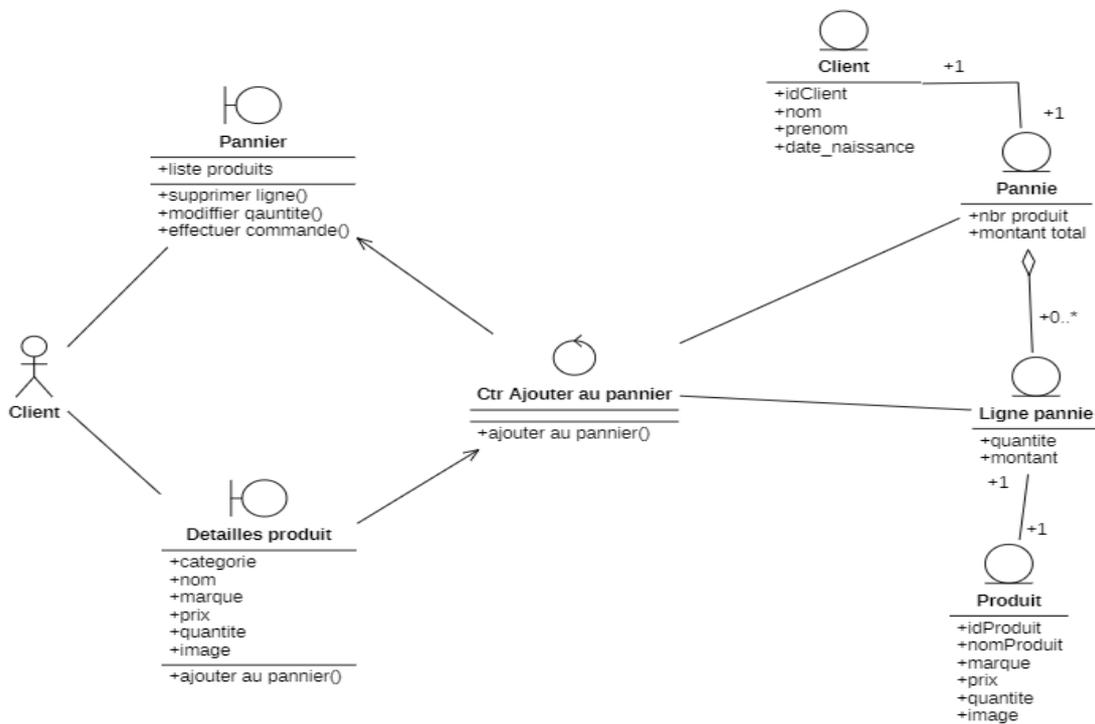


Figure 19: Diagramme de classes participantes ajouter produit au panier.

- **Cas d'utilisation « Consulter mes feedbacks »**

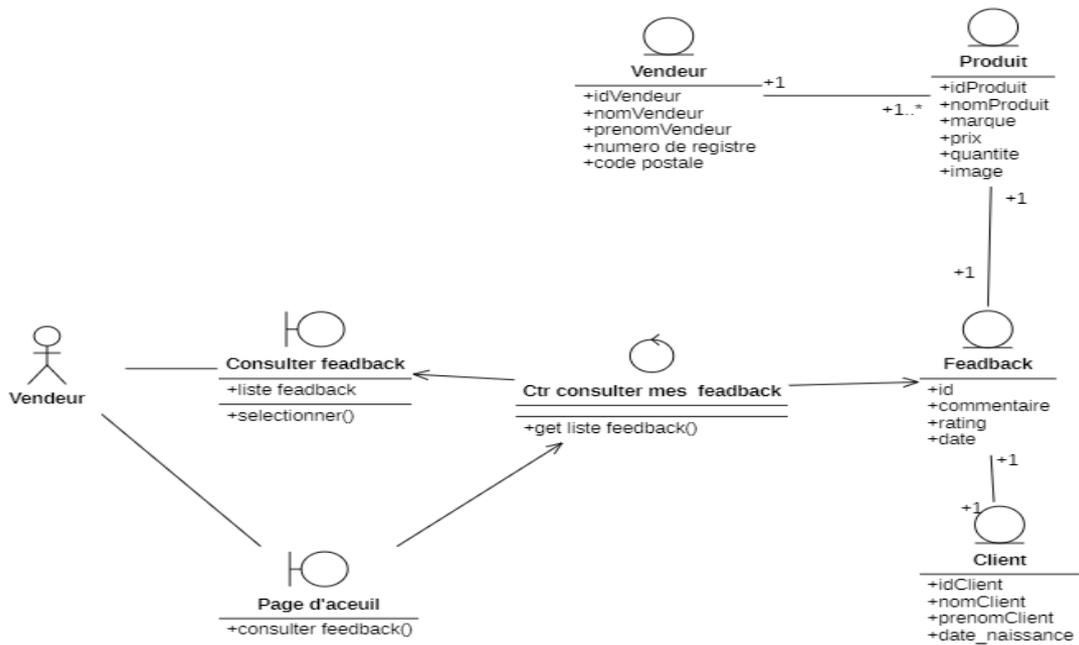


Figure 20: Diagramme de classes participantes consulter mes feedbacks.

- **Cas d'utilisation « Consulter mon panier »**

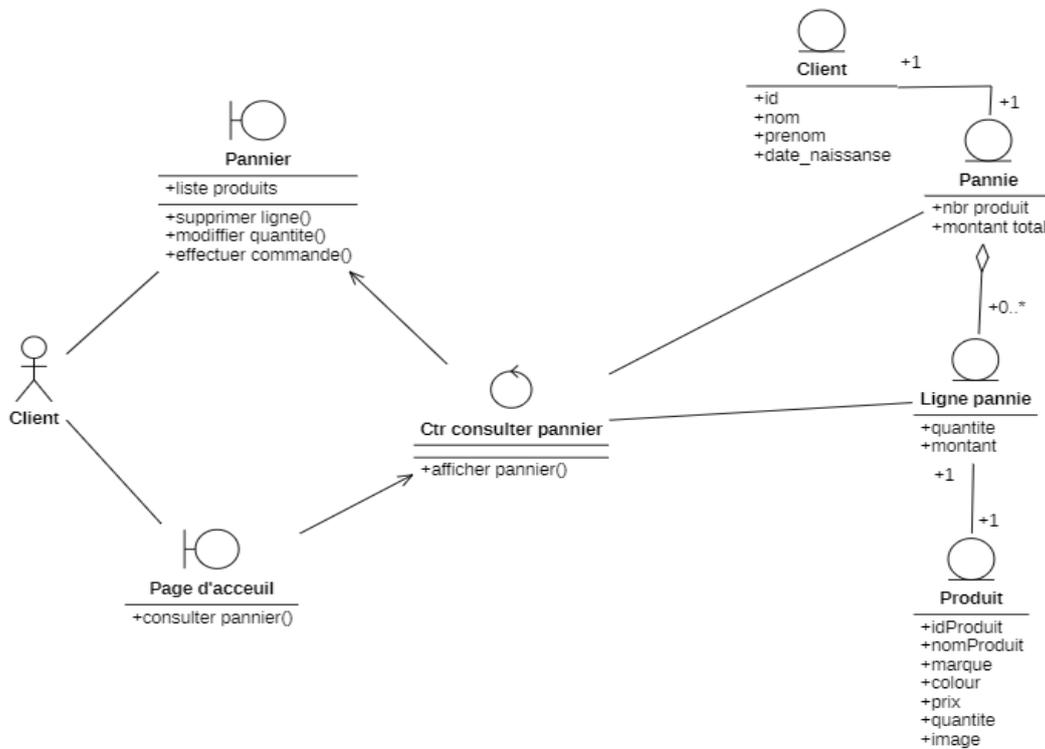


Figure 21: Diagramme de classes participantes consulter mon panier.

2.2 Diagramme de séquence de conception

Les diagrammes de séquence représentent les interactions dans un format où chaque nouvel objet est ajouté en haut à droite. On représente la ligne de vie de chaque objet par un trait pointillé vertical. Cette ligne de vie sert de point de départ ou d'arrivée à des messages représentés eux-mêmes par des flèches horizontales. Par convention, le temps coule de haut en bas. Il indique ainsi visuellement la séquence relative des envois et réceptions de messages. Les diagrammes de communication illustrent les interactions entre objets sous forme de graphes ou de réseaux. Les objets peuvent être placés en tout point du diagramme. Ils sont connectés par des liens qui indiquent qu'une forme de navigation et de visibilité entre ces objets est possible. Tout message entre objets est représenté par une expression et une petite flèche indiquant son sens de circulation. [28]

- **Cas d'utilisation « Effectuer recherche avancer »**

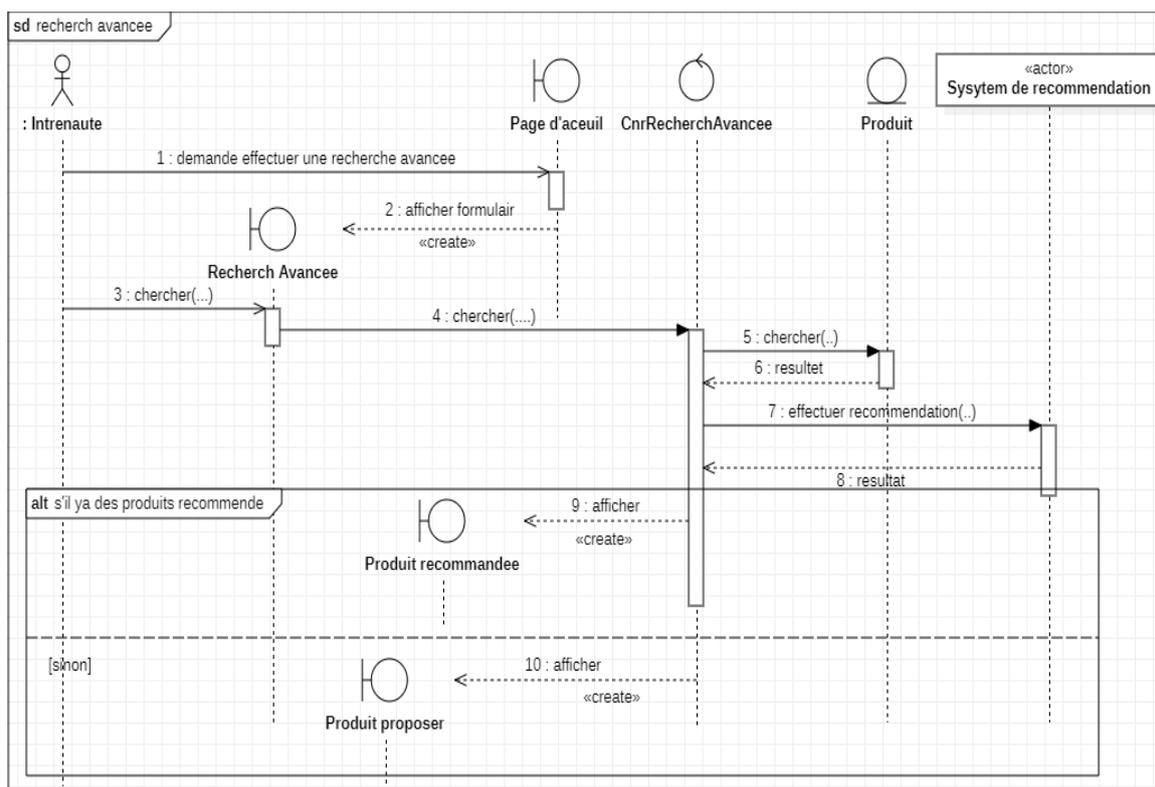


Figure 22: Diagramme de séquence de conception effectuer recherche avancer.

- Cas d'utilisation « Effectuer recherche simple »

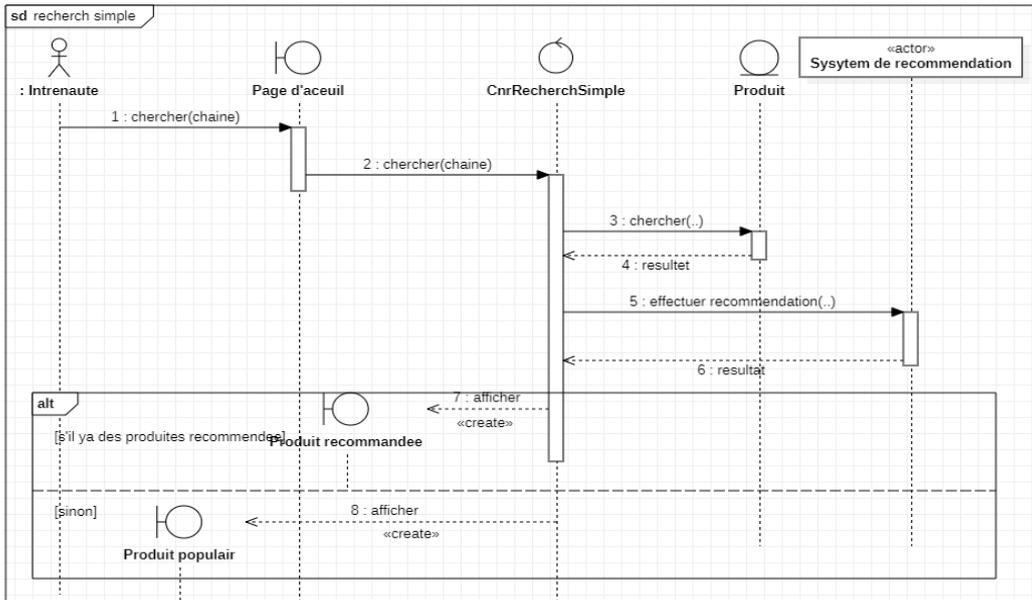


Figure 23: Diagramme de séquence de conception effectuer recherche simple.

- Cas d'utilisation « Ajouter produit au panier »

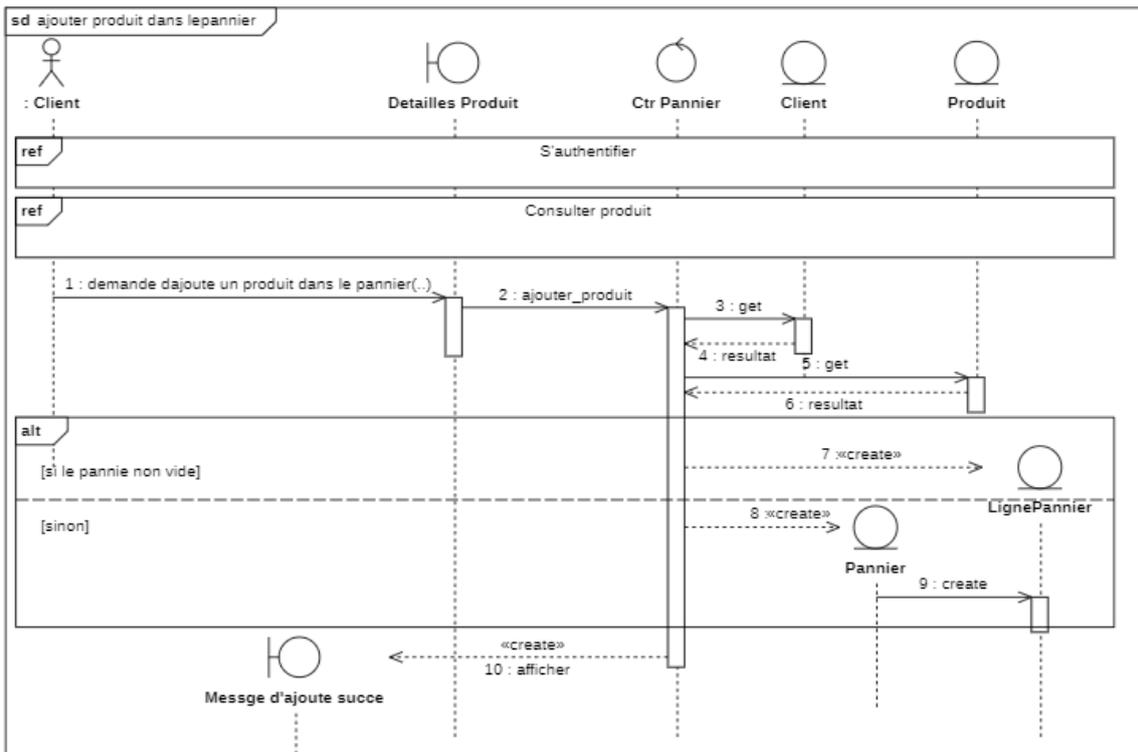


Figure 24: Diagramme de séquence de conception ajouter produits au panier.

- Cas d'utilisation « consulter mes feedbacks »

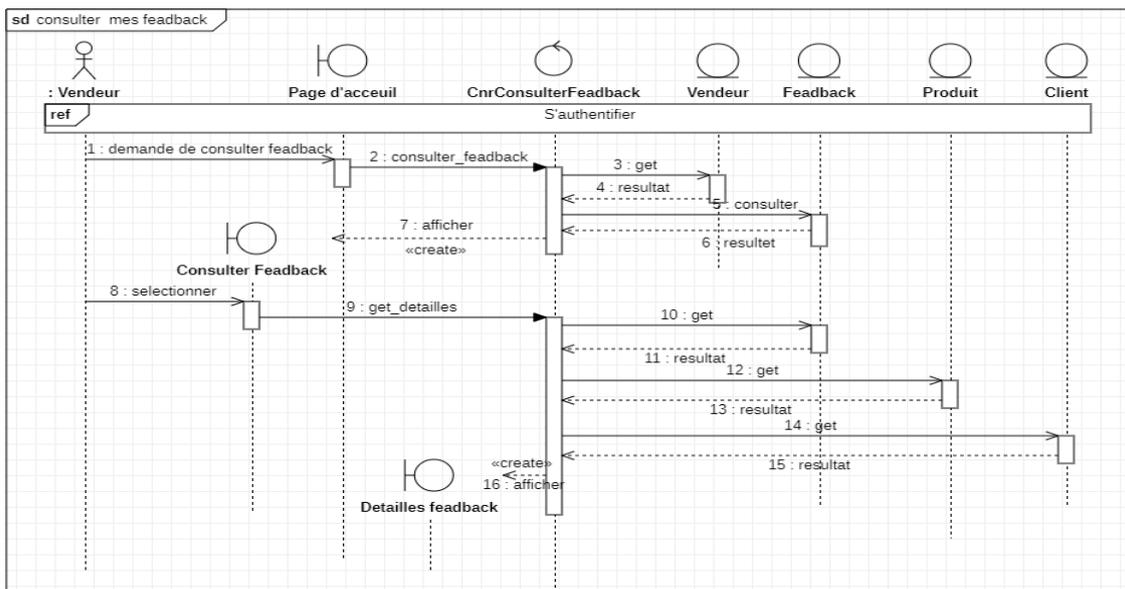


Figure 25: Diagramme de séquence de conception ajouter produits au panier.

- Cas d'utilisation « Consulter mon panier »

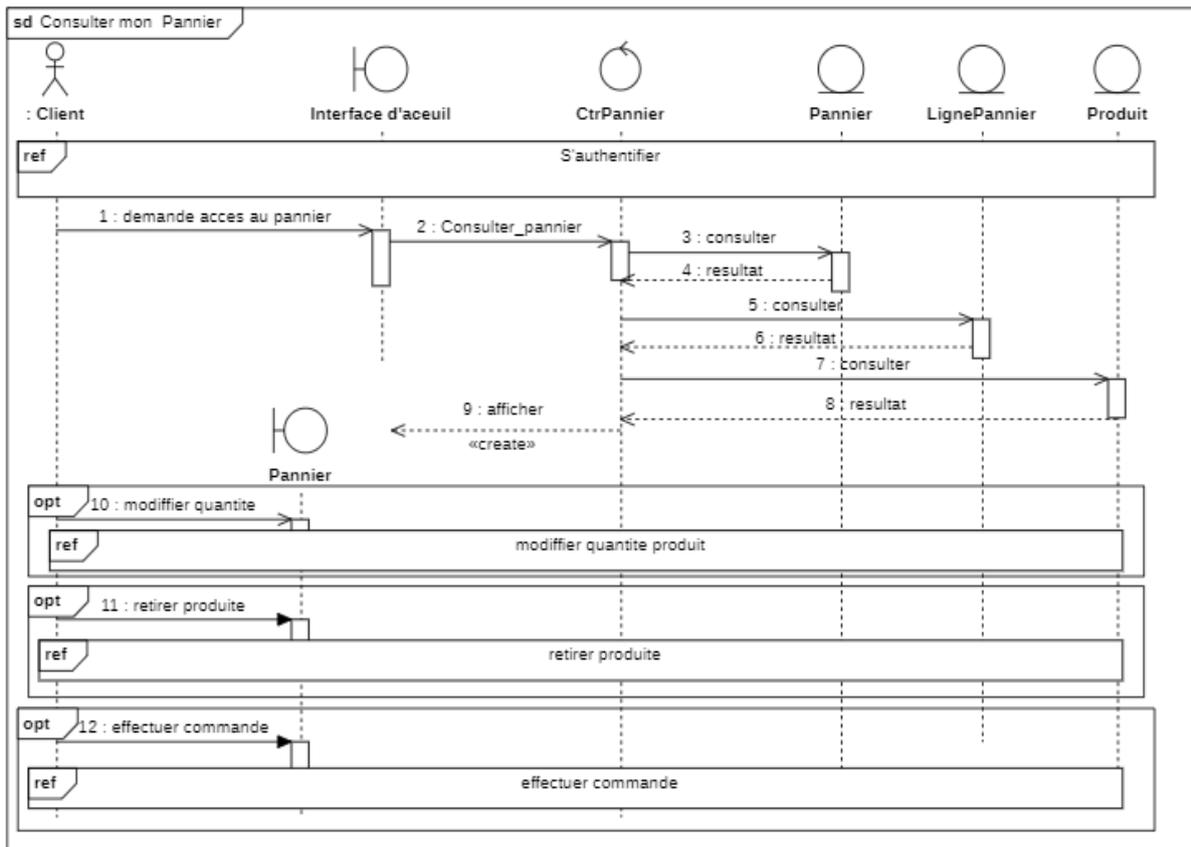


Figure 26: Diagramme de séquence de conception consulter mon panier.

- Cas d'utilisation « Retirer produit »

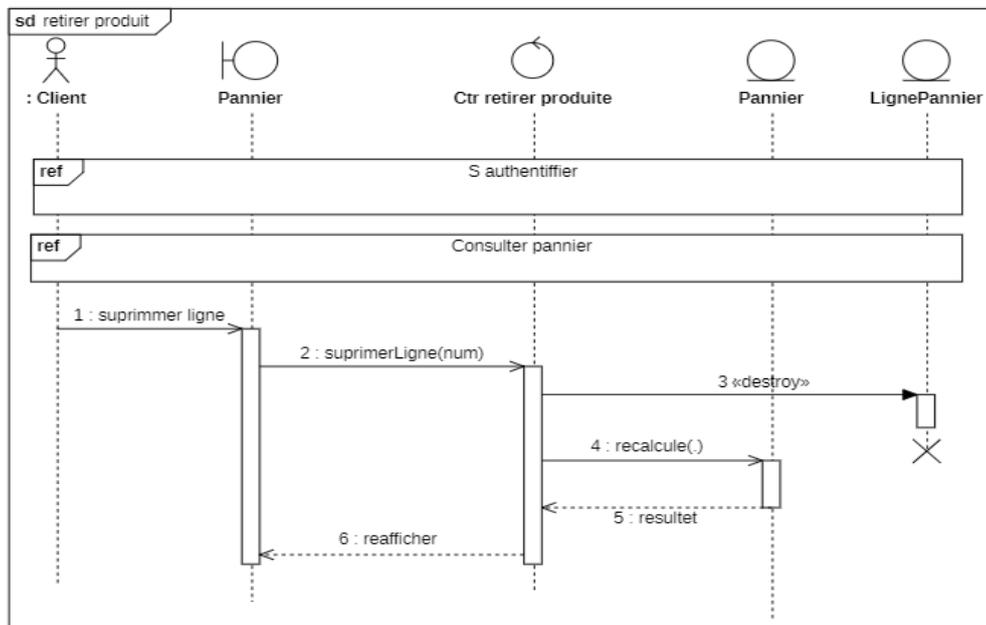


Figure 27: Diagramme de séquence de conception retirer produit.

- Cas d'utilisation « Modifier quantité produit »

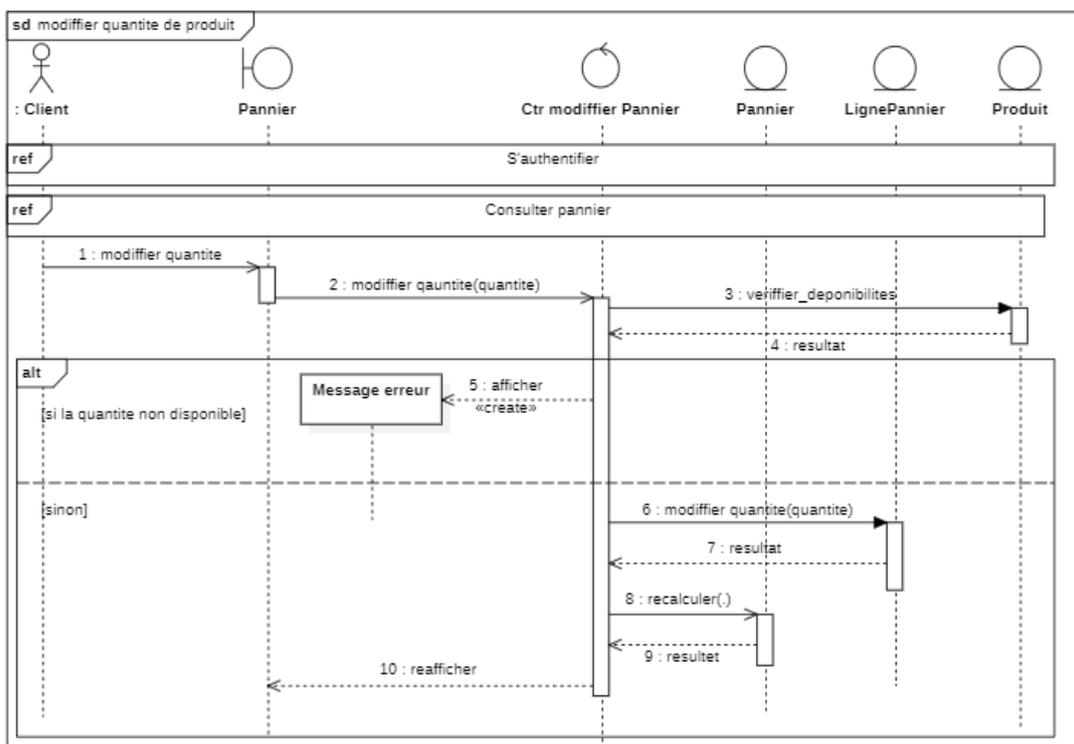


Figure 28: Diagramme de séquence de conception modifier la quantité.

2.3 Diagramme de classe globale

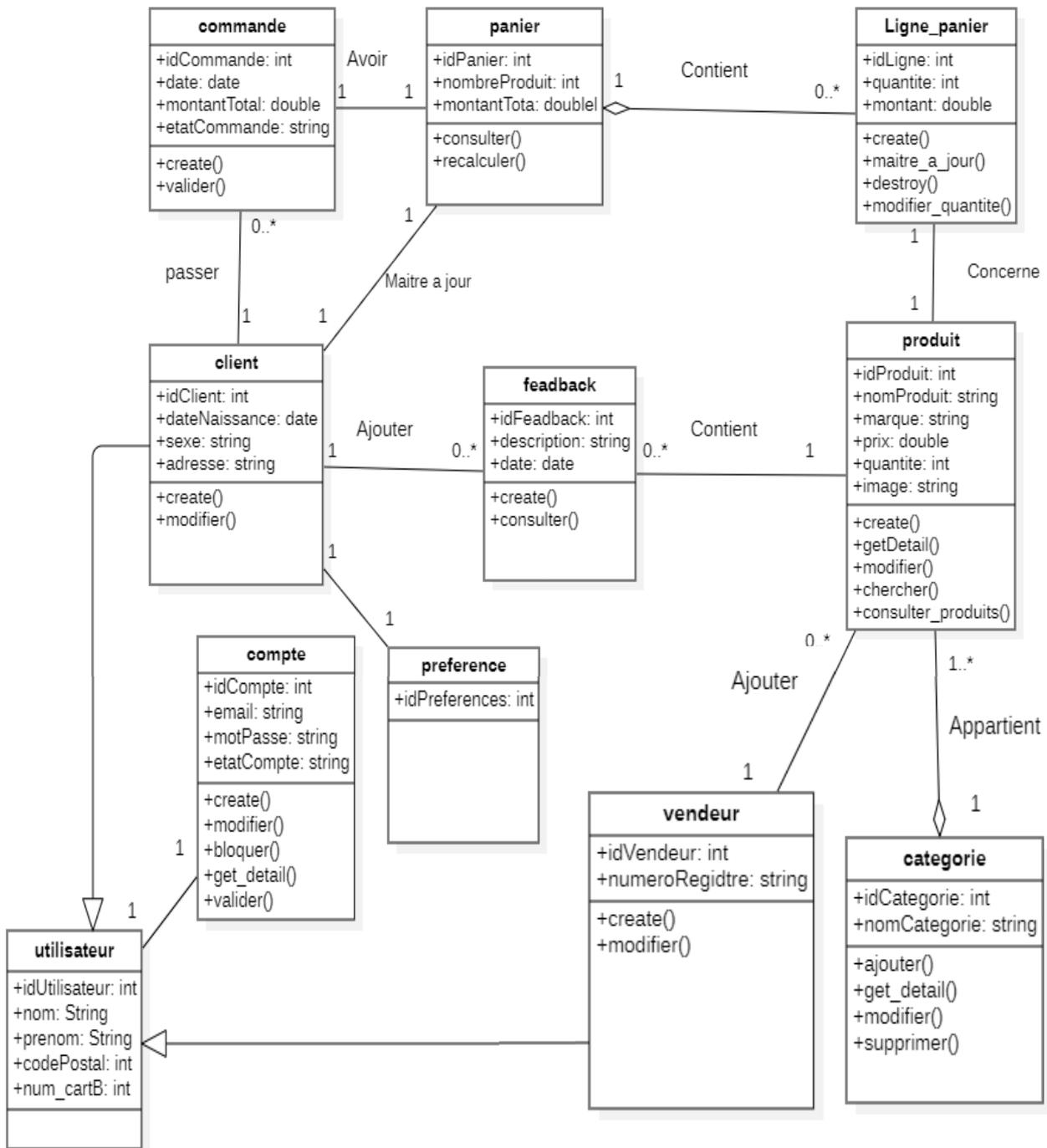


Figure 29: Diagramme de classe globale.

2.4 Passage vers le model relationnel

- **Les règles de passages au modèle relationnel**

Après avoir mis en place du modèle conceptuel du système, nous allons transformer cette vision conceptuelle en modèle relationnel des données. Pour passer du diagramme de classes au modèle relationnel en se basant sur les règles suivantes :

- **Règle1 :**

Toute classe devient une relation, les attributs de la classe deviennent des attributs de la relation. Si la classe possède un identifiant il devient la clé primaire de la relation, sinon, il faut ajouter une clé primaire arbitraire.

- **Règle2 :**

Pour représenter une association 1 vers 1 (1...1) entre deux relations, la clé primaire de l'une des relations doit figurer comme clé étrangère dans l'autre relation.

- **Règle3 :**

Pour représenter une association 1 vers plusieurs (1...*), on procède comme une association 1 vers 1, excepté que c'est forcément la relation du côté plusieurs qui reçoit comme clé étrangère la clé primaire de la relation du côté 1.

- **Règle4 :**

Pour représenter une association plusieurs vers plusieurs (*...*), il faut introduire une nouvelle relation dont les attributs sont les clés primaires des relations en association, et dont la clé primaire est la concaténation de ces deux attributs. Si l'association possède des attributs, ils deviennent des attributs de la relation correspondante.

- **Règle5 :**

Cas de L'héritage, transformer chaque sous classe en une relation, la clé primaire de la super classe devient clé primaire de chaque sous classe.

- **Règle6 :**

Cas de composition, la clé primaire de la classe composée devient clé étrangère de la classe composant.

- **Règle7 :**

Cas d'agrégation, le même principe que la Règle 3.

2.5 Le modèle relationnel

Client (idClient, nomClient, prenomClient, dateNaissance, sexe, adresse, codePostal, num_cartB, #idCompte)

Vendeur (idVendeur, nomVendeur, prenomVendeur, codePostal, num_cartB, num_cartB, #idCompte)

Compte (idCompte, email, motPasse, etatCompte)

Categorie (idCategorie, nomCategorie)

Produit (idProduit, nomProduit, marque, prix, quantite, image, #idCategorie)

Feedback (idFeedback, description, date, # idProduit, # idClient)

Panier (idPanier, nombreProduit, montantTota, # idClient)

Ligne_panier (idLigne, quantite, montant, # idProduit, # idPanier)

Commande (idCommande, date, montantTotal, etatCommande, idPanier, idClient)

Compte (idCompte, email, motPasse, motPasse, etatCompte)

3 Conception et modélisation du modèle de recommandation

3.1 La première approche proposée

Nous avons proposé l'utilisation d'une approche basée sur le filtrage collaboratif (item-item), une méthode couramment utilisée. Elle repose sur l'utilisation des évaluations des utilisateurs concernant les produits (notations) pour prédire les produits susceptibles de satisfaire leurs préférences.

Dans cette approche nous avons utilisé quatre algorithmes de prédiction : le modèle de base des estimations de base BaselineOnly, les deux modèles de voisinage KNNBasic et KNNWithMeans et la méthode de factorisation matricielle SVD.

3.1.1 Architecture de l'approche

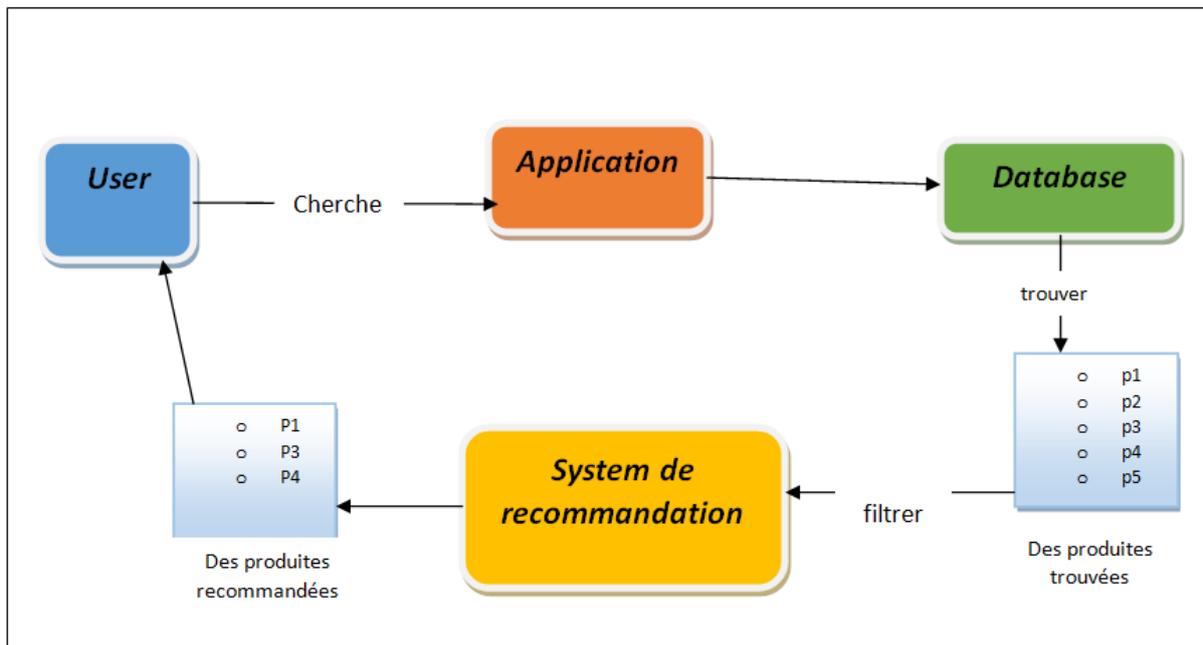


Figure 30: Architecture de notre approche.

3.1.2 Les étapes pour la réalisation de notre approche

Voici les étapes principales pour mettre en œuvre ce modèle :

3.1.2.1 Collecte des données

Nous travaillerons avec un ensemble de données contenant de nombreux ratings des utilisateurs sur un ensemble de produits. Ces données sont collectées de manière explicite sous forme de fichier csv (comma-separated values) [48], qui contient les champs suivants :

userId	Identifiant du client. Chaque identifiant est différent.
productId	Identifiant du produit évalué. Chaque identifiant est unique.
Rating	La note de produit donnée par l'utilisateur
Timestamp	Temps de l'évaluation

Tableau 8 : Description des attributs du premier ensemble expérimental de données.

Pour analyser la distribution des évaluations dans notre dataset, nous avons généré l'histogramme ci-dessous, qui illustre la répartition des notations attribuées.

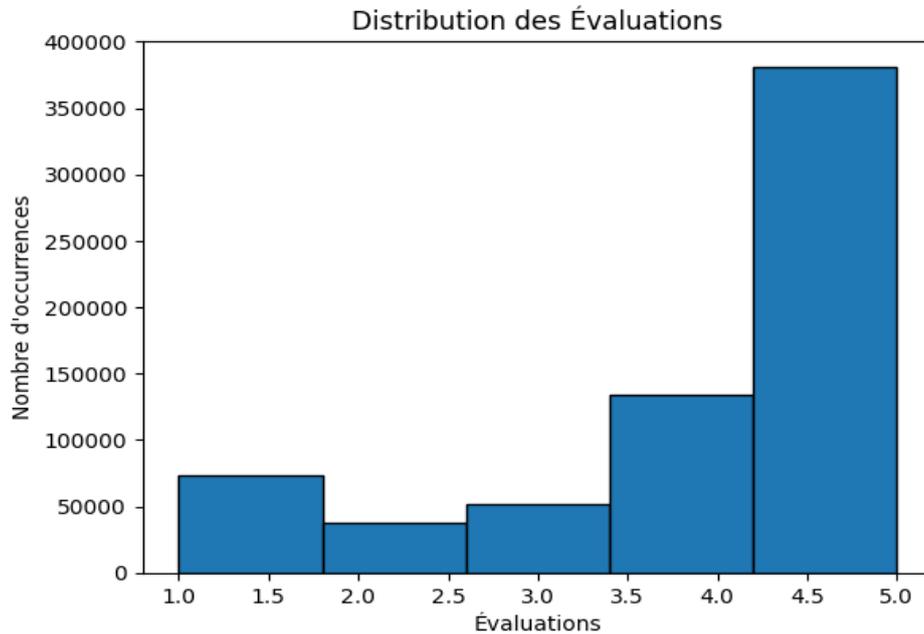


Figure 31: histogramme des évaluations dans notre jeu de données

3.1.2.2 La sélection de l'algorithme

Dans cette approche nous avons utilisé quatre algorithmes de prédiction : le modèle de base des estimations de base `BaselineOnly`, les deux modèles de voisinage `KNNBasic` et `KNNWithMeans` et la méthode de factorisation matricielle `SVD`.

- **Algorithme `BaselineOnly`**

L'algorithme "`baselineOnly`" de la bibliothèque `Surprise` est couramment utilisé dans les systèmes de recommandation pour fournir des suggestions personnalisées en se basant sur les interactions entre les utilisateurs et les éléments. C'est une méthode de filtrage collaboratif basé sur le modèle baseline. [29]

Cet algorithme, bien que simple, se révèle très efficace pour améliorer l'expérience de l'utilisateur en lui proposant des recommandations pertinentes en fonction de ses évaluations ou préférences. En particulier, il peut fournir des recommandations raisonnables lorsque vous disposez de données éparpillées ou de ressources de calcul limitées.

L'idée fondamentale est d'utiliser les tendances de base dans les évaluations des utilisateurs comme référence pour faire des prédictions de recommandation plus précises. [29]

La prédiction est calculée comme suit :

$$\text{prediction} = \text{global_mean} + \text{user_baseline} + \text{item_baseline}$$

global_mean : Il s'agit de la moyenne globale de toutes les évaluations dans le système. C'est une référence générale pour la qualité moyenne des produits.

user_baseline : Cette composante prend en compte le biais de l'utilisateur par rapport à la moyenne globale. En d'autres termes, elle mesure si un utilisateur a tendance à noter les produits plus hauts ou plus bas que la moyenne globale. Elle est calculée en prenant la moyenne des écarts entre les évaluations réelles de l'utilisateur et la moyenne globale.

item_baseline : Cette composante prend en compte le biais de l'élément (produit) par rapport à la moyenne globale. Elle mesure si un produit est généralement noté plus haut ou plus bas que la moyenne globale. Elle est calculée en prenant la moyenne des écarts entre les évaluations réelles du produit et la moyenne globale.

- **L'algorithme SVD**

L'algorithme SVD (Singular Value Decomposition) est une technique couramment utilisée dans les systèmes de recommandation pour extraire des caractéristiques latentes à partir des évaluations des utilisateurs sur les éléments. Il permet de réduire la dimensionnalité des données et de capturer les relations sous-jacentes entre les utilisateurs et les éléments. [30]

- **Algorithme KNNWithMeans**

L'algorithme KNNWithMeans est une méthode de recommandation basée sur le filtrage collaboratif qui utilise la technique K plus proches voisins (KNN) en prenant en compte les moyennes des évaluations des utilisateurs. Il prédit les évaluations d'un utilisateur pour des éléments non évalués en se basant sur les évaluations des utilisateurs similaires. [31]

3.1.2.3 La prédiction

Utilisez le modèle chargé pour faire une prédiction de notation en fonction des données de l'utilisateur.

3.1.2.4 Extraire la liste des recommandations :

Après avoir calculé les prédictions pour toutes les paires utilisateur-élément, nous avons recommander des produits aux utilisateurs en fonction des notes prévues les plus élevées.

- **L'évaluation**

Dans le cadre de l'évaluation expérimentale des modèles proposés, nous avons utilisé les métriques prédictives RMSE et MAE. La métrique prédictive calcule la précision des prédictions par rapport à l'évaluation réelle effectuée par l'utilisateur.

- **Erreur quadratique moyenne (RMSE)**

L'erreur quadratique moyenne de la racine calcule la valeur moyenne de tous les différences au carré entre les notes réelles et prédites, puis procède au calcul de la racine carrée sur le résultat. Par conséquent, de grosses erreurs peuvent affecter considérablement la note RMSE, ce qui rend la métrique RMSE plus précieuse lorsque des erreurs significativement importantes sont indésirables. Il est calculé comme suit :

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

- **Erreur absolue moyenne (MAE)**

MAE est la moyenne de la valeur absolue des erreurs. Ici, l'erreur sont les différences entre les valeurs prédites (valeurs prédites par notre modèle de régression) et les valeurs réelles d'une variable. Il est calculé comme suit :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2$$

3.2 La deuxième approche proposée

Notre approche de recommandation repose sur l'identification de règles d'association entre les articles achetés par les clients. Pour chaque client, nous recommandons un article en fonction de son panier actuel et de la probabilité qu'il achète cet article. Cela permet de personnaliser les recommandations en fonction du comportement d'achat des clients.

3.2.1 Architecture de l'approche

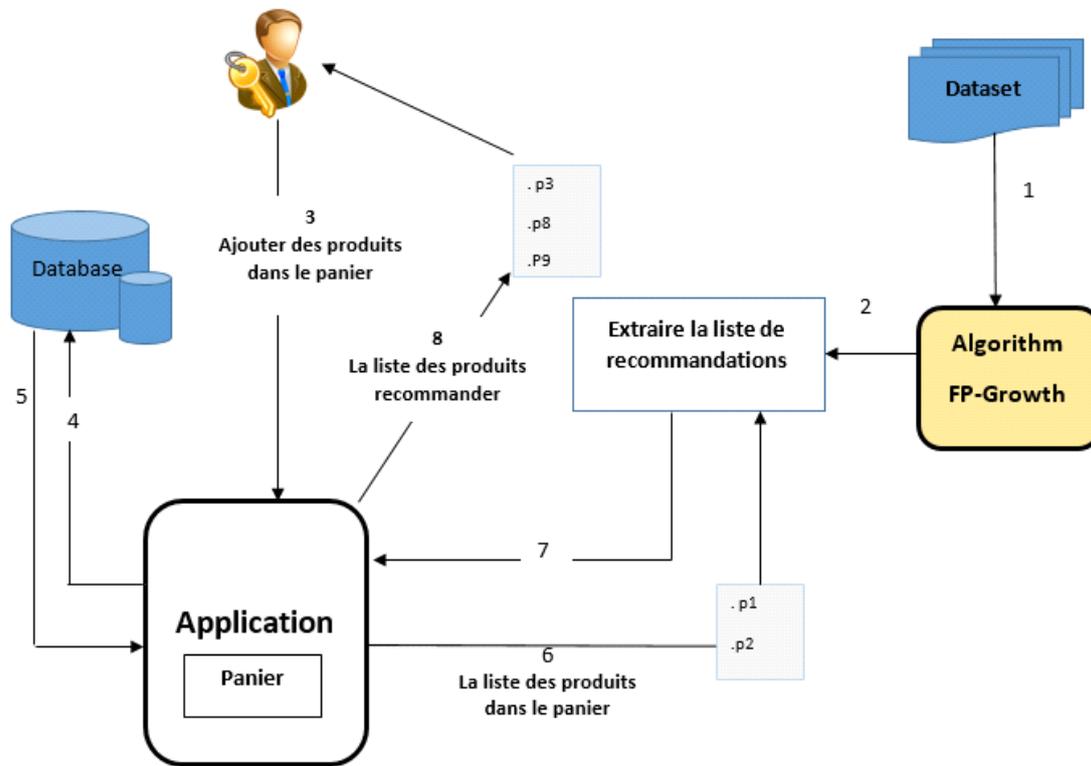


Figure 32: Architecture de la deuxième approche.

3.2.2 Les étapes pour la réalisation de cette approche

Voici les étapes principales pour mettre en œuvre cette approche :

3.2.2.1 Collecte des données :

Nous travaillerons avec un ensemble de données collectées de manière implicite, comprenant l'historique des transactions d'une boutique en ligne sur une période d'une année. Ces données sous forme d'un fichier CSV (comma-separated values), qui contient de nombreux produits. Ces produits contiennent les champs suivants :

InvoiceNo	Numéro de facture correspondant à l'achat du produit
StockCode	Identifiant du produit acheté. Chaque identifiant est différent.
Description	Description du produit acheté
Quantity	Quantité de produits achetée

InvoiceDate	Date de facturation, du 01/12/2010 au 09/12/2011
UnitPrice	Prix d'un produit.
CustomerID	Identifiant du client. Chaque identifiant est différent.
Country	Pays où le client passe la commande
GroupPrice	Prix total de tous les mêmes produits achetés.

Tableau 9 : Description des attributs du deuxième ensemble expérimental de données.

Cette dataset contient 541909 lignes et 8 colonnes.

```
data.shape
(541909, 8)
```

Ces données sont divisées en trois types :

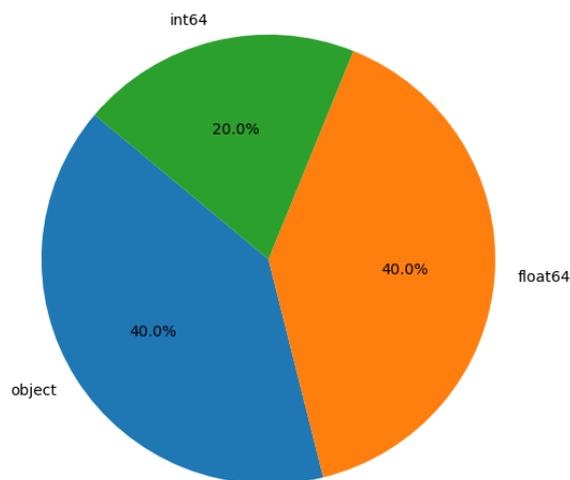


Figure 33 : types de données dans dataset.

3.2.2.2 La sélection de l'algorithme

- **Les règles d'associations**

Les règles d'association sont un type d'algorithme d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour recommander des produits.

Par exemple : Si un utilisateur achète un produit A, il est probable qu'il achète également le produit B. Cette règle pourrait être utilisée pour recommander le produit B à un utilisateur qui a déjà acheté le produit A.

Les règles d'association peuvent aider les systèmes de recommandation à proposer des recommandations plus pertinentes et plus utiles aux utilisateurs. [32 ;33]

- **Processus d'extraction des règles d'associations**

Le processus d'extraction des règles d'association, en général, se déroule en quatre phases la figure 31 illustre l'enchaînement de ces phases.

- **Sélection et préparation des données:** Les données utilisées par les algorithmes d'extraction de règles d'associations passent préalablement par deux étapes : la première permet de sélectionner des données à partir d'une base de données et dans certains cas en prenant en considération le choix de l'utilisateur, ainsi qu'une taille réduite des données traitées dans le but est d'assurer l'efficacité des algorithmes, alors que la deuxième sert à la transformation de ces données.
 - **Découverte des Items fréquents:** Cette étape est la plus coûteuse en termes de temps d'exécution, car le nombre d'items fréquents dépend exponentiellement du nombre d'items manipulés. Pour N items, on a 2^N items potentiellement fréquents.
 - **Génération des règles d'association:** Pour générer une règle d'association on choisisse un seuil minimal de support (Minsup) et un seuil minimal de confiance (Minconf). Seules les règles ayant un support et une confiance dépassant les seuils indiqués sont acceptées. Cette opération avec ces mesures est un problème qui dépend exponentiellement de la taille de l'ensemble des items fréquents.

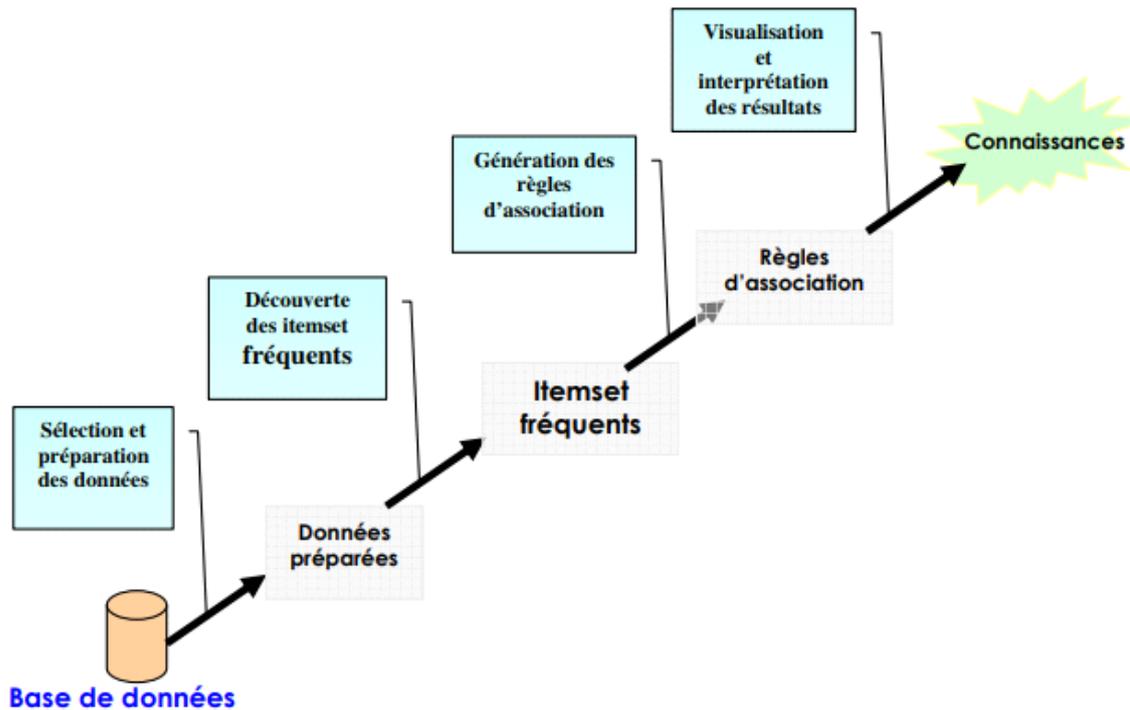


Figure 34: Les étapes de l'extraction des règles d'associations.

- **Mesure de qualité d'une règle d'association**

Lors de l'exploration des règles d'association dans une base de données transactionnelle, il est important de disposer de mesures de qualité pour évaluer l'intérêt et la pertinence des règles extraites. Voici deux mesures de qualité les plus couramment utilisées dans l'analyse des règles d'association :

- **Support**

Du point de vue ensembliste, le support d'une règle est la fréquence d'apparition simultanée des Items qui apparaissent dans la condition et dans le résultat dans la transaction. Le support est mesuré par le pourcentage de transactions présentant

A et B:

$$\text{Supp} (A \rightarrow B) = \frac{m}{|T|}$$

$|T|$: est le nombre total de transaction de la base de données.

m : le nombre de transaction où (A et B) apparaissent en même temps dans la même transaction.

Du point de vue probabiliste, chaque sous-ensemble d'items se voit associé l'événement selon lequel la transaction contient les items de ce sous-ensemble. Le support s'exprime donc par la probabilité de réaliser simultanément les événements A et B :

$$\text{Supp}(A \rightarrow B) = P(A \cap B) = P(B/A) \times P(A)$$

Où A est l'événement « la transaction contient tous les items de l'ensemble A » et B est l'événement « la transaction contient tous les items de l'ensemble B ».

- **Confiance**

Du point de vue ensembliste la confiance est le rapport entre le nombre de transactions où tous les articles figurant dans la règle sont apparus dans la transaction notée (m), et le nombre de transactions où les articles de la partie condition apparaissent notée (c) :

$$\text{conf} = \frac{\text{freq}(\text{condition} \ \& \ \text{résulta})}{\text{freq}(\text{condition})} = \frac{m}{c}$$

Du point de vue probabiliste la confiance est égale à la probabilité de réalisation de l'événement B sachant que l'événement A est réalisé :

$$\text{Conf}(A \rightarrow B) = p(B/A) = \frac{p(A \cap B)}{p(A)} = \frac{\text{supp}(A \cup B)}{\text{supp}(A)}$$

Le support est une mesure pour indiquer la fiabilité de la règle d'association, ainsi il est utilisé pour éliminer les règles non intéressantes. C'est une propriété utilisée très souvent pour choisir les règles d'associations efficaces, dans un processus de découverte de ce type de relation ; alors que la confiance est une mesure qui sert à indiquer la précision de la règle.

- **Algorithm FP-Growth (Frequent Pattern Growth)**

FP-Growth est un algorithme d'extraction de patterns fréquents utilisé pour générer des règles d'association. En effet, il réalise la tâche après deux parcours de la base de données, en s'appuyant sur une structure d'arbre, ce processus se déroule en deux grandes étapes :

1) la construction de l'arbre appelée FP-Tree (Frequent-Pattern-Tree) qui est une structure de donnée compacte de la base de données).

2) la génération des patterns fréquents à partir de cette structure. L'algorithme correspondant est le suivant :

#Algorithme: FP-Growth

#Input : L'arbre FP-Tree qu'on notera T, Seuil minimum de support ms

#Output : Ensemble des itemsets Fréquents : F(D,ms)

Algorithme FP-Growth(T, α)

Si T contient un seul chemin **Alors**

Pour chaque combinaison β des noeuds du chemin **faire**

Générer le pattern $\beta \cup \alpha$ avec support = support minimum des noeuds dans β

FinPour

Sinon

Pour chaque a_i de l'index de T **faire**

Générer le pattern $\beta = \{a_i\} \cup \alpha$ avec support = a_i .support

Construire le pattern de base de β

Construire le FP-Tree conditionnel de β et l'affecter à T

FinPour

Si T $\neq \emptyset$ **Alors**

FP-Growth (T, β) #Appel récursif avec le nouvel arbre FP-Tree

FinSi

La racine de l'arbre ne porte aucune information ('null'), alors que les autres noeuds portent deux informations, L'Item qu'il représente et son support. Un index est associé à l'arbre FP-Tree contient tous les Items fréquents. A chaque Item est associé un pointeur vers le premier noeud de l'arbre qui le contient.

La première étape est consacrée à la construction de l'arbre FP-Tree, elle se déroule comme suit :

- La base de données est parcourue pour calculer le support des Items. Les Items fréquents sont générés dans un ensemble qu'on notera F1.

- La base de données est parcourue une deuxième fois, et chaque transaction (ensemble d'items) est triée selon le support des items de manière décroissante. Chaque transaction t_i est représentée par sa tête p (p est l'item le plus fréquent) et par la queue Q (ensemble trié des items moins fréquents que p). Pendant le même parcours, pour chaque transaction, une fonction $\text{Insert}(p, Q, T)$ procède ainsi : Si la racine T a un nœud fils N tel que $N.\text{Item} = t_i.p$ alors son support est incrémenté, sinon un nœud fils N est créé avec un support égal à 1. Ensuite, on affecte récursivement à p le premier Item de Q , et à Q le reste des Items, on vérifie s'il existe un nœud N' fils de N tel que $N'.\text{Item} = t_i.p$, si oui on incrémente son support, sinon on crée un nouveau nœud N' (fils de N) avec un support égal à 1. Cette fonction est exécutée récursivement jusqu'à ce que Q soit vide.

Il faut noter que l'objectif de tri des items (dans l'ordre décroissant de leurs fréquences) est de réduire la taille de l'arbre, car ainsi les items les plus fréquents seraient partagés par les transactions.

La deuxième étape consiste à générer les patterns fréquents à partir de l'arbre FP-Tree.

3.2.2.3 La prédiction

L'algorithme FP-Growth, il ne s'agit pas d'un algorithme de prédiction au sens traditionnel, comme les algorithmes de régression ou de classification. Au lieu de cela, FP-Growth est principalement utilisé pour déterminer des associations entre les produits donnés dans le même panier.

3.2.2.4 Extraire la liste des recommandations :

Une fonction (Next_product) sont définies pour recommander des produits associés aux clients en fonction de leurs achats précédents et des règles d'association.

Fonction $\text{Next_product}(\text{panier})$

liste = []

Pour chaque règle r de règles **faire**

$P = \text{regle} \rightarrow \text{panier}$

Si panier = P **Alors**

next_produit = $\text{regle} \rightarrow \text{next_product}$

proba = $\text{regle} \rightarrow \text{proba}$

Si next_produit not in liste **And** proba > 0 **Alors**

Liste.append (next_produit)

FinSi

Sinon

Pour chaque produit de panier **faire**

Si produit = P **Alors**

next_produit = regle-> next_product

proba = regle->proba

Si next_produit **not in** liste **And** proba > 0 **Alors**

Liste.append (next_produit)

FinSi

FinSi

FinPour

FinSi

FinPour

Return liste

• L'évaluation

L'évaluation d'un algorithme de recommandation est une étape importante pour garantir son efficacité et son utilité. Il existe de nombreuses méthodes différentes pour évaluer les algorithmes de recommandation. Dans notre travail, nous avons choisi d'utiliser l'évaluation basée sur la probabilité.

L'évaluation basée sur la probabilité est importante pour comprendre à quel point les recommandations du système sont fiables et précises. Pour ce faire, nous calculons la moyenne de toutes les probabilités associées aux recommandations de produits dans la colonne "Probability" du DataFrame basket. Nous multiplions ensuite cette moyenne par 100 pour la représenter en pourcentage.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents diagrammes de la phase de conception de notre application ainsi que les étapes de conception et d'intégration de notre modèle. Dans le chapitre suivant, nous allons détailler l'environnement de développement des systèmes.

CHAPITRE 04

Implémentation

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différents outils que nous avons exploités pour l'implémentation, ainsi que l'ensemble des pages de notre application et enfin nous expliquons les instructions pour programmer le modèle ML.

2 Environnement de développement

2.1 Laravel

Laravel est un framework web PHP open sources, qui permet de développer rapidement des applications web robustes et évolutives. Elle se base sur le modèle MVC (Modèle-Vue-Contrôleur). [34]

- **Modèle (Model)**

Le modèle représente la couche de données de l'application. Il est responsable de la gestion de l'accès aux données. [34]

- **Vue (View)**

La vue est responsable de l'affichage des données à l'utilisateur. Elle représente l'interface utilisateur de l'application. [35]

- **Contrôleur (Controller)**

Le contrôleur est responsable de la gestion de la logique de l'application. Il traite les requêtes utilisateur, prend les décisions en fonction des données reçues et des actions à effectuer, puis interagit avec le modèle et la vue en conséquence. Le contrôleur reçoit les requêtes HTTP, effectue des opérations sur les modèles, récupère les données nécessaires, puis passe ces données à la vue appropriée pour l'affichage. [35]

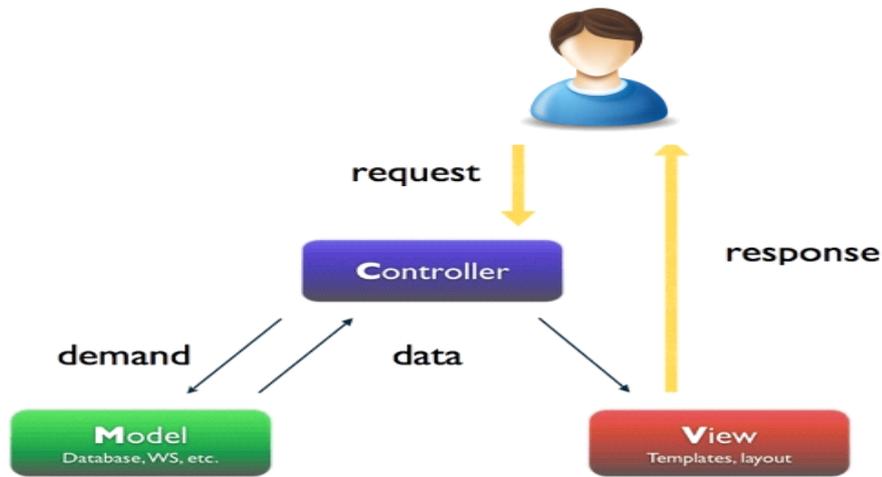


Figure 35: L'architecture de model MVC.

2.2 Anaconda navigateur

Une distribution libre open source. Elle permet de lancer des applications et de gérer facilement les packages conda, les environnements et les canaux sans avoir à utiliser des commandes en ligne. Navigator peut rechercher des packages sur Anaconda.org ou dans un référentiel Anaconda local Prompt. Il est disponible pour Windows et Linux. [36]

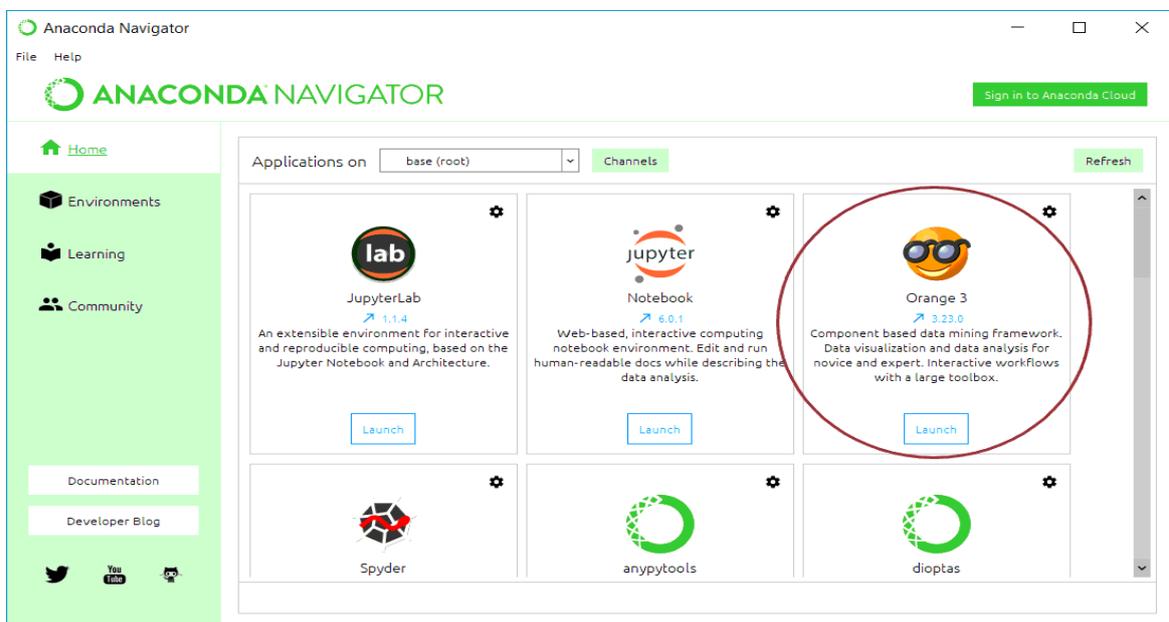


Figure 36: Interface de Anaconda Navigateur.

2.3 StarUML

StarUML est un logiciel de modélisation UML disponible en Open Source. Via cette plateforme, vous serez en mesure de concevoir une dizaine de types de diagrammes. Il vous sera notamment possible de créer de classes, d'objets, d'activités ou bien de séquences compatibles avec le standard UML 2.0. StarUML est écrit technologies Web (HTML5, CSS, JavaScript). Il est facile d'accès. [37]

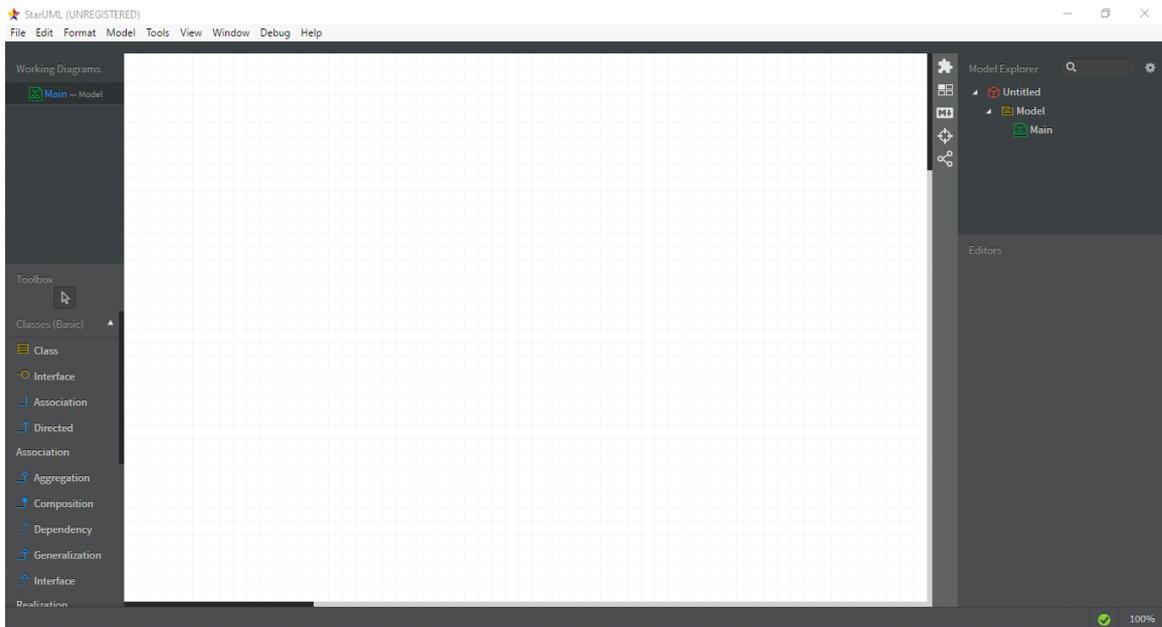


Figure 37: Interface de StarUML.

2.4 Google Colaboratory

Colaboratory (« Colab » en abrégé) est un outil d'analyse de données et d'apprentissage automatique qui vous permet de combiner du code Python exécutable et du texte enrichi avec des graphiques, des images, du HTML, LaTeX et bien plus encore dans un seul document stocké dans Google Drive. Il se connecte aux puissants environnements d'exécution de Google Cloud Platform et vous permet de partager facilement votre travail et de collaborer avec d'autres. Plus techniquement, Colab est un service de notebook Jupyter hébergé qui ne nécessite aucune configuration, tout en offrant un accès gratuit aux ressources informatiques, y compris les GPU. [38]

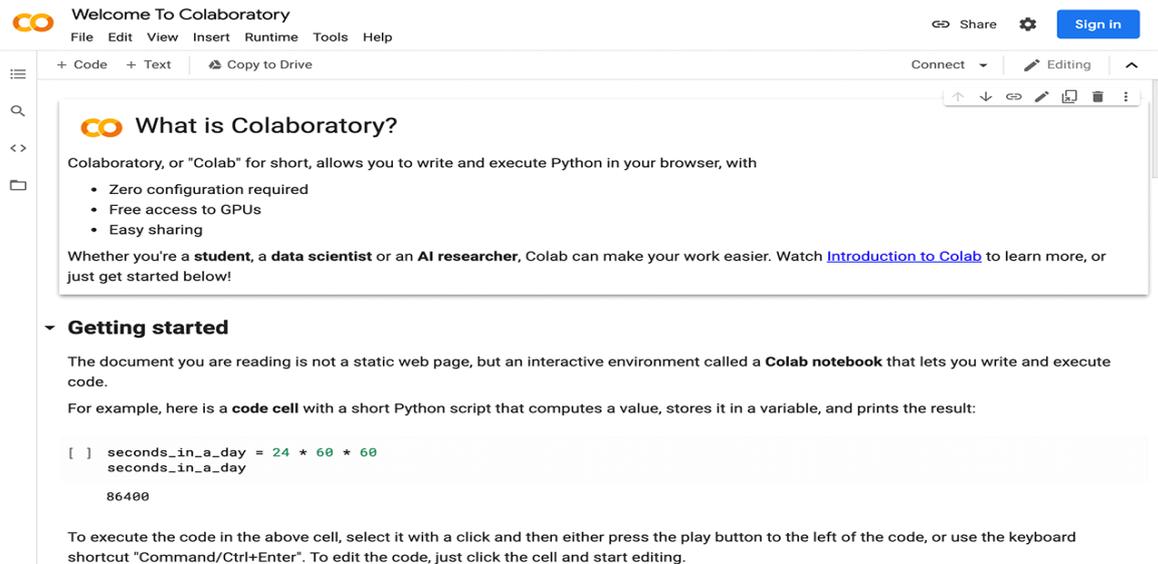


Figure 38: Interface de Colaboratory.

2.5 php

Le PHP, acronyme de "Hypertext Preprocessor," est un langage de programmation qui permet de créer des applications web, interagissant avec les bases de données et en générant du contenu HTML pour les utilisateurs. Il est largement utilisé dans le développement web et est apprécié pour sa simplicité. [47]

2.6 MySQL

MySQL est un système de gestion de base de données relationnelles open-source (RDBMS) qui stocke et gère efficacement des données structurées, permettant leur stockage, leur récupération et leur manipulation dans diverses applications web et logicielles. [47]

2.7 Langage de programmation Python

Python est l'un des langages de programmation les plus largement utilisés dans le domaine du machine Learning et basé sur une tendance des résultats de recherche sur Indeed.com. Sa popularité découle en grande partie de la richesse de ses bibliothèques dédiées au machine Learning, ainsi que de sa syntaxe claire et expressive qui en facilite l'apprentissage et l'utilisation. [39]

Voici quelques bibliothèques utilisées dans notre implémentation :

2.7.1 scikit-learn

Scikit-learn est une bibliothèque d'apprentissage automatique open source. Il fournit également divers outils pour le prétraitement des données, la sélection du modèle, l'évaluation du modèle et de nombreux autres utilitaires. [40]

2.7.2 Pandas

Pandas pour les structures et l'analyse de données de haut niveau. Il permet de fusionner et de filtrer des données, ainsi que de les récupérer à partir d'autres sources externes comme Excel ou csv.

2.7.3 Surprise

C'est une bibliothèque Python spécialement conçue pour les systèmes de recommandation, elle fournit une implémentation facile à utiliser de différents algorithmes de filtrage collaboratif et de prédiction de notation. [40]

3 Quelques interfaces d'application

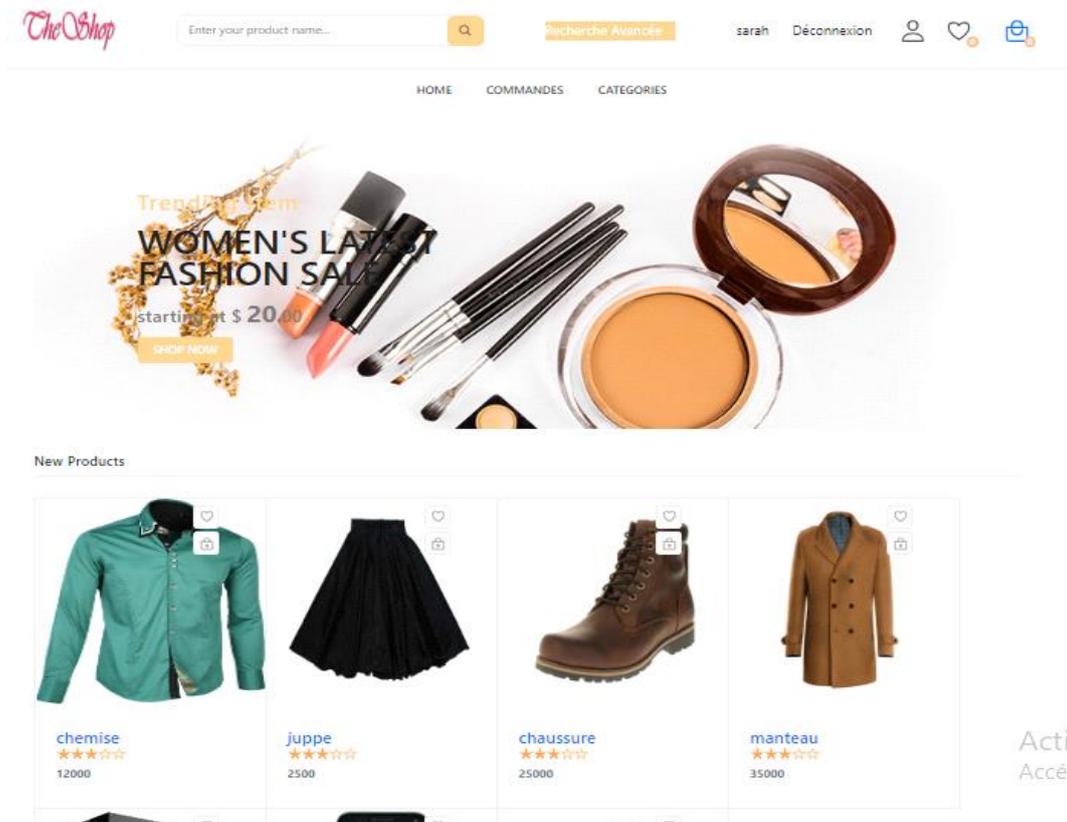


Figure 39 : Page d'accueil de client

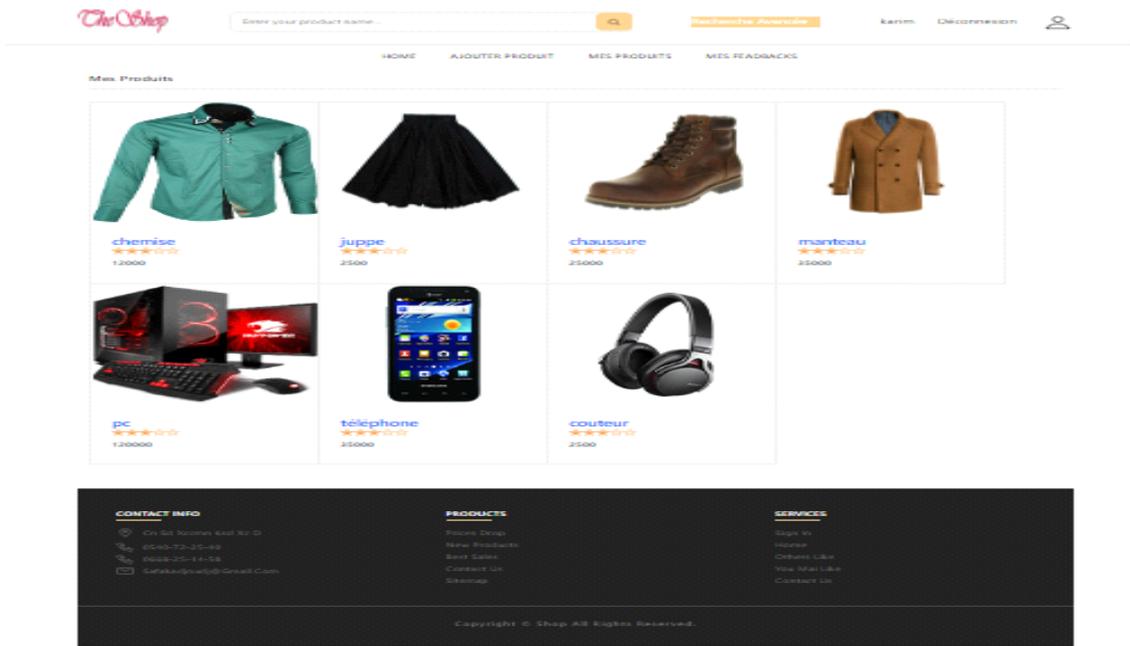


Figure 40 : Page d'accueil de vendeur.

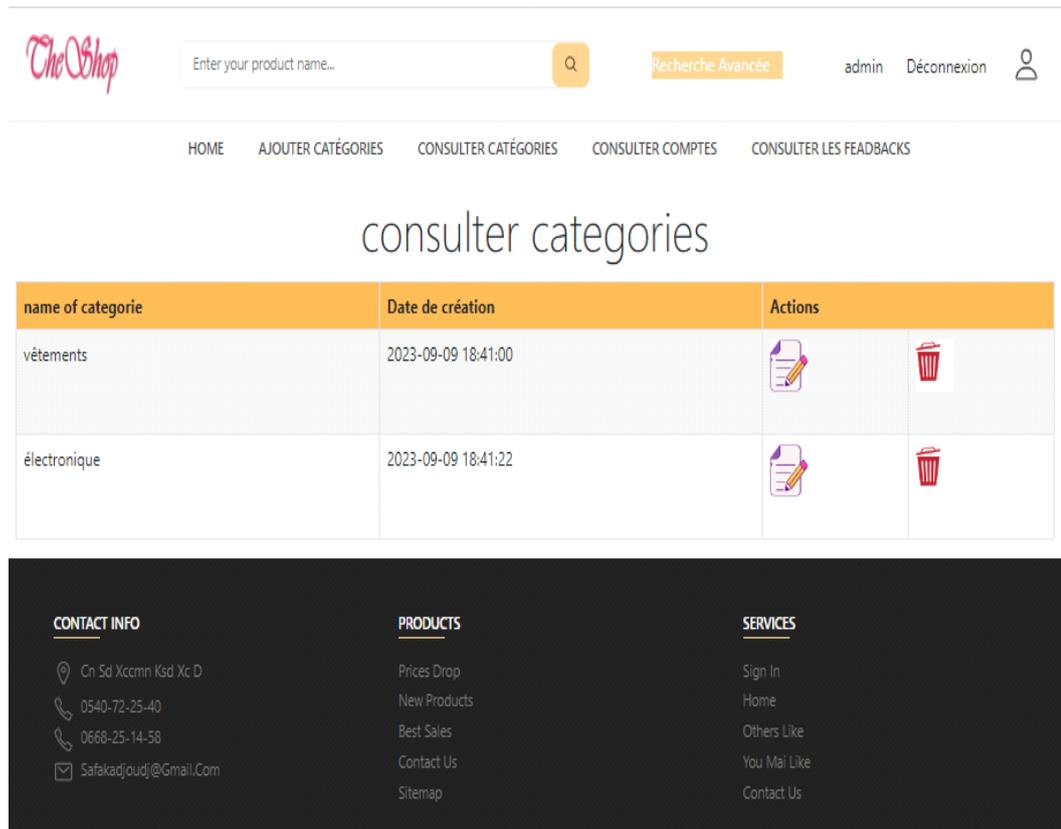


Figure 41 : Page consultation catégorie d'administrateur.

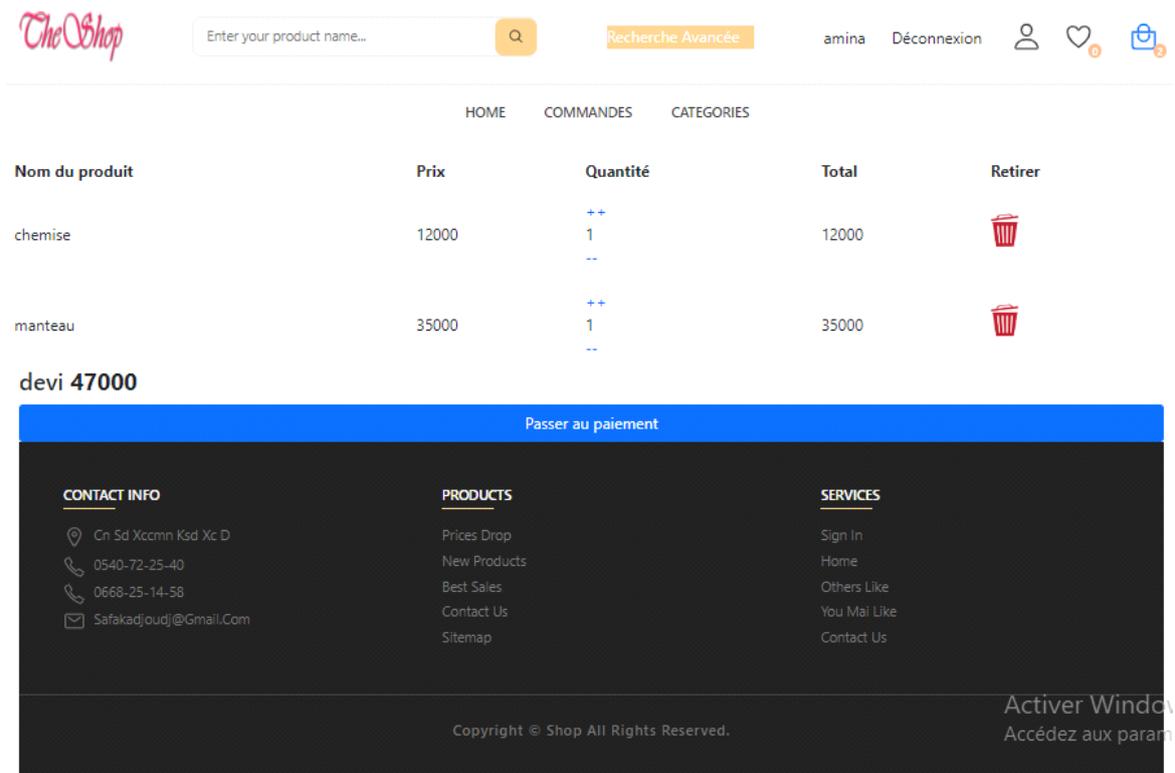


Figure 42 : Page Consulter mon panier.

4 La réalisation du premier modèle de recommandation

4.1 Prétraitement de dataset

- Charger le dataset expérimental.
- Nettoyer les données.
- Normaliser les évaluations.

4.2 Train test et validation

Dans cette phase, l'ensemble de données sont divisées en ensembles de train et de test. L'ensemble de train est utilisé pour l'apprentissage et l'ensemble de test est utilisé pour les prédictions.

Pour la validation, nous avons utilisé la technique de validation croisée K-Fold pour aider à lutter contre le sur-apprentissage (overfitting).

4.3 Prédiction et recommandation

Appliquer les algorithmes de prédiction aux données de train et de test, pour mesurer les performances des algorithmes.

4.4 Résultats et Discussion

Dans notre travail, nous avons utilisé quatre algorithmes différents pour évaluer et sélectionner le meilleur modèle de recommandation. Les algorithmes que nous avons utilisés sont les suivants :

- SVD.
- k-NN Basic.
- k-NN avec moyennes.
- Baseline Only.

Nous avons évalué la performance de chaque algorithme en utilisant des métriques de qualité RMSE et MAE.

Les résultats de nos évaluations sont présentés dans les courbes ci-dessous, indiquant la performance de chaque algorithme. Ces données nous ont permis de sélectionner le meilleur algorithme pour notre système de recommandation en fonction de nos objectifs de performance.

Après avoir comparé les courbes précédents, nous avons consigné les résultats du RMSE et du MAE dans le tableau ci-dessous :

Algorithmes	RMSE	MAE
BaselineOnly	1.2654	0.9965
SVD	1.2748	1.0645
KNNBasic	1.4060	1.1162
KNNWithMeans	1.3436	1.0505

Tableau 10 : Comparaison du RMSE et du MAE pour les algorithmes de prédiction.

Il ressort clairement du tableau 8 que les deux algorithmes de BaselineOnly et SVD ont produit le minimum erreur par rapport à les autres, et que le meilleur algorithme était BaselineOnly.

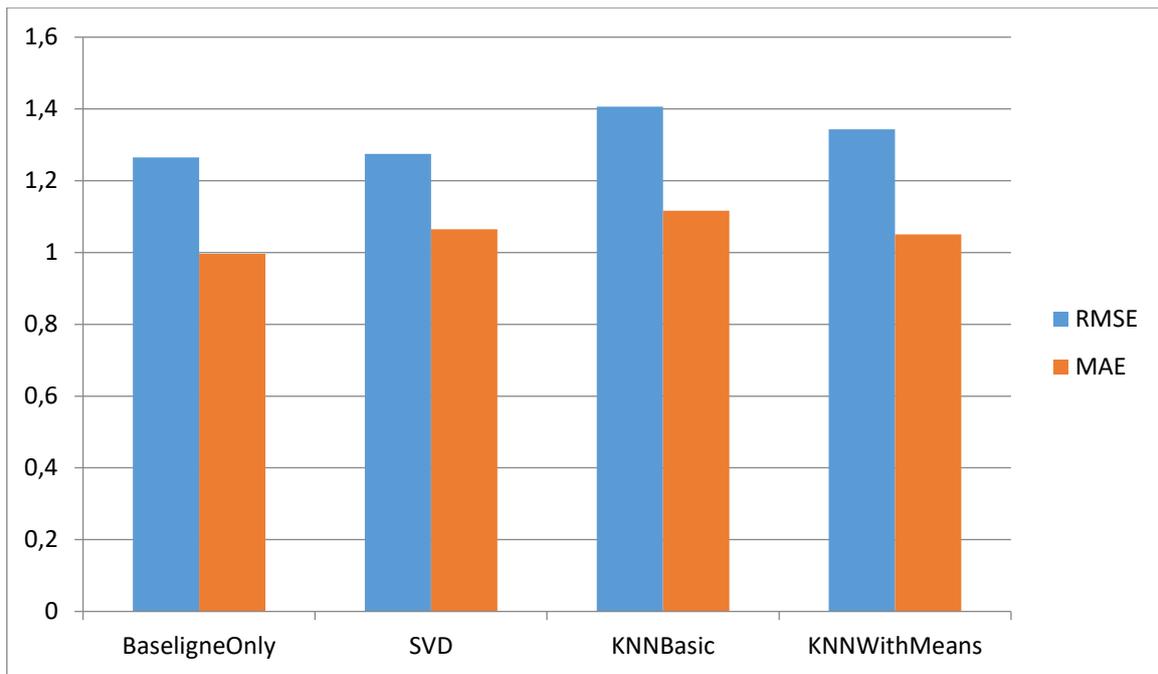


Figure 43: Comparaison du RMSE et du MAE pour les algorithmes de prédiction.

Le tableau 9 montre les valeurs RMSE et MAE enregistrées en appliquant une validation croisée 5-Fold pour chaque algorithme. Les valeurs mises en évidence dans le tableau 9 indiquent le faible taux d'erreur pour les attributs de l'ensemble de données. Le résultat a révélé que l'algorithme de prédiction BaselineOnly a invariablement produit un taux d'erreur minimum.

Fold	KnnWithMeans		KNNBasic		BaselineOnly		SVD	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
Fold 1	1.3013	1.0095	1.4055	1.1289	1.2668	0.9967	1.3398	1.0766
Fold 2	1.3352	1.0474	1.4123	1.1098	1.2630	0.9943	1.3135	1.0463
Fold 3	1.3585	1.0586	1.4088	1.1172	1.2670	0.9977	1.3540	1.0758
Fold 4	1.3655	1.0652	1.3842	1.1017	1.2654	0.9964	1.3343	1.0662
Fold 5	1.3035	1.0716	1.4193	1.1232	1.2668	0.9974	1.3094	1.0576

Tableau 11 : Mesures de validation croisée 5-Fold sur les algorithmes de prédiction.

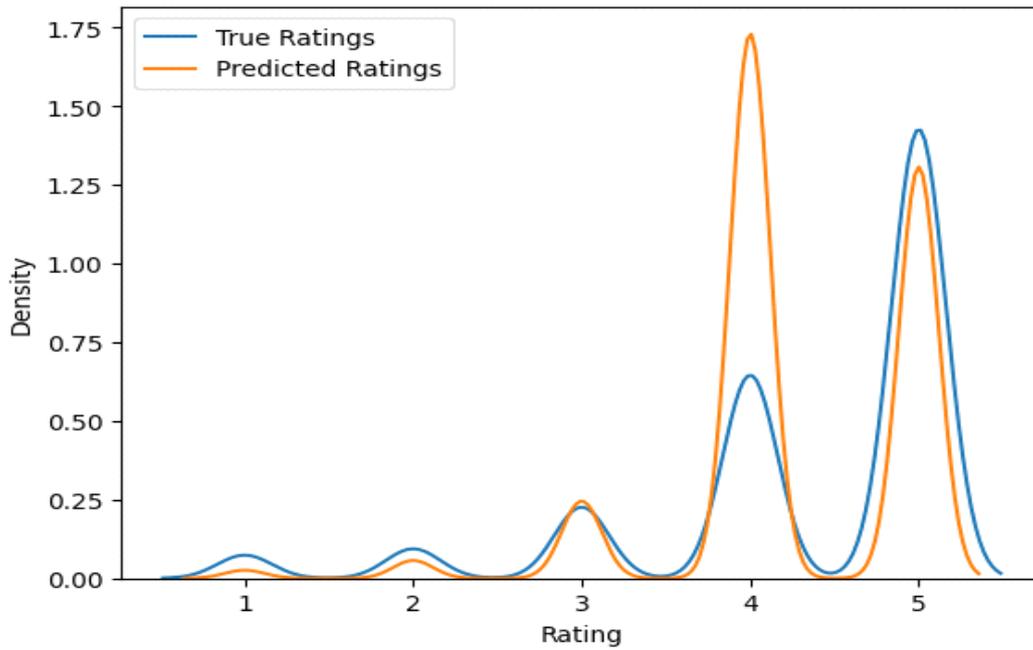


Figure 44: Comparaison de l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme BaselineOnly.

Il ressort de la figure 42 que l'algorithme BaselineOnly produit les meilleures erreurs de prédiction pour la plupart des évaluations, à l'exception des prédictions qui équivalent à 4, qui représentent les pires erreurs de prédiction. Les figures 43, 44 et 45 décrivent les comparaisons entre les évaluations réelles et les prédictions obtenues à partir des algorithmes de prédiction SVD, KNNBasic et KNNWithMeans avec l'ensemble de données.

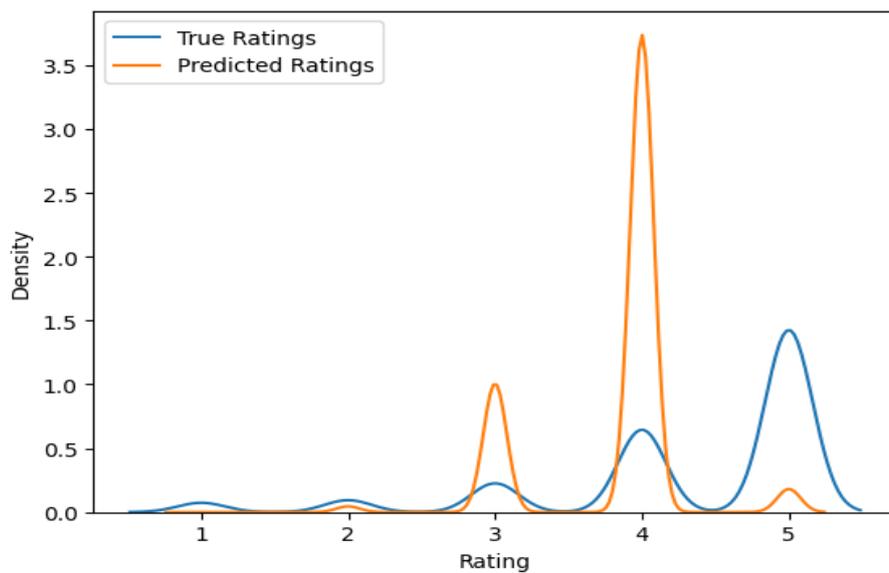


Figure 45: Comparaison de l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme SVD.

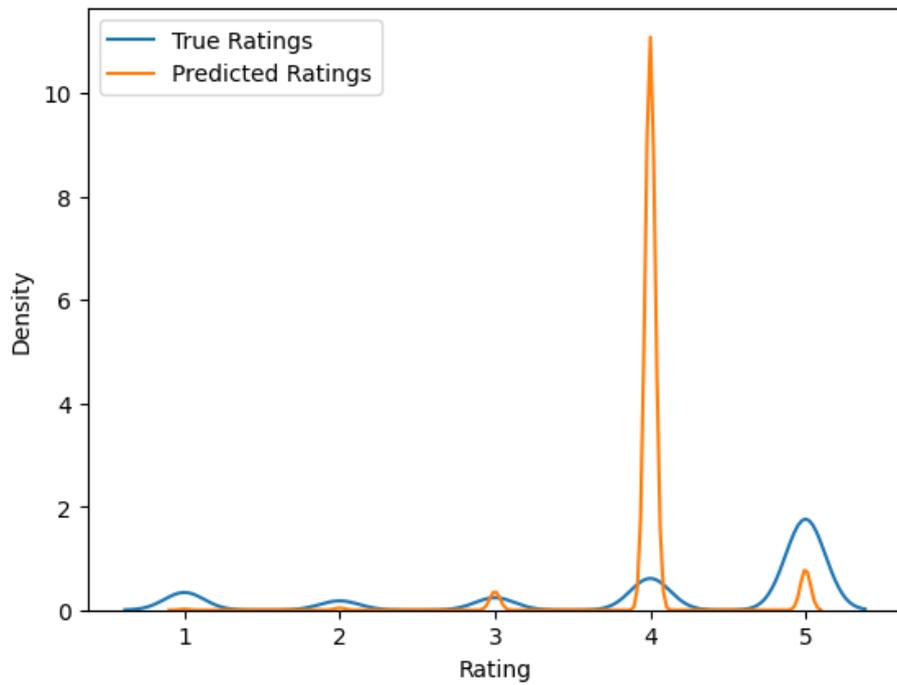


Figure 46: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme KNNBasic.

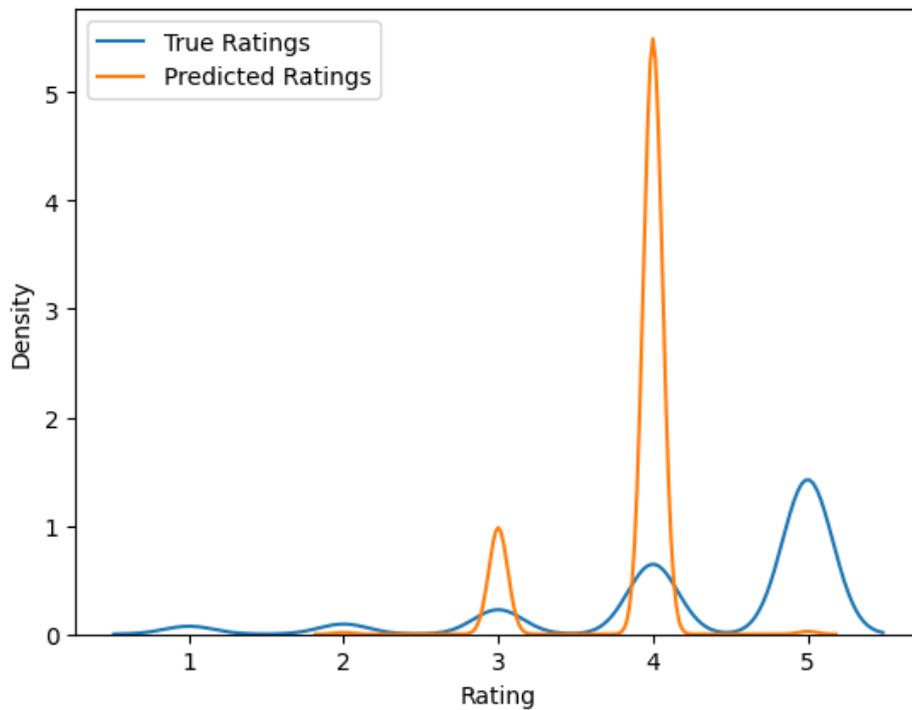


Figure 47: Comparaison du l'évaluations réels et des prédictions pour l'algorithme KNNWithMeans.

Il apparaît que les résultats de prédiction obtenus par les algorithmes de prédiction SVD, KNNBasic et KNNWithMeans ne correspondent pas aux notes réelles.

5 La réalisation du deuxième modèle de recommandation

Le modèle implémente un système de recommandation de produits basé sur l'algorithme FP-Growth, qui analyse les transactions des clients c'est-à-dire examiner les interactions du client qui peut inclure des achats. Cet algorithme est couramment utilisé pour extraire des règles d'association à partir de données et pour recommander des produits aux clients en fonction de leurs comportements d'achat passés.

5.1 Prétraitement

Pour préparer ces données, nous avons appliqué un prétraitement à l'ensemble de données, notamment :

- **Chargement des données :**

Nous avons chargé un ensemble de données à partir d'un fichier CSV. L'ensemble de données contient des informations sur les transactions, notamment 'InvoiceNo' (numéro de facture), 'StockCode' (code de produit), 'Quantity' (quantité), 'UnitPrice' (prix unitaire), et 'CustomerID' (identifiant du client).

- **Nettoyage des données :**

Les données sont nettoyées en supprimant les lignes contenant des valeurs manquantes (NaN) à l'aide de la méthode `dropna()` de pandas. Cela garantit que seules les lignes avec des données complètes sont prises en compte.

- **Sélection des colonnes pertinentes :**

Les colonnes pertinentes pour la construction du système de recommandation sont sélectionnées, les colonnes 'InvoiceNo', 'StockCode', 'Quantity', 'UnitPrice' et 'CustomerID' sont conservées, tandis que d'autres colonnes peuvent être exclues car elles ne sont pas utilisées dans notre algorithme de recommandation.

- **Création de paniers d'achat :**

Les données sont regroupées en paniers d'achat individuels pour chaque client. Cela signifie que les produits achetés par chaque client sont collectés dans un ensemble unique. Cette étape est réalisée en utilisant la méthode `groupby()` de pandas pour regrouper les données par 'InvoiceNo' et 'CustomerID', puis en utilisant `agg()` pour créer une liste d'ensembles de 'StockCode' (codes de produits) uniques pour chaque panier.

- **Générer les règles d'associations**

- L'algorithme FP-Growth est appliqué aux codes de produits dans les paniers pour extraire les ensembles d'articles fréquents et générer des règles d'association entre les produits.

5.2 Prédiction et Recommandation

L'algorithme FP-Growth, il ne s'agit pas d'un algorithme de prédiction au sens traditionnel, comme les algorithmes de régression ou de classification. Au lieu de cela, FP-Growth est principalement utilisé pour déterminer des associations entre les produits donnés dans le même panier.

Le résultat est enregistré dans un fichier csv avec les colonnes suivantes :

La colonne "Probability" contient les probabilités associées à chaque recommandation de produit. Chaque valeur dans cette colonne est la probabilité que l'algorithme attribue au fait que l'utilisateur pourrait être intéressé par le produit recommandé.

À chaque fois que l'utilisateur ajoute un produit à son panier, le système lui recommande les produits de la colonne "Recommended Product" qui correspondent à ses intérêts.

5.3 Résultat et Discussion

Le tableau 10 décrit un exemple des règles obtenues par l'algorithmes FP-Growth avec l'ensemble de données expérimentale.

Panier	Next Product	Probabilité
{16, 17}	{14}	0.782609
{80}	{81}	0.419355
{16, 14}	{17}	0.692308
{81}	{80}	0.406250
{20}	{19}	0.500000
{67, 69}	{68}	0.700000

Tableau 12 : Les règles d'association par l'algorithme FP-Growth.

Le tableau 11 montre les recommandations et leurs valeurs de probabilité enregistrées en appliquant la fonction Next_product sur les règles d'association obtenues par l'algorithme FP-Growth.

InvoiceNo	CustomerID	Customer basket	Recommended Product	Probability
536365	17850.0	[71053, 84029G, 84029E, 21730, 22752, 84406B.....	0	0.000000
536366	17850.0	[22632, 22633]	22865	0.516393
536367	13047.0	[22623, 22749, 84969, 21754, 48187, 22748, 226...	22750	0.593516

Tableau 13 : Résultats de prédiction par l'algorithme FP-Growth.

Le résultat expérimental a révélé que ce système de recommandation peut prédire en 35.78% des cas le prochain produit que le client achètera.

6 L'intégration du modèle dans l'application web

Nous avons suivi les étapes suivantes pour intégrer notre modèle de système de recommandation dans notre application Laravel :

- **Préparation l'environnement python.**

- Installation d'Anaconda
- Création d'un environnement : Ouvrir anaconda Prompt et l'exécution de la commande suivante pour créer un nouvel environnement

```
conda create --name recommerder-env python
```

- Activation de l'environnement avec la commande suivante :

```
conda activate recommender-env
```

- Une fois l'environnement créé et activé, nous l'activons avec la commande suivante :

```
pip install scikit-surprise
```

- **Préparation du modèle**

Nous avons enregistré notre modèle de système de recommandation au format .pkl. Pour effectuer cette opération en Python, nous avons utilisé la bibliothèque pickle ou joblib.

Le format de fichier .pkl est utile pour économiser du temps lors de la réutilisation d'un modèle déjà entraîné. Il permet de ne pas avoir à recommencer l'entraînement à partir de zéro. Cependant, il est important de noter que le modèle ne se réentraînera pas automatiquement s'il est chargé à partir du fichier.

- **Créez un contrôleur Laravel**

Création d'un contrôleur Laravel qui prendra en charge les demandes de recommandations et fera appel au modèle Python pour obtenir les résultats.

- **Création d'un script Python**

Nous avons écrit un script Python qui charge le modèle depuis le fichier .pkl et l'utilise pour effectuer des recommandations.

7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux langages et outils utilisés pour la réalisation de notre application, et nous avons également illustré par des images d'un certain pages d'application. Nous avons aussi présenté les différentes étapes que nous avons menées pour parvenir au développement et au fonctionnement de notre modèles, ensuite présenté et décussé les résultats obtenus pour chaque model. En fin nous avons intégré le model dans l'application web.

Conclusion générale

Notre travail présente la conception et le développement d'un système de recommandation prédictive basé sur des notes pour une application Web de commerce électronique et de comportement d'achat. Le système permet de proposer aux utilisateurs un contenu qui correspond à leurs intérêts. Nous avons développé deux modèles.

Le premier est une méthode de filtrage collaboratif qui utilise les évaluations passées des utilisateurs pour recommander des produits similaires en fonction de leurs préférences. Nous l'avons intégré dans l'application pour filtrer les résultats des recherches effectuées par les clients.

Le deuxième modèle repose sur le comportement d'achat passé des clients. Cette méthode utilise les règles d'association pour établir des relations entre les produits mis dans le même panier, et recommande des produits en fonction des paniers actuels des clients. L'évaluation du système a montré qu'il est capable de proposer des recommandations pertinentes aux utilisateurs. Cependant, le système a également rencontré quelques difficultés lors de sa conception, notamment :

Obtenir des données de qualité : les données fournies au processus de recommandation doivent être de haute qualité. Elles doivent être complètes, cohérentes et correctes. Sinon, le système pourrait fournir des recommandations inexactes ou biaisées.

Sélection d'algorithmes d'apprentissage : il existe de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique disponibles pour les systèmes de recommandation. Le choix d'un algorithme approprié dépend de la nature des données et des objectifs du système.

Malgré ces problèmes, l'algorithme de recommandation proposé est un outil qui peut être utilisé pour améliorer l'expérience utilisateur d'une application web de commerce électronique.

Bibliographies

- [1] Simon, H. A. (1983). "Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach," chapitre "Why should machine learn." Morgan Kaufmann, Los Altos.
- [2] Michalski, R. S., Carbonell, J. G., Mitchell, T., & Kodratoff, Y. (1993). "Apprentissage symbolique: une approche de l'intelligence artificielle," Tomes 1 et 2. Éditions Cépadues, Toulouse.
- [3] Mitchell, T. (1997). "Machine Learning." MIT Press, USA.
- [4] Mitchell, T. (2006). "The Discipline of Machine Learning." CMU-ML-06-108, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 1-7.
- [5] Mohammed, M., Khan, M. B., & Bashier, E. B. M. (2016). "Machine Learning: Algorithms and Applications," Vol. 7, No. 13. Springer Netherlands, 2-11.
- [6] "Les différents types d'apprentissage et des exemples d'utilisation." (Source : <https://www.coe.int/fr/web/artificial-intelligence/glossary>).
- [7] Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). "Recommender systems: An overview." AI Magazine, 32(3), 13-18.
- [8] Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). "Introduction to Recommender Systems Handbook." In "Recommender Systems Handbook." Springer US, 1-35.
- [9] Aggarwal, C. C. (2016). "An introduction to recommender systems." In "Recommender Systems," 1-28.
- [10] Thorat, P. B., Goudar, R. M., & Barve, S. (2015). "Survey on Collaborative Filtering, Content-based Filtering and Hybrid Recommendation System." International Journal of Computer Applications, 110(4), 31-36.
- [11] Aimeur, E., Brassard, G., Fernandez, J. M., Mani Onana, F. S. (2006). "Privacy-preserving demographic filtering." In Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing, 872-878.
- [12] Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). "Recommender systems." Communications of the ACM, 40(3), 56-58.

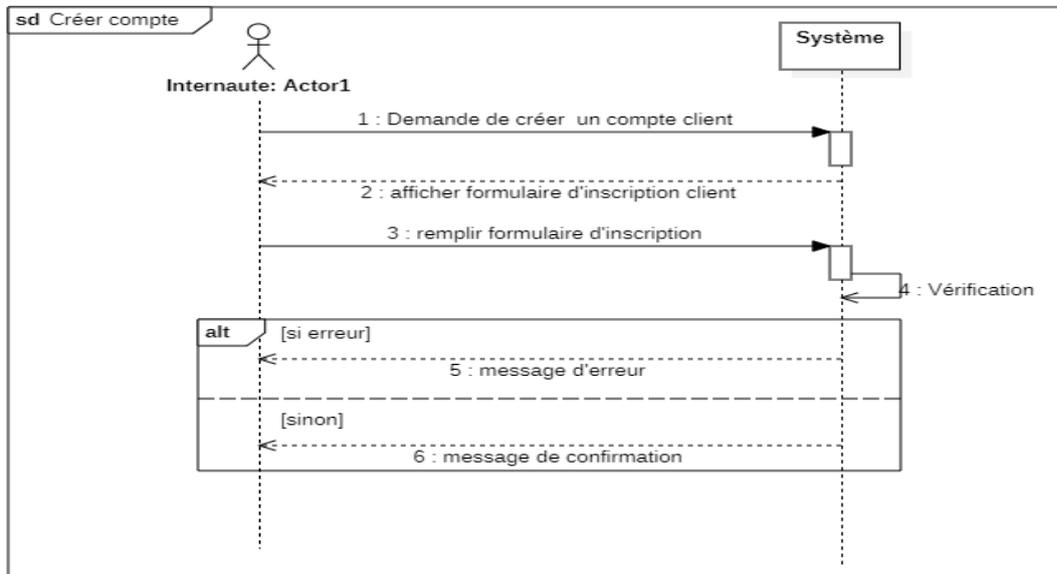
- [13] Konstan, J. A., Miller, B. N., Maltz, D., Herlocker, J. L., Gordon, L. R., & Riedl, J. (1997). "Grouplens: Applying collaborative filtering to Usenet news." *Communications of the ACM*, 40(3), 77-87.
- [14] Herlocker, J., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2002). "An empirical analysis of design choices in neighborhood-based collaborative filtering algorithms." *Information Retrieval*, 5(4), 287-310.
- [15] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2001). "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms." In *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*, 285-295.
- [16] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. (1994). "Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews." In *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer Supported Cooperative Work*, 175-186.
- [18] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2001). "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms." In *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*, 285-295.
- [20] Shani, G., Meisles, A., & Gleyzer, Y. (2007). "A Stereotypes-Based Hybrid Recommender System for Media Items." *American Association for Artificial Intelligence, Workshop on Recommender Systems*, 76-83.
- [22] Chandrasekaran, K., Gauch, S., Lakkaraju, P., & Luong, H. P. (2008). "Concept-Based Document Recommendations for CiteSeer Authors." In *Proceedings of the 5th International Conference*, 5149, 83-92.
- [23] Burke, R. (2002). "Hybrid recommender systems: Survey and experiments." *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331-370.
- [24] Aggarwal, C. C. (2016). "Ensemble-based and hybrid recommender systems." In *"Recommender Systems,"* 199-224. Springer.
- [25] Burke R., (2002): Hybrid recommender systems: Survey and experiments. In *User Modeling and User Adapted Interaction*, 12(4), pp. 331-370.
- [26] Pazzani, M., & Billsus, D. (2007). "Content-based Recommendation Systems." In *"The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization,"* LNCS, Vol. 4321. Springer.

- [27] Breese, J. S., Heckerman, D., & Kadie, C. (1998). "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering." In Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI '98), 43-52.
- [28] Roques, P. (2010). "Modélisation des Applications Web UML 2" (4e édition).
- [29] Frank Kane(2019)."Building Recommender Systems with Machine Learning and AI".
- [30] Simon Funk, Leonard Simon, et Gustavo Simon. (2006)."Netflix Prize and SVD-basedCollaborativeFiltering".url
https://www.researchgate.net/publication/220597208_J_Dabra_Hofman_John_F_Rockart_Application_TemplatesFaster_Better_and_Cheaper_Systems
- [31] Yehuda Koren, Robert Bell, and Chris Volinsky. (2009)."Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems".Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Data Mining.
- [32] petr Berka et Jan Rauch. "Machine Learning and Association Rules". In : 19th International Conference On Computational Statistics COMPSTAT 2010 2010 (2010), p.1-29.url
https://www.rocq.inria.fr/axis/COMPSTAT2010/TU%7B%5C_%7DBerka_Rauch%7B%5C_%7Dpaper.pdf.
- [33] Trupti A. Kumbhare et Santosh V. Chobe. (2014)."An Overview of Association Rule Mining Algorithms". In : International Journal of Computer Science and Information Technologies 5.1 p. 927-930.
- [34] Available sur le lien <https://laravel.com/docs>,
 Available sur le lien <https://www.tresfacile.net/le-modele-mvc-model-view-controller/>
- [35] « Anaconda pour Python - PrÃ©sentation et installation | Jedha ». Jedha Bootcamp - Formations en Data & ; CybersÃ©curitÃ©. <https://www.jedha.co/formation-python/ananconda-python> .
- [36] « Choix d'un outil de modélisation UML | Emmanuel Renaux ». Emmanuel Renaux | NoUML, modélisation agile. <https://manurnx.wp.imt.fr/2017/01/23/choix-d-un-outil-de-modelisation-uml/> .
- [37] Available sur le lien <https://colab.research.google.com/>

- [38] Andrew Luashchuk. (2016). Why I Think Python is Perfect for Machine Learning and Artificial Intelligence. <https://towardsdatascience.com/8-reasons-why-python-is-good-for-artificial-intelligence-and-machine-learning-4a23f6bed2e6>.
- [39] Available sur le lien https://scikit-learn.org/stable/getting_started.html
- [40] Hug, N. (2020). "Surprise: A Python library for recommender systems." Journal of Open Source Software, 5(52), 2174. <https://doi.org/10.21105/joss.02174>.
- [41] « XAMPP Installers and Downloads for Apache Friends ». XAMPP Installers and Downloads for Apache Friends. <https://www.apachefriends.org/fr/index.html>.
- [42] Pedro Domingos. (2012). "A Few Useful Things to Know About Machine Learning". Communications of the ACM, Vol. 55, No. 10.
- [43] Jiawei Han, Jian Pei, Yiwen Yin, and Runying Mao. (2004). "Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach". (2004). Ce document a été publié dans la revue "Data Mining and Knowledge Discovery", pages 53-87.
- [44] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). Information retrieval: Foundations and applications. Cambridge University Press.
- [45] Roques, P. Vallée, F. Troisième tirage (2001). UML en action de l'analyse des besoins à la conception en Java. Groupe Eyrolles.
- [46] Roques, P. 4ème édition. les Cahiers du Programmeur UML2 Modéliser une application web. Paris : Groupe Eyrolles. 43p.
- [47] Luke W et Laura T. (2016). "PHP and MySQL Web Development". 5ème édition. Addison-Wesley Professional.
- [48] Amazon Reviews. Lien <http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>

Annexe

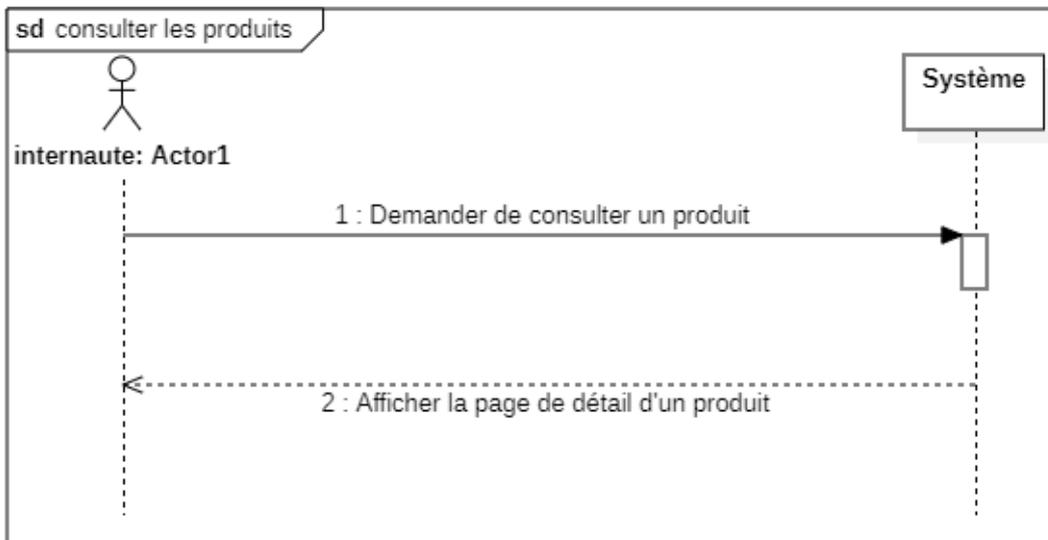
- Description détaillée des cas d'utilisation :
- Créer compte client :



- Créer compte vendeur :

Cas d'utilisation	Créer compte vendeur
Objectif	L'inscription dans l'application
Acteur	Internaute
précondition	Néant
Poste condition	Un compte a été créer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - L'internaute demande de créer un compte vendeur - Le système affiche le formulaire d'inscription vendeur - L'internaute remplir le formulaire d'inscription et valide ces informations - Le système vérifier la validité des informations et l'affiche un message de validation
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none"> - Si les informations saisir non valide un message d'erreur s'affiche

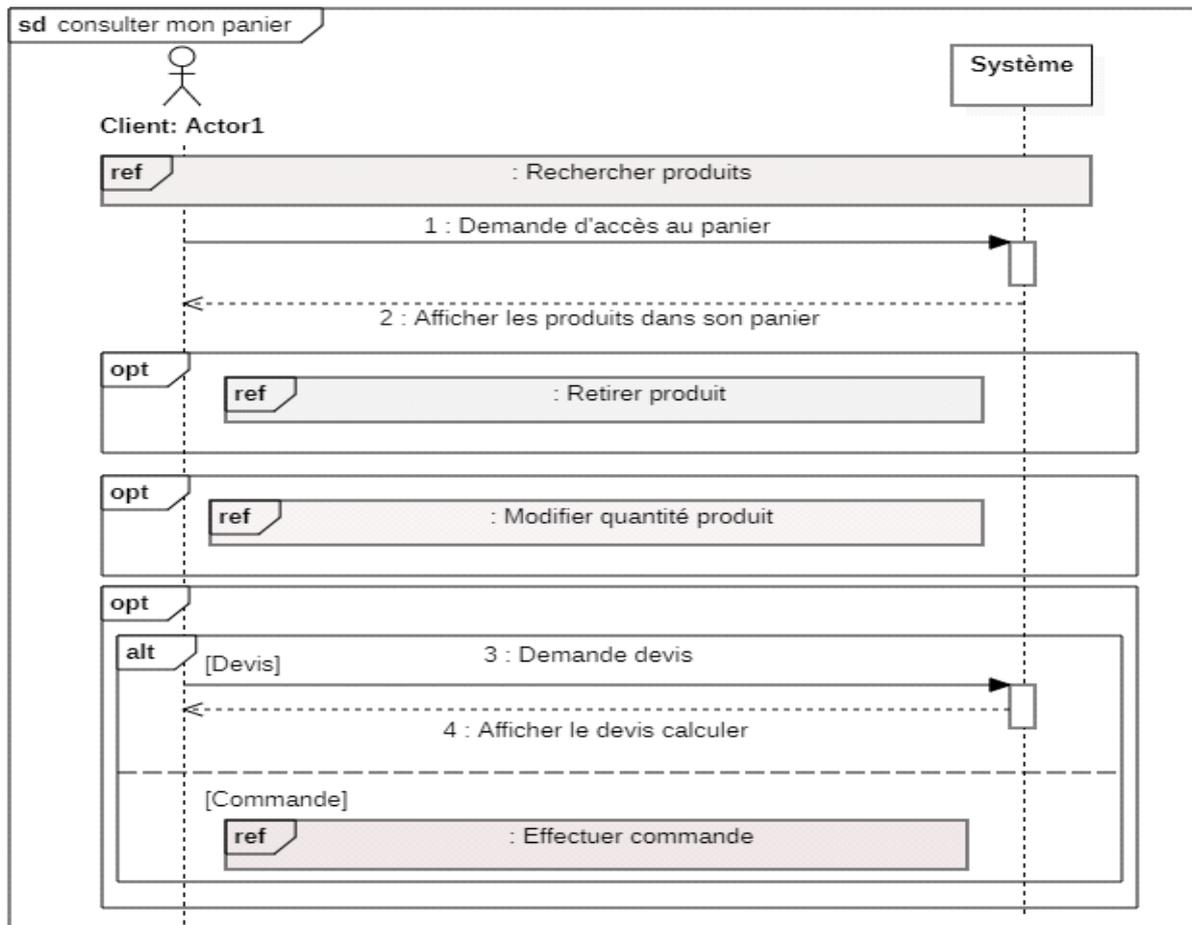
- **Consulter produit :**



- **S'authentifier :**

Cas d'utilisation	S'authentifier
Objectif	Vérifier la validité du compte
Acteur	Client, Administrateur, Vendeur
précondition	Avoir un compte
Poste condition	Un acteur a été connecter avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - L'acteur demande de s'authentifier - Le système affiche un formulaire d'authentification - L'acteur remplir le formulaire et valide - Le système vérifier les informations - Affiche la session d'utilisateur concerné
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none"> - Si les informations non valide affiche un message d'erreur

- **Consulter mon panier:**



- **Retirer produit:**

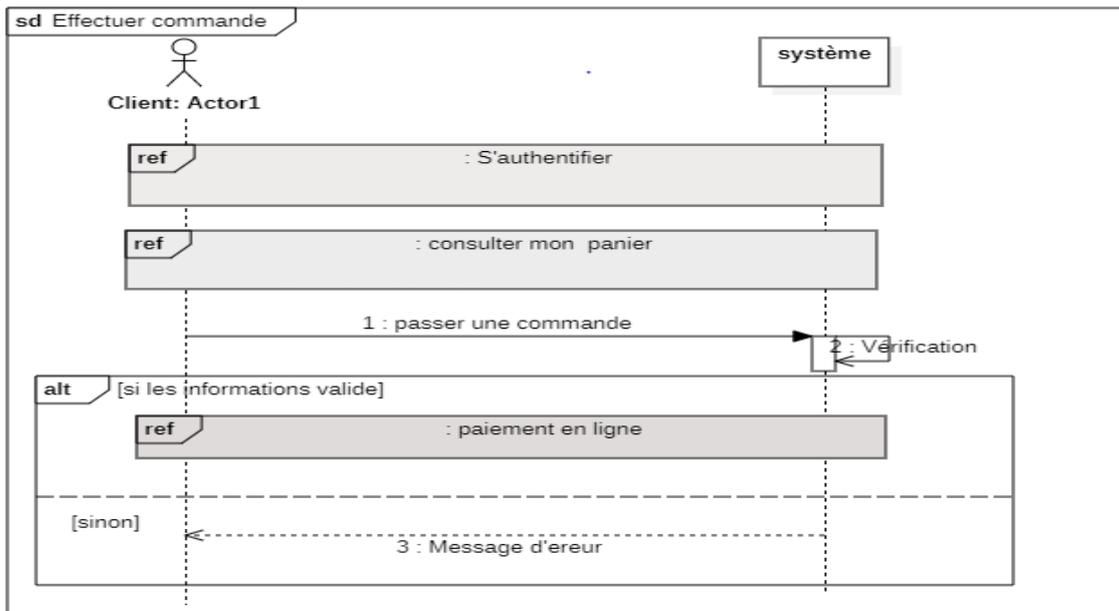
Cas d'utilisation	Retirer un produit
Objectif	Permet de retirer un produit au panier
Acteur	Client
Précondition	s'authentifier, consulter mon panier
Poste condition	Un produit a été retirer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - Le client demande accéder au panier - Le système affiche le panier - Le client retire un produit du panier - Le système affiche le panier à jour
Scénario alternatif	Néant

-

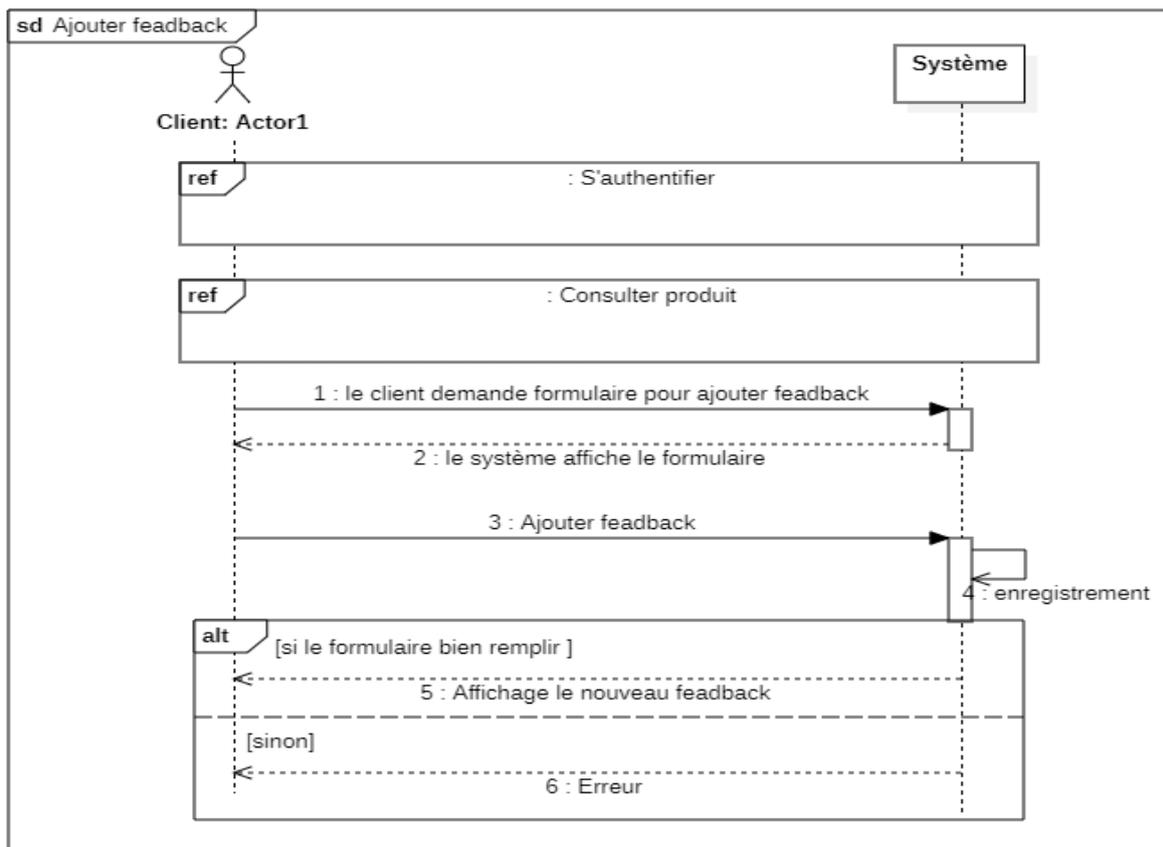
- **Modifier quantité produit :**

Cas d'utilisation	Modifier sur le panier
Objectif	Permet de modifier la quantité d'un produit ajouter au panier
Acteur	Client
Précondition	s'authentifier, consulter mon panier
Poste condition	La tâche de modification a été effectuer avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none">- Le client demande accéder au panier- Le système affiche le panier- Le client demande de modifier la quantité des produits- Le système vérifier la disponibilité du produit selon la quantité.- Le système affiche le panier à jour
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none">- La quantité du produit insuffisante

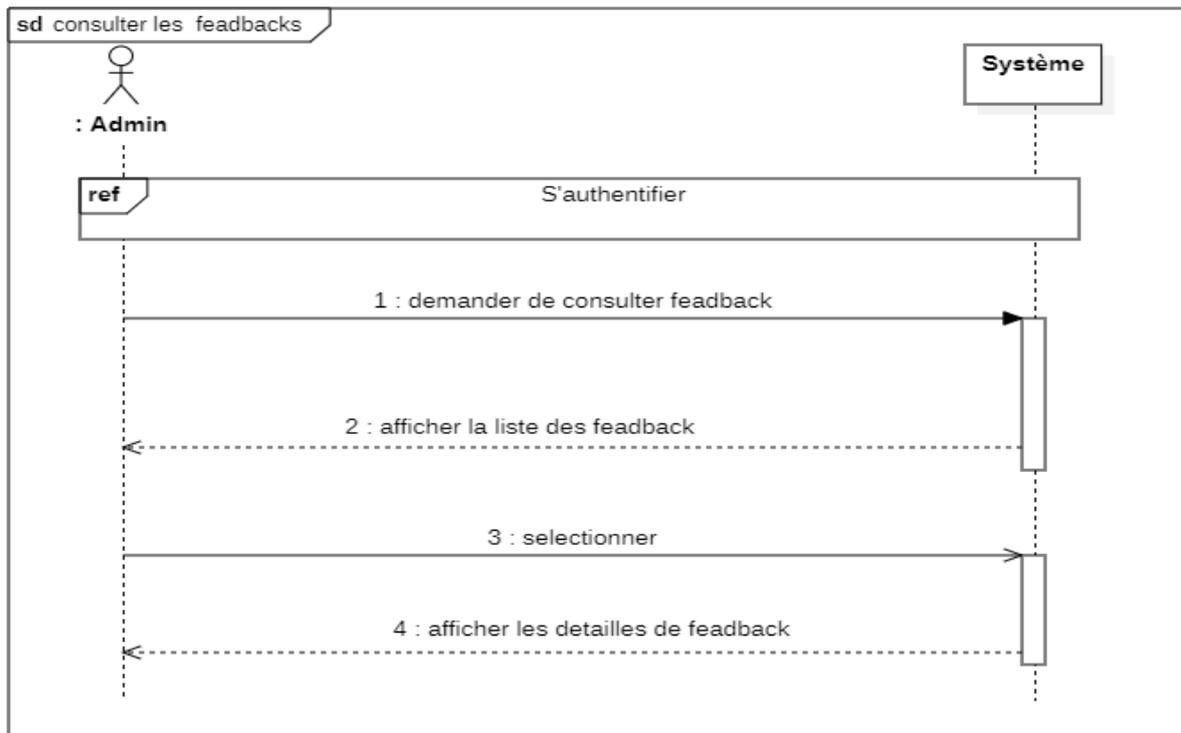
- **Effectuer une commande :**



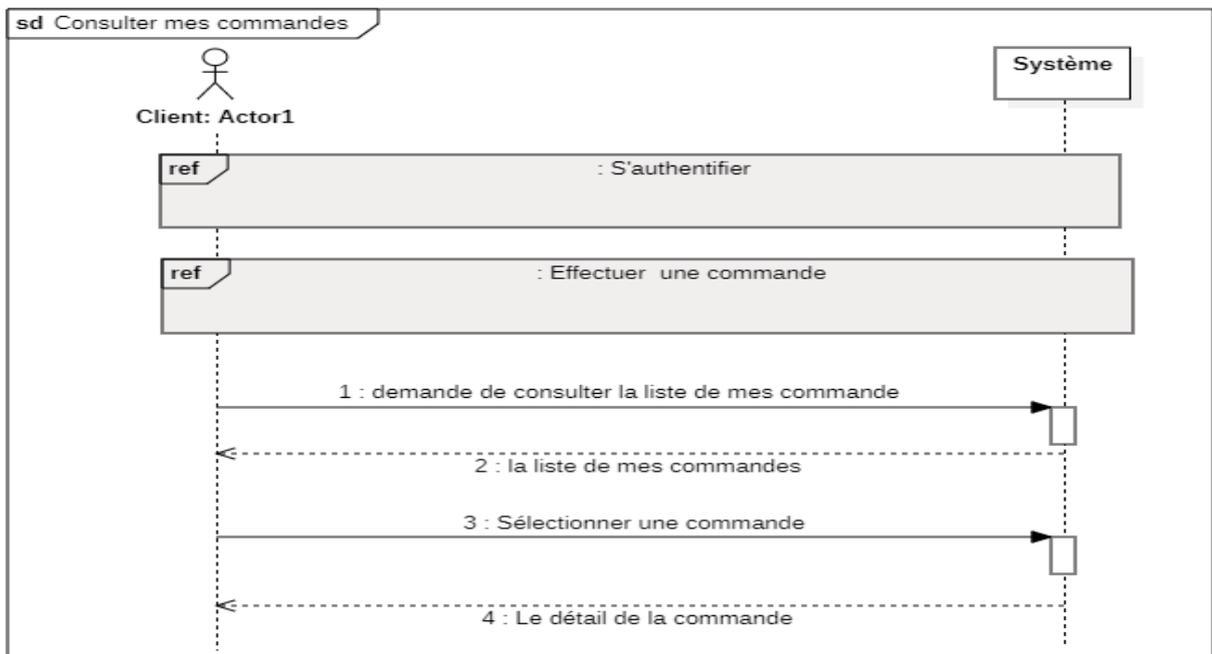
- Ajouter feadback :



- Consulter les feedbacks :



- Consulter mes commandes :



- **Supprimer commande :**

Cas d'utilisation	Supprimer commande
Objectif	Permet de supprimer une commande
Acteur	Client
Précondition	Consulter mes commandes, s'authentifier
Poste condition	Une commande a été supprimée avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - Le client demande de supprimer une commande - Le système affiche un message de confirmation - Le client confirme la suppression - Le système affiche un message de suppression
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none"> - Le client annuler la suppression

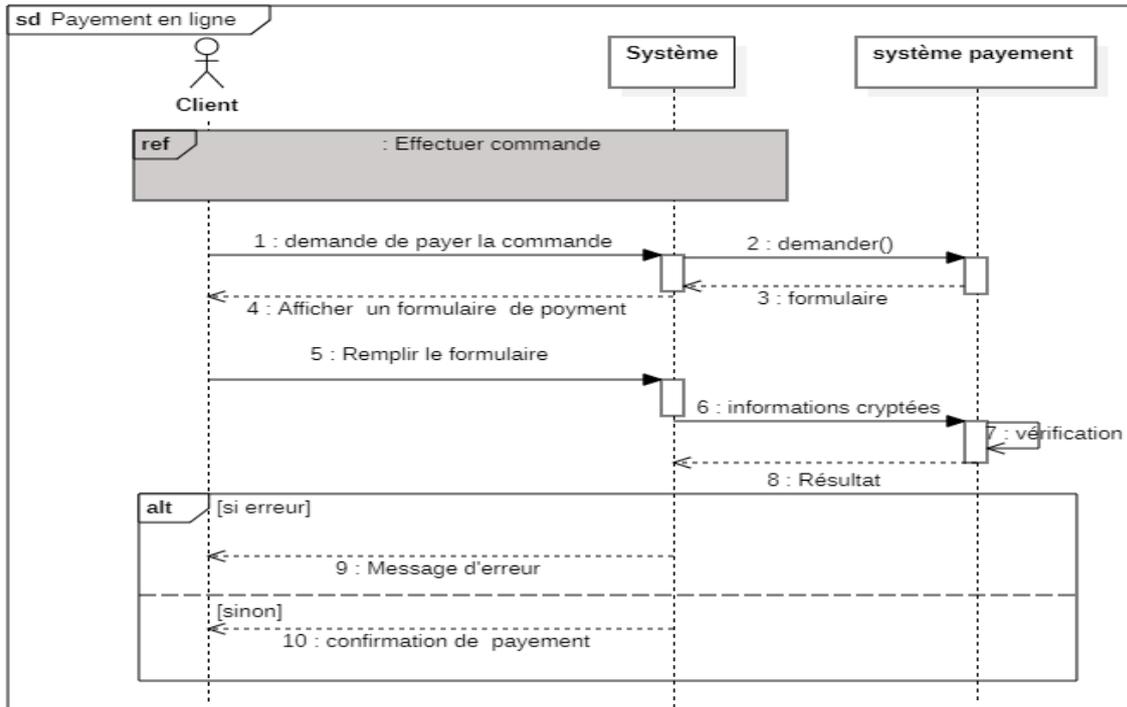
- **Modifier commande :**

Cas d'utilisation	Modifier commande
Objectif	Permet d'effectuer une modification sur une commande non payée
Acteur	Client
précondition	Consulter mes commandes, s'authentifier
Poste condition	Commande a été modifier avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - Le client demande de modifier une commande - Le système affiche un formulaire de modification - Le client maitre à jour le formulaire - Le système vérifier les informations - Le système affiche la commande modifier

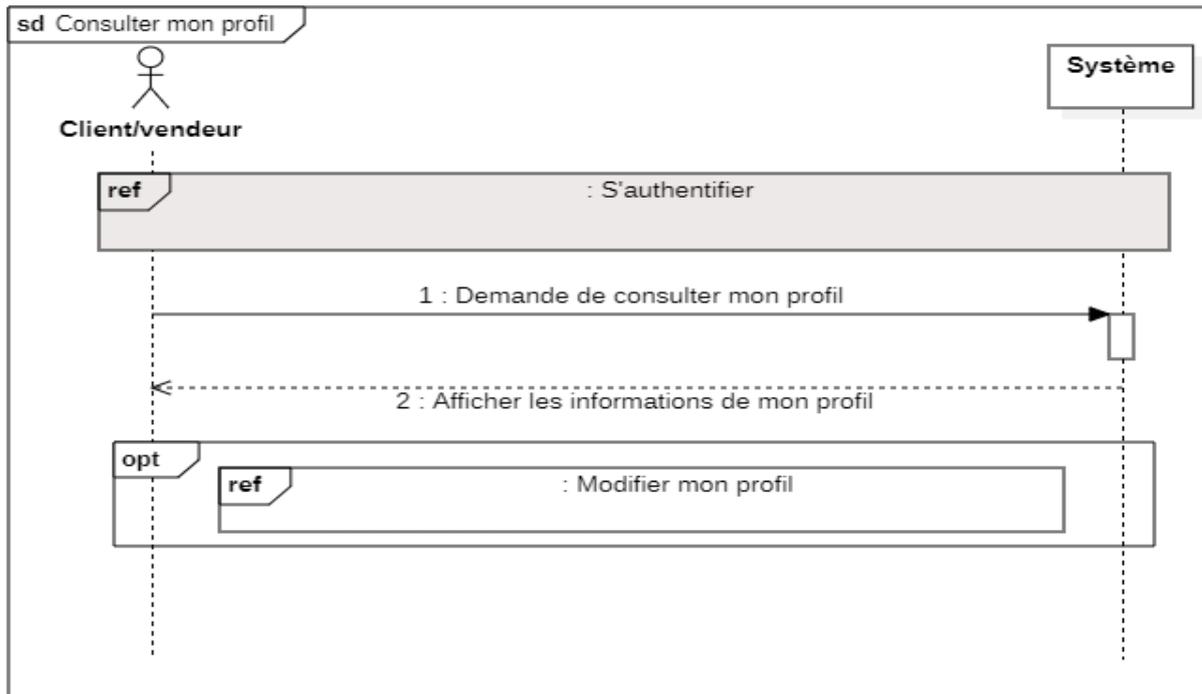
Scénario alternatif

- Le système affiche un message d'erreur

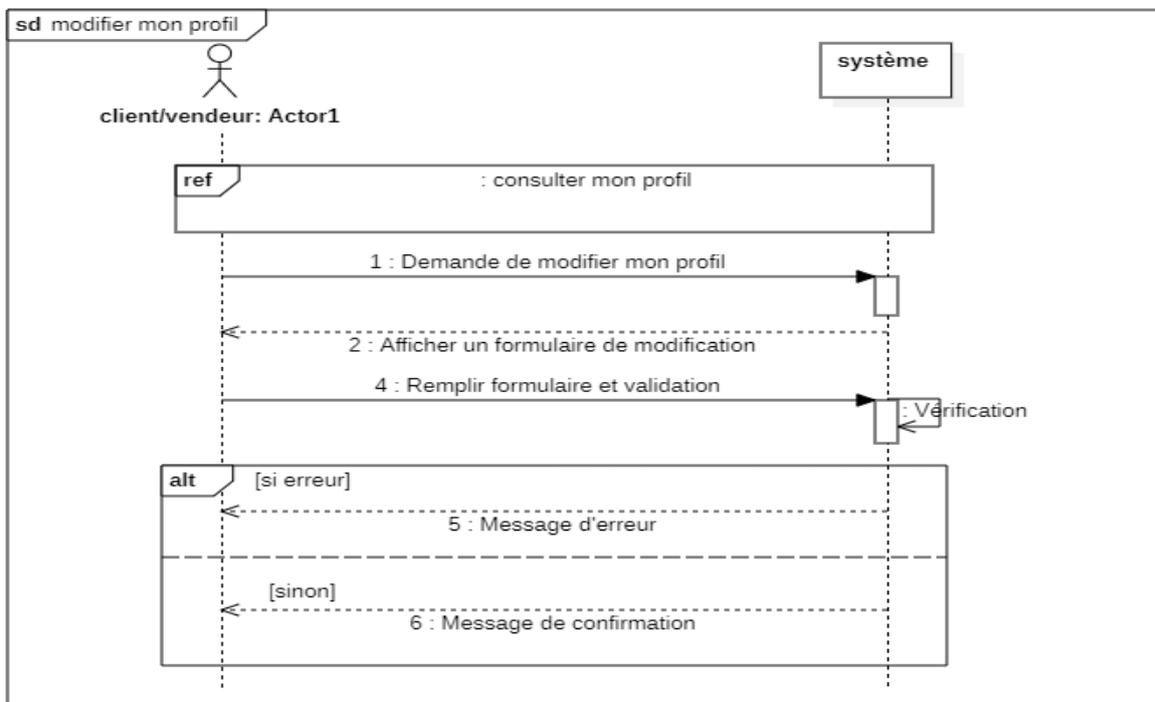
- **Effectuer paiement en ligne :**



- Consulter mon profil :



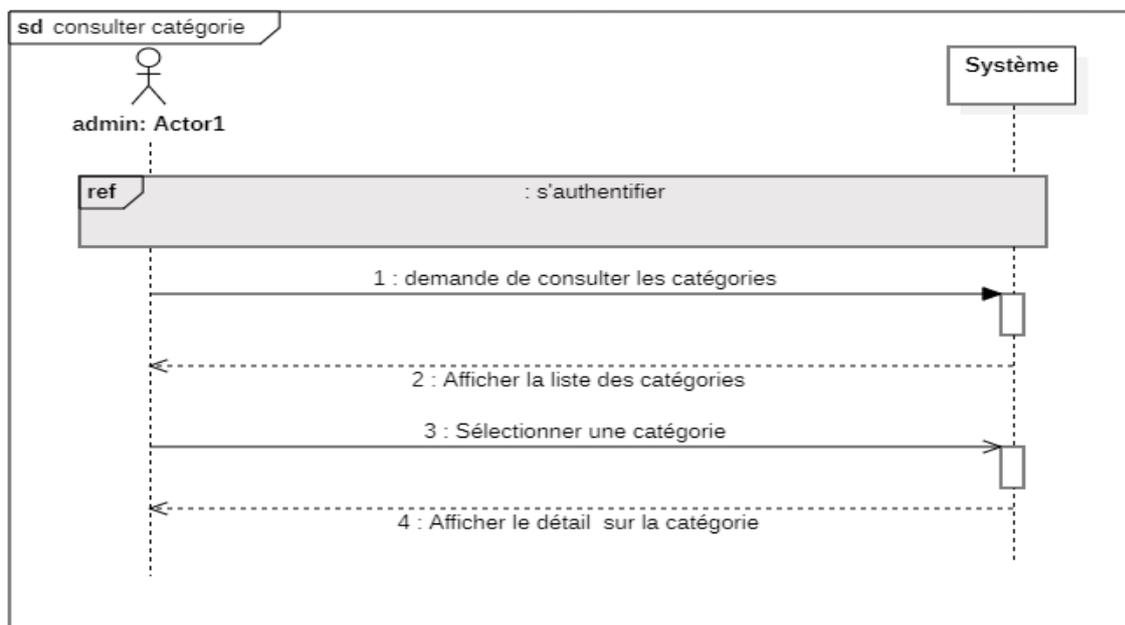
- Modifier mon profil :



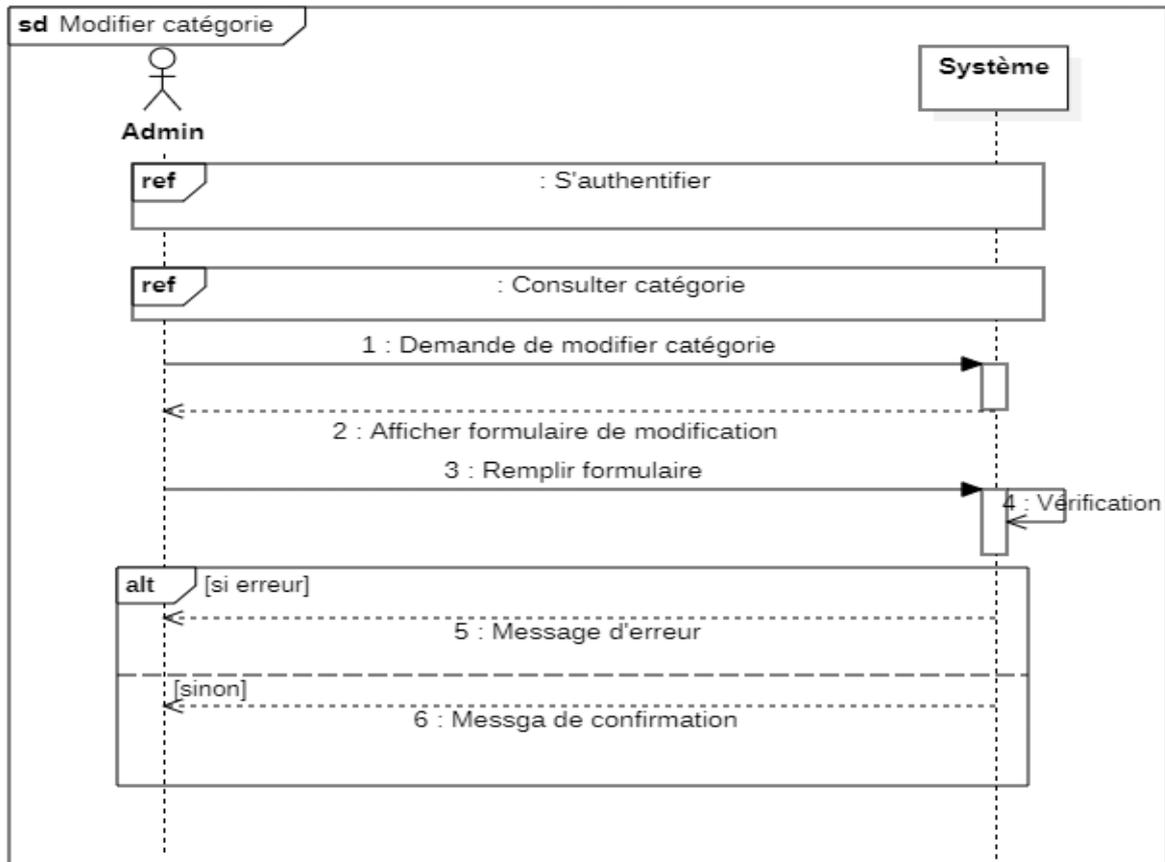
- **Ajouter catégorie :**

Cas d'utilisation	Ajouter catégorie
Objectif	Permet d'ajouter une catégorie d'application
Acteur	Admin
précondition	S'authentifier
Poste condition	Une catégorie a été ajoutée avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - L'admin demande d'ajouter une nouvelle catégorie - Le système affiche un formulaire nécessaire - L'admin remplir le formulaire et valide les informations - Le système vérifier les informations - Le système affiche un message confirmation d'ajout
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none"> - Le système affiche un message d'erreur

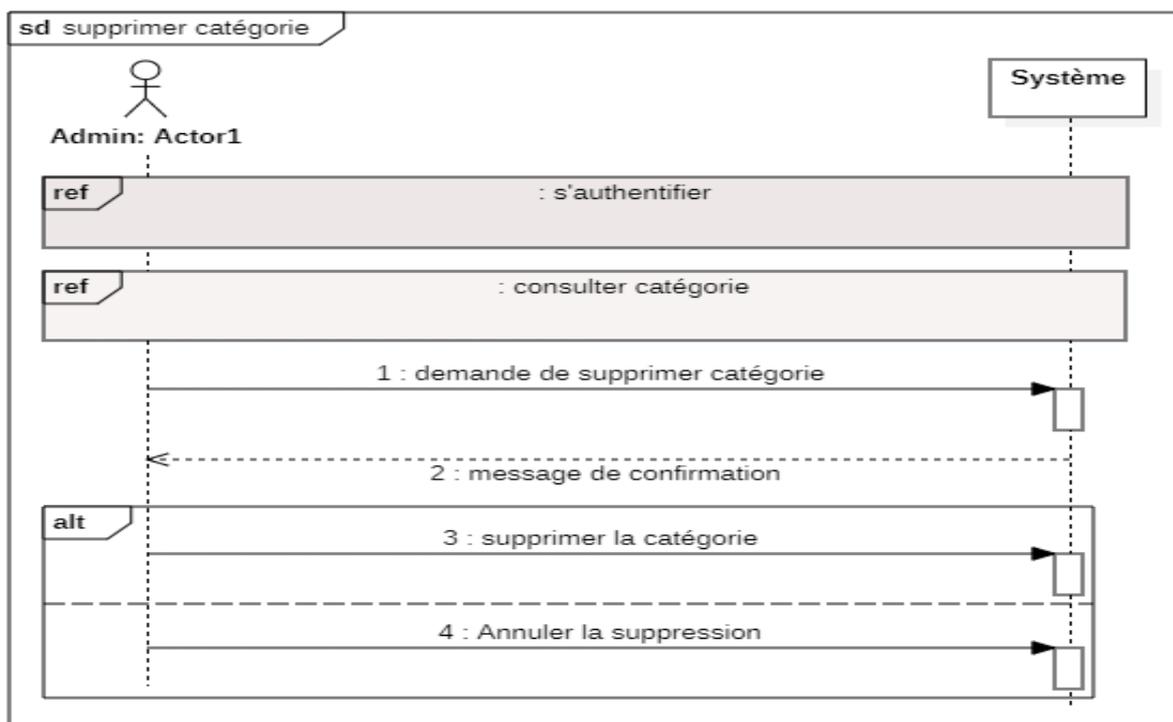
- **Consulter catégorie :**



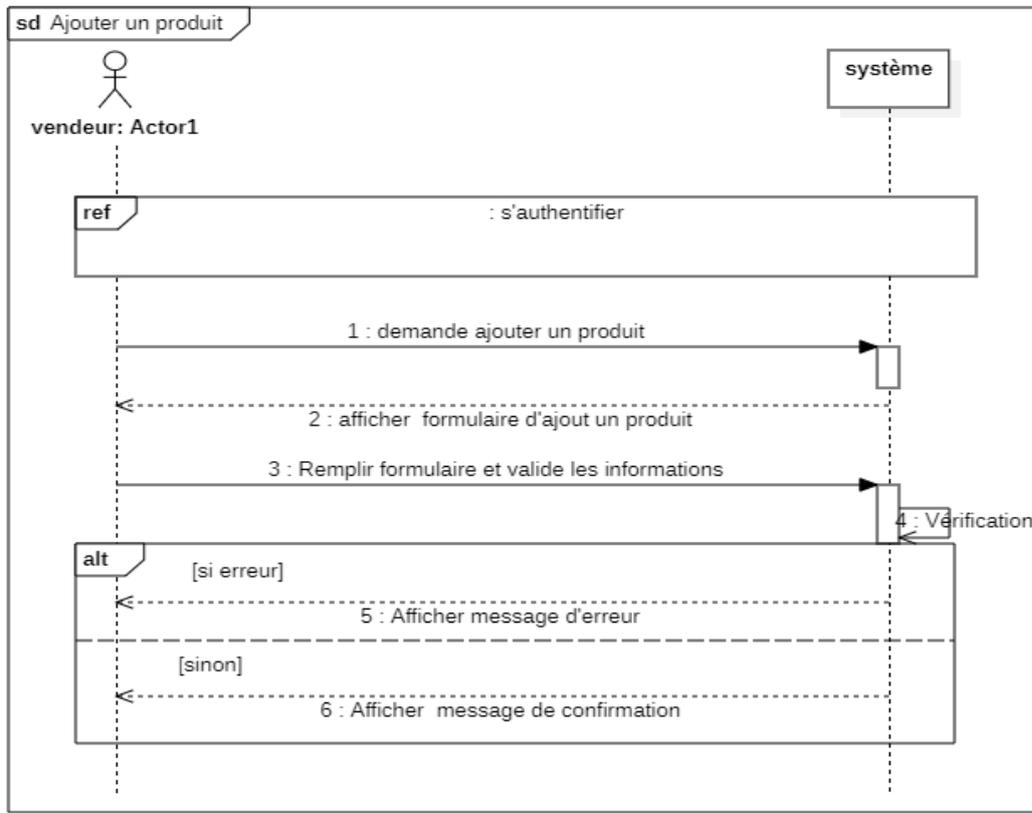
- **Modifier catégorie :**



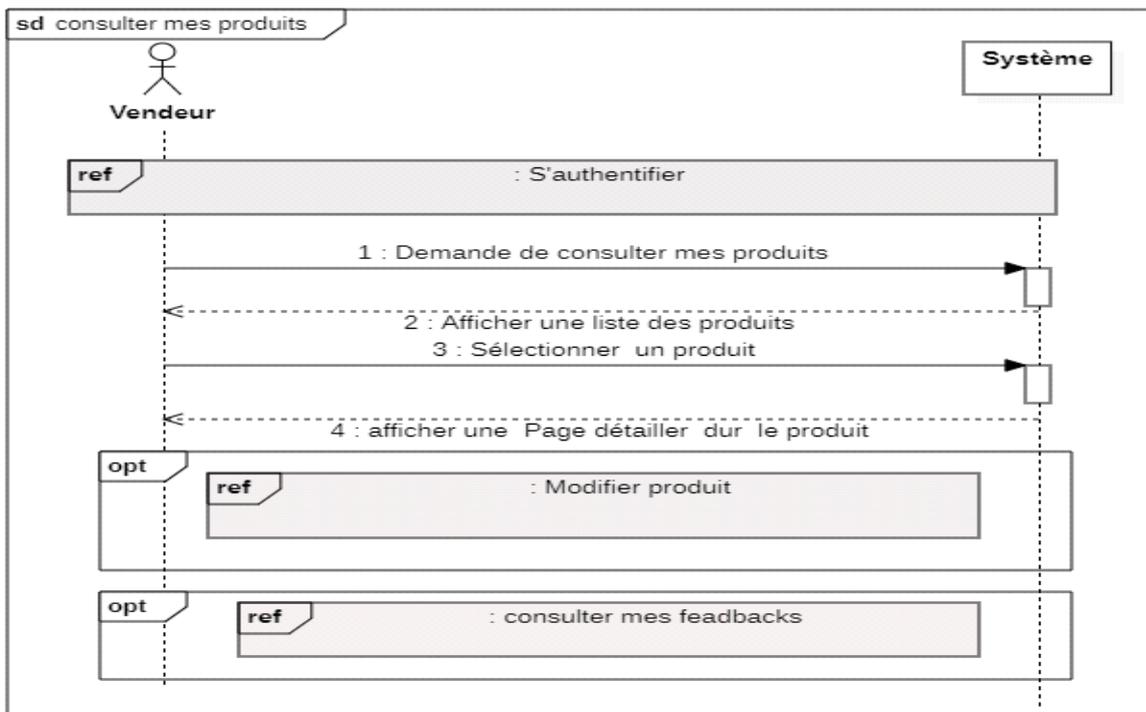
- **Supprimer catégorie :**



- **Ajouter un produit :**



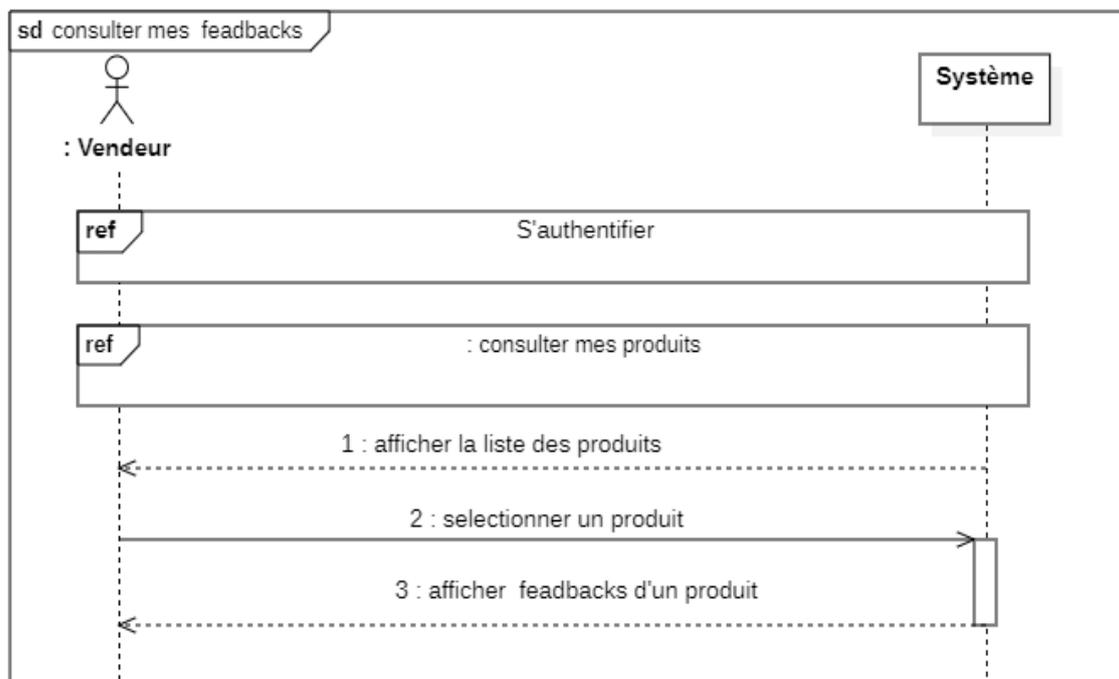
- **Consulter mes produits :**



- **Modifier produit :**

Cas d'utilisation	Modifier produit
Objectif	Permet de modifier les informations d'un produit
Acteur	Vendeur
précondition	Consulter mes produits et s'authentifier
Poste condition	Les informations du produit a été modifier avec succès
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none"> - Le vendeur demande d'effectuer une modification sur un produit - Le système affiche un formulaire de modification - Le vendeur remplir le formulaire et valide les informations - Le système vérifier les informations - Le système affiche un message de confirmation
Scénario alternatif	<ul style="list-style-type: none"> - Le système affiche un message d'erreur

- **Consulter mes feadback :**



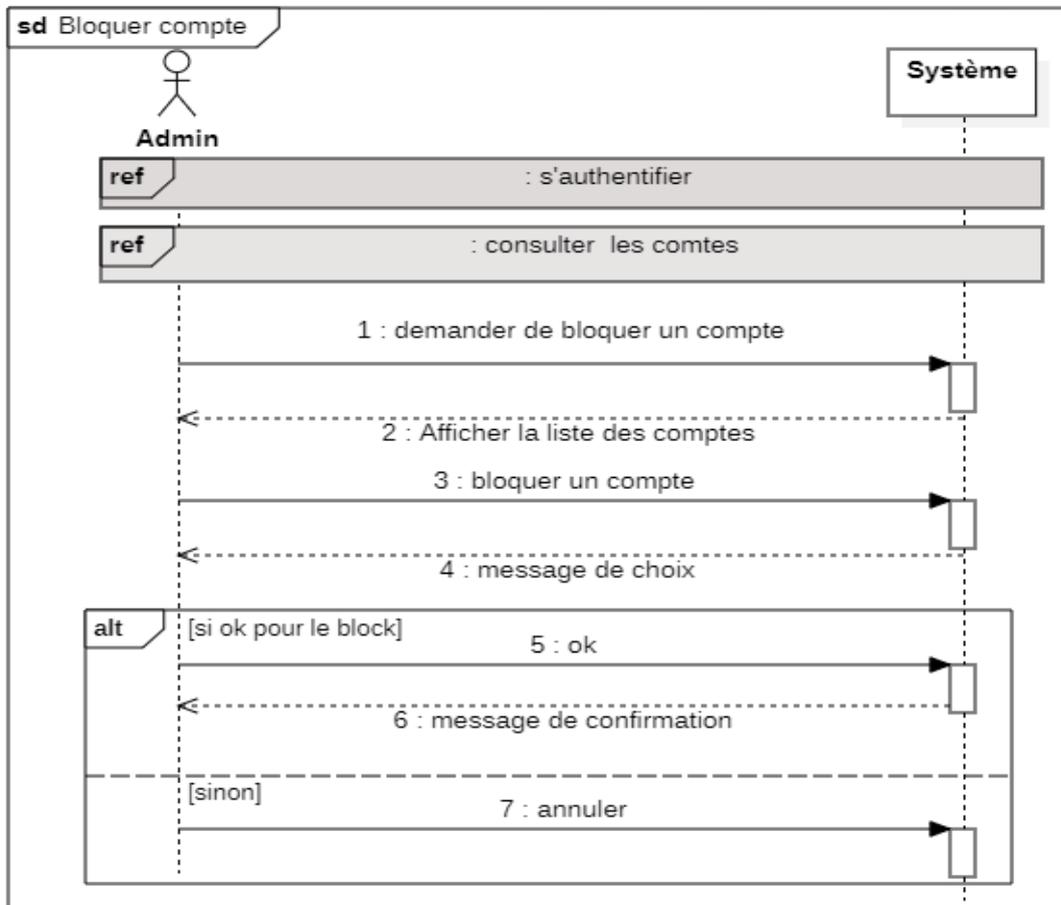
Consulter les comptes :

Cas d'utilisation	Consulter comptes
objectif	Permet à l'administrateur de consulter les comptes utilisateurs
Acteur	Admin
précondition	s'authentifier
Poste condition	La liste des comptes utilisateur a été consulter
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none">- L'administrateur demande au système de consulter la liste des comptes utilisateur- Le système affiche la liste des comptes.- 1. Admin demande de modifier l'état du compte.
Scénario alternatif	Néant

- Confirmer compte vendeur:

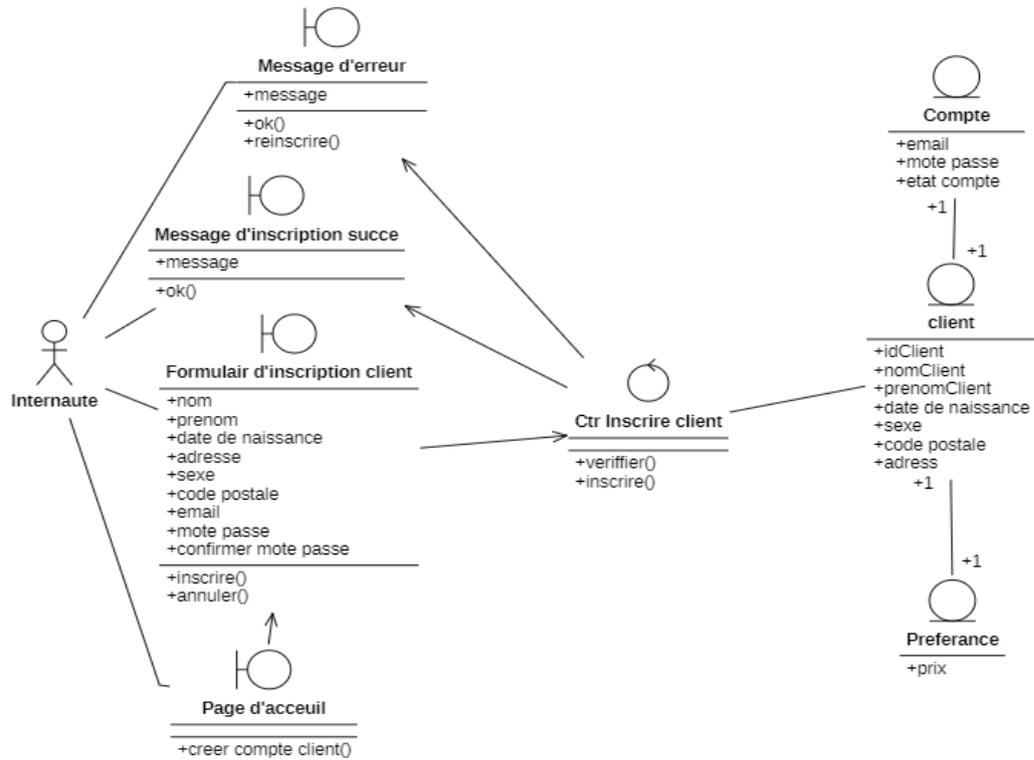
Cas d'utilisation	Confirmer compte vendeur
Objectif	Permet à l'administrateur de valider un compte vendeur
Acteur	Admin
précondition	Compte vendeur non valide , s'authentifier , consulter les comptes
Poste condition	Compte vendeur a été valider
Scénario nominal	<ul style="list-style-type: none">- L'administrateur demande au système de valider un compte- Le système affiche la liste des comptes vendeur- Admin valide le compte du vendeur- Le système affiche un message de validation
Scénario alternatif	Néant

- **Bloquer compte :**

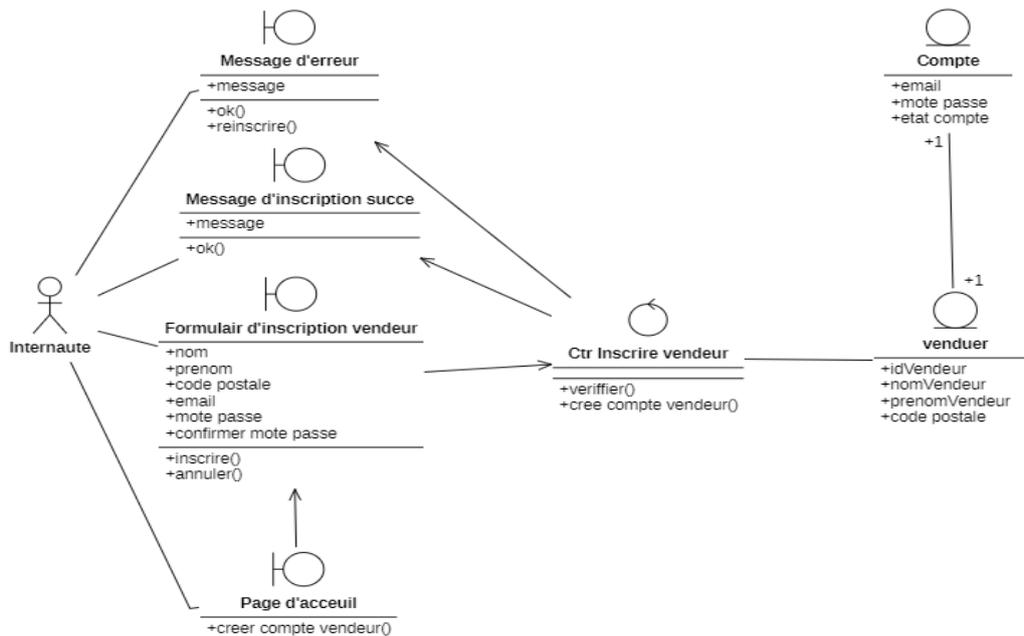


- **Diagramme de classes participantes :**

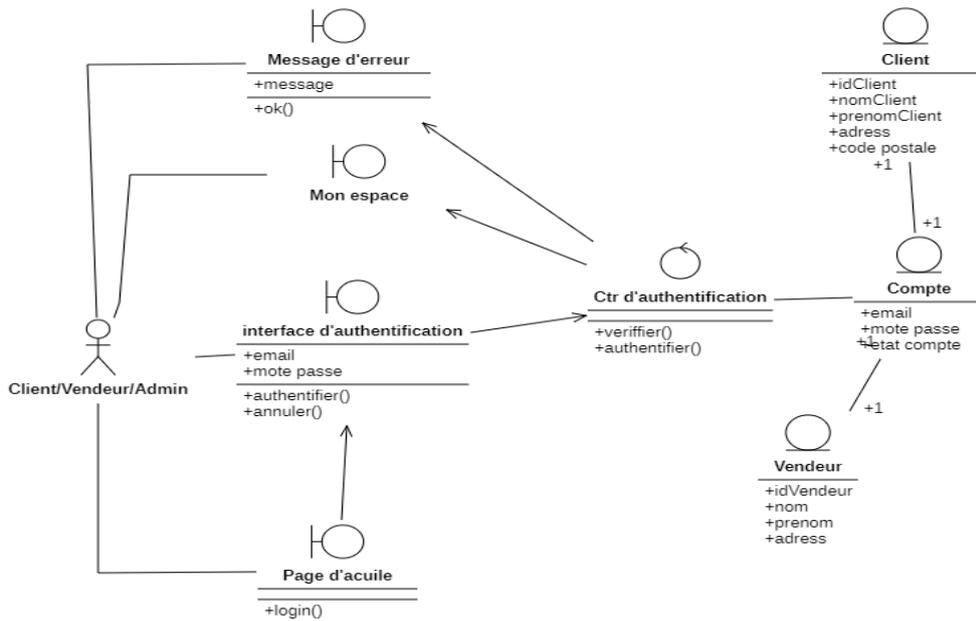
- **Créer compte client :**



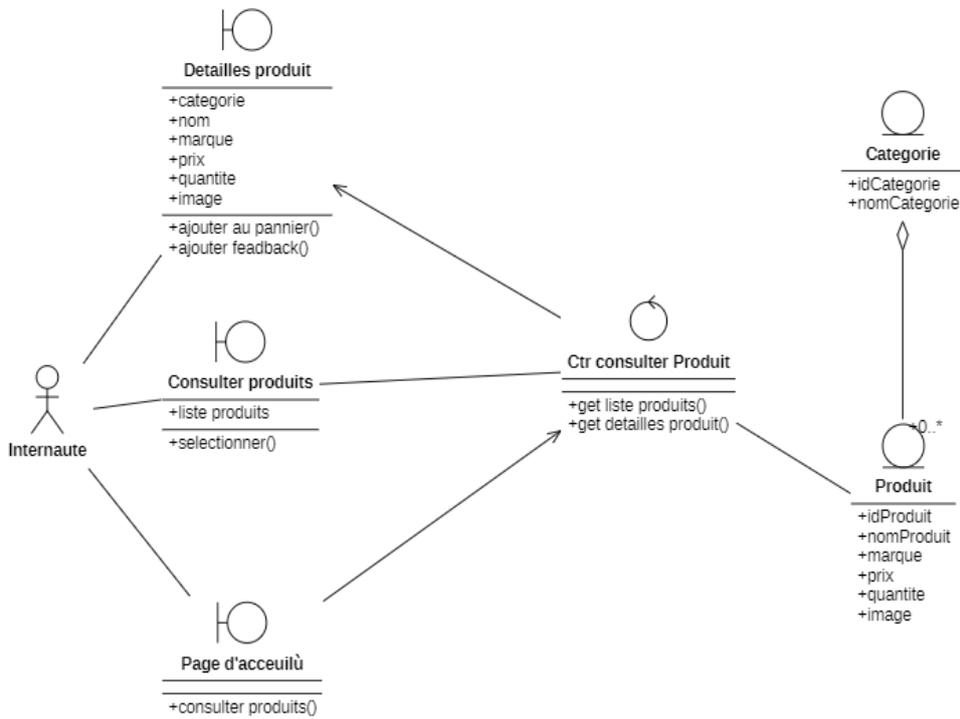
- **Créer compte vendeur :**



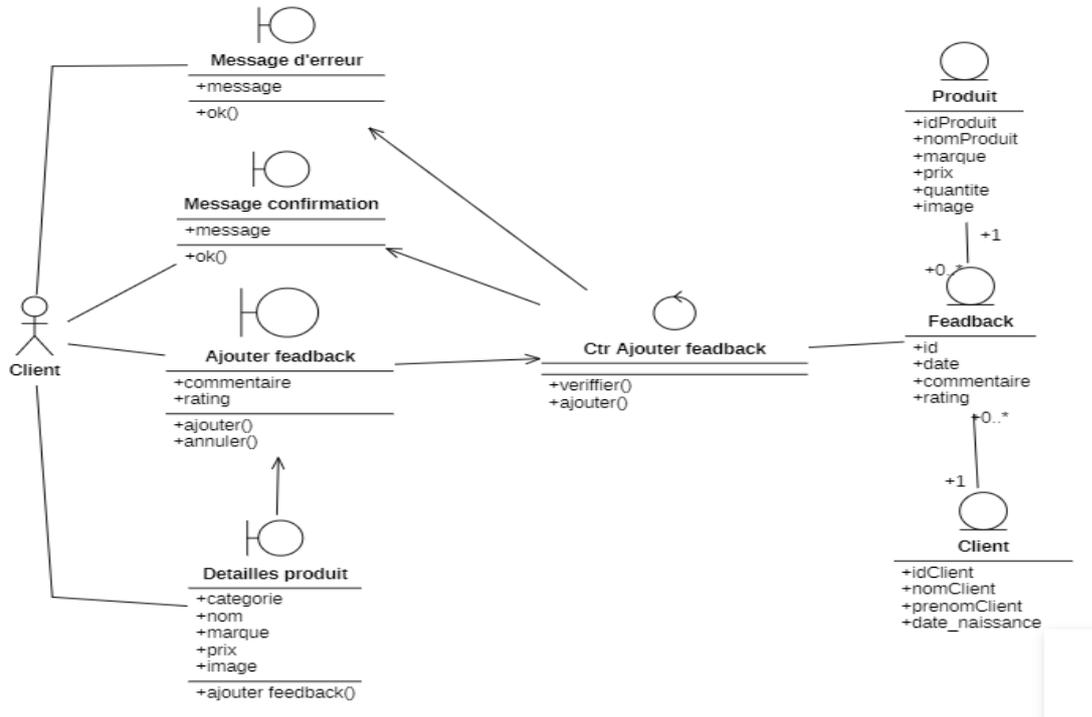
- **S'authentifier :**



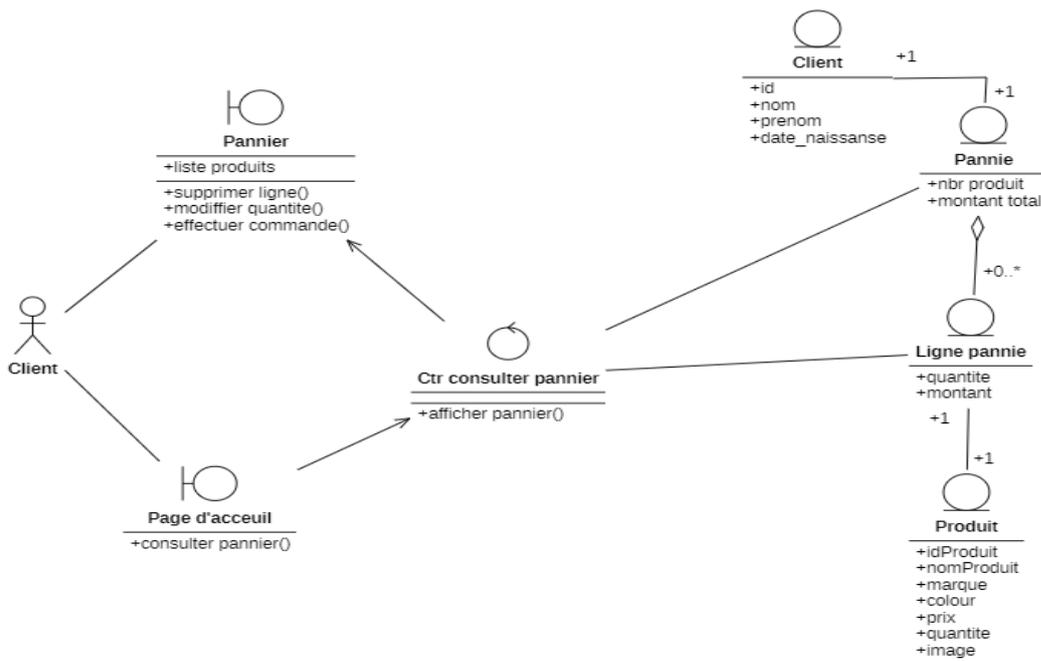
- **Consulter produits :**



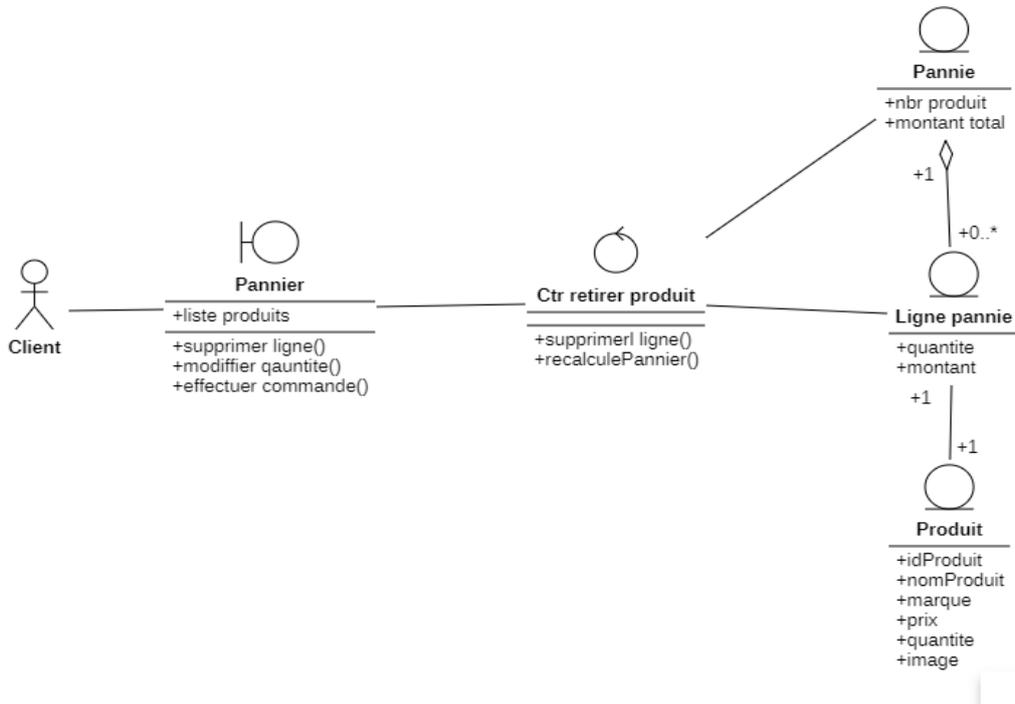
- Ajouter feedback :



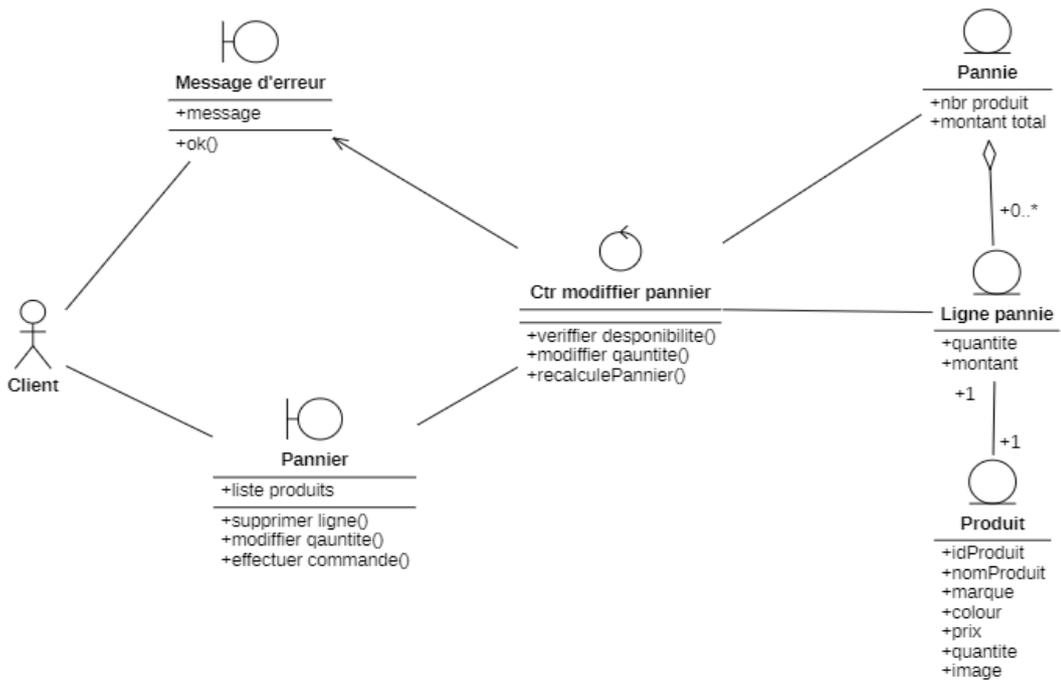
- Consulter mon panier :



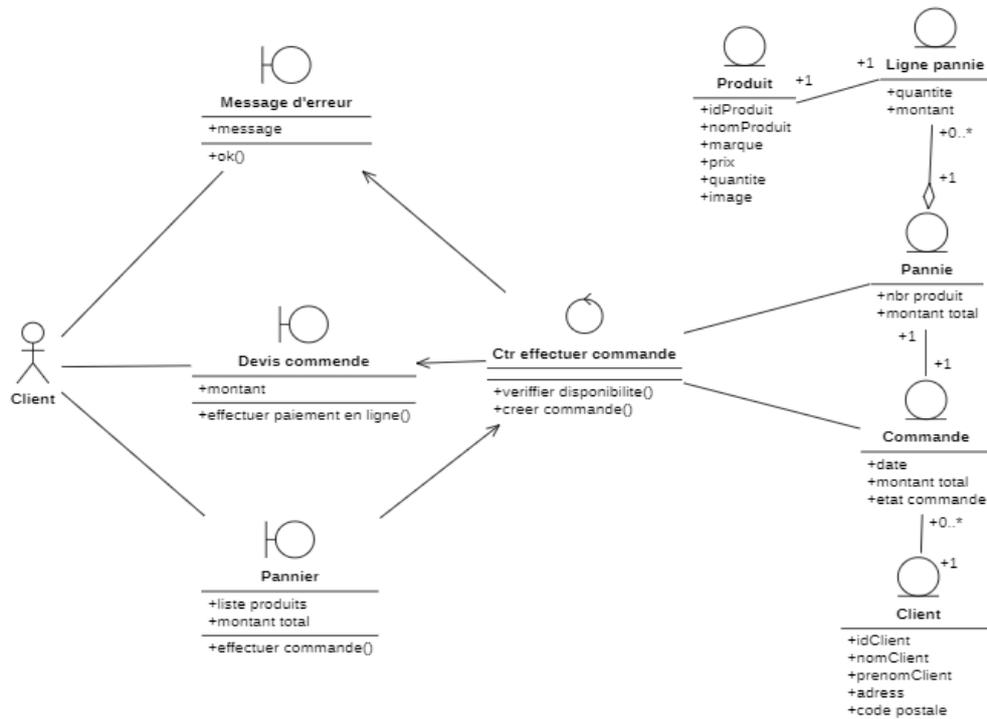
- Retirer produit :



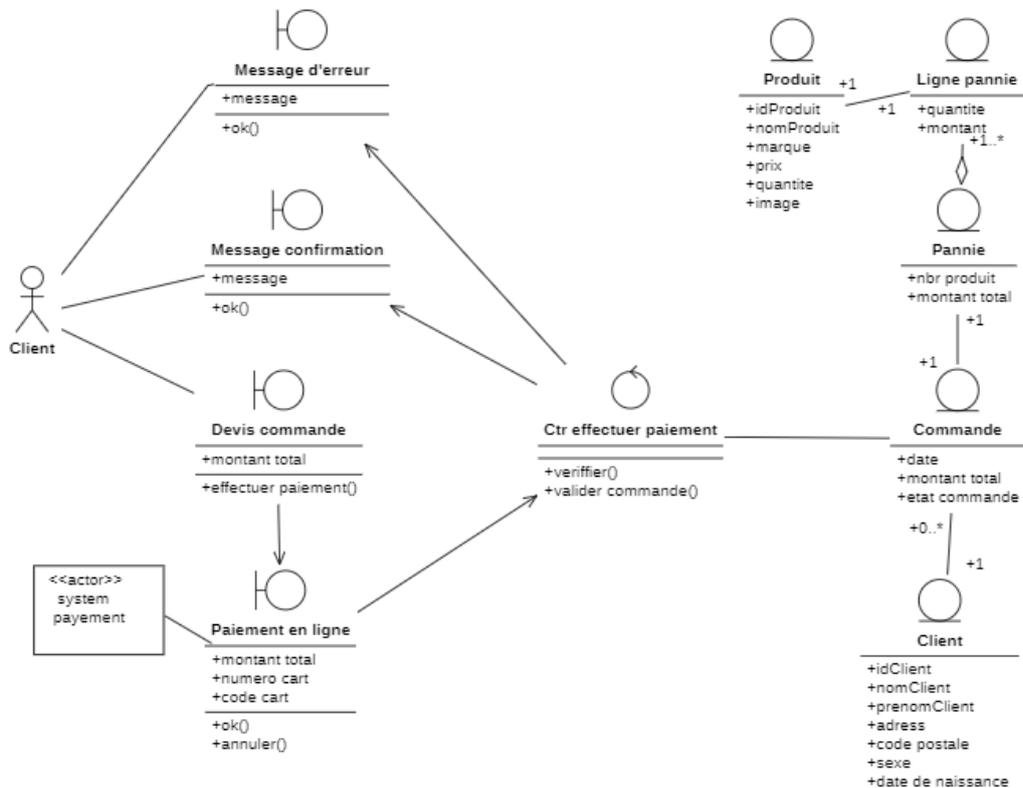
- Modifier quantité du produit :



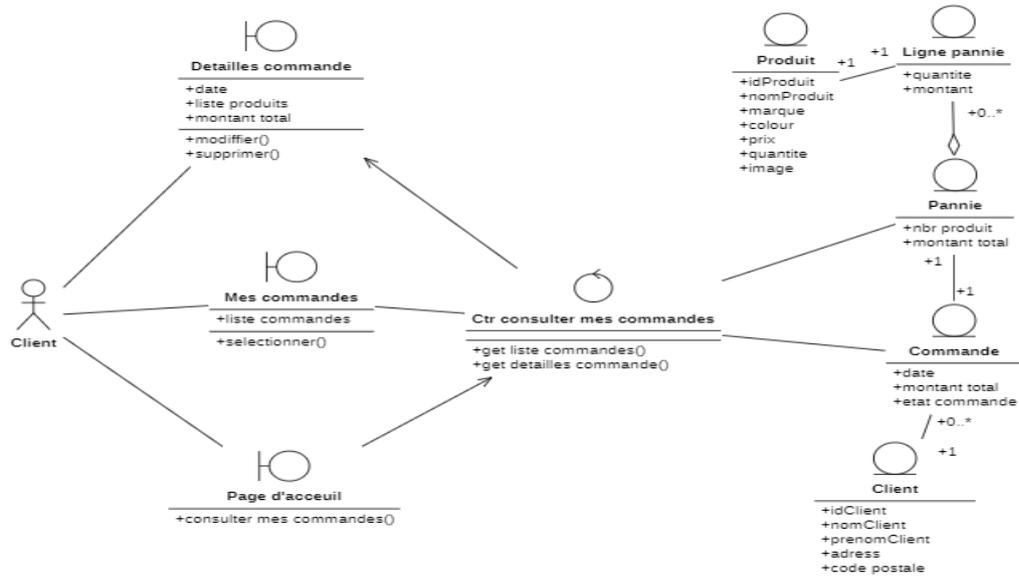
- Effectuer une commande :



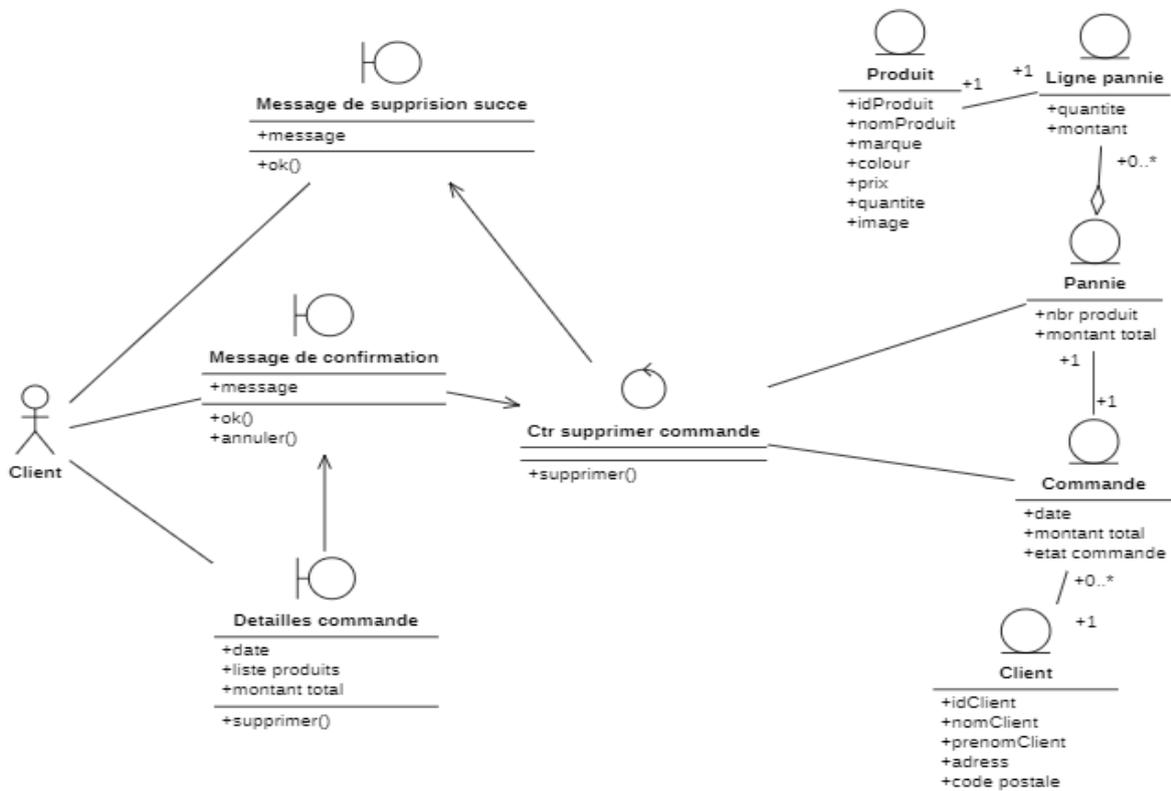
- Effectuer Paiement en ligne :



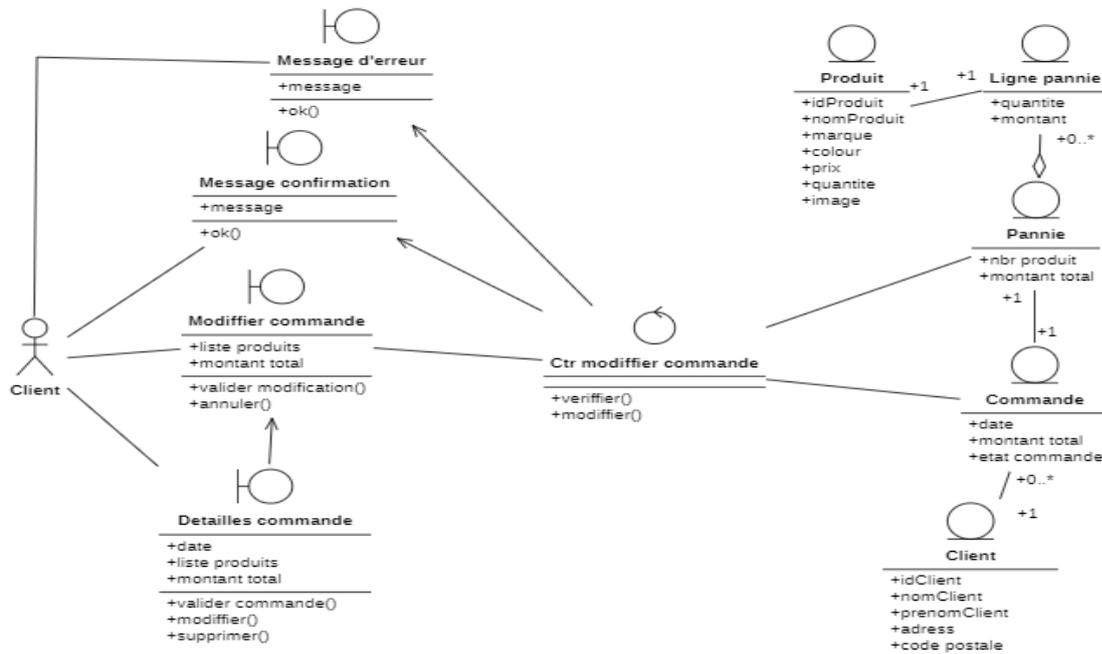
- Consulter mes commandes :



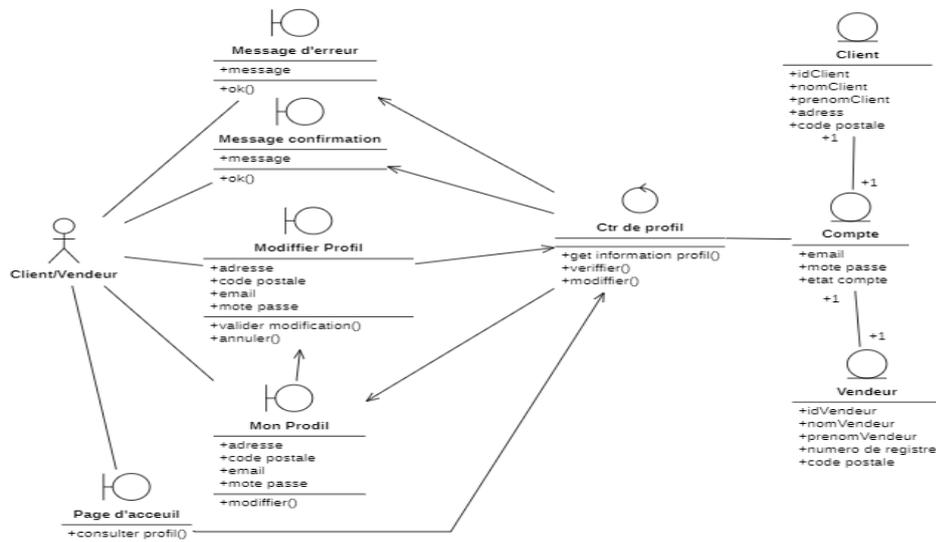
- Supprimer commande :



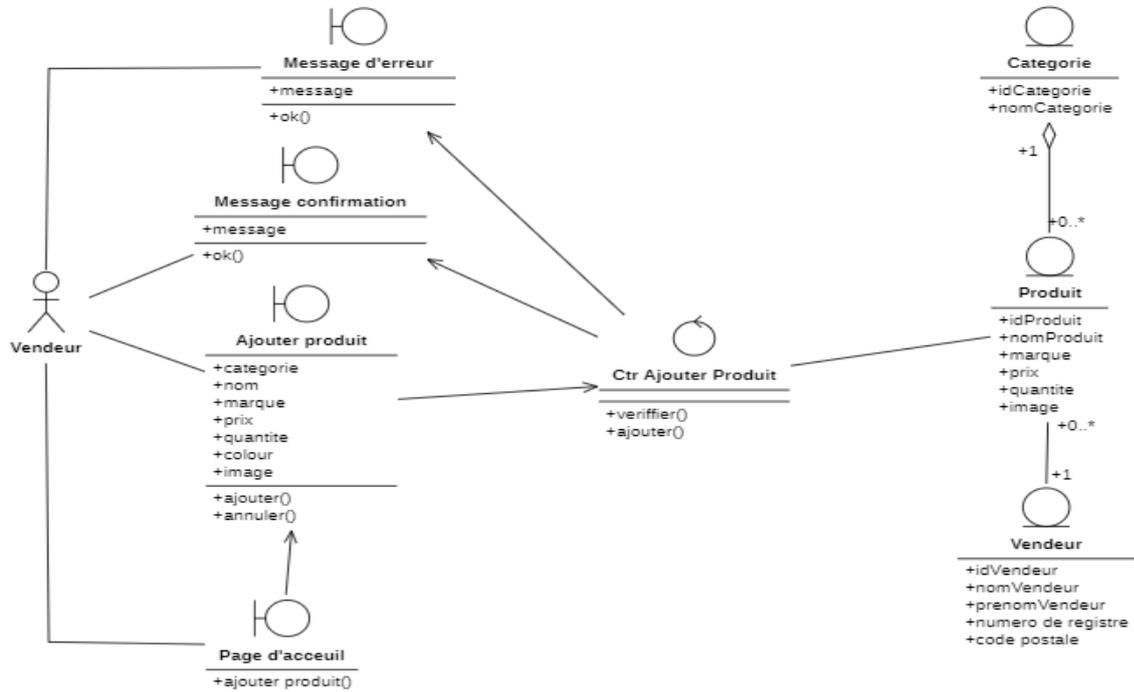
- **Modifier commande :**



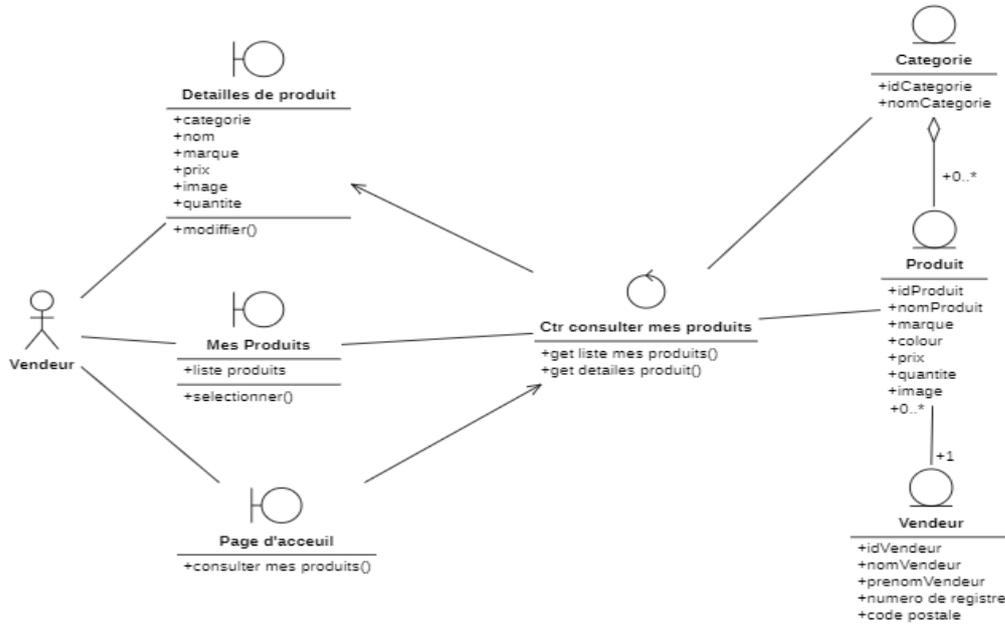
- **Consulter et modifier mon profil :**



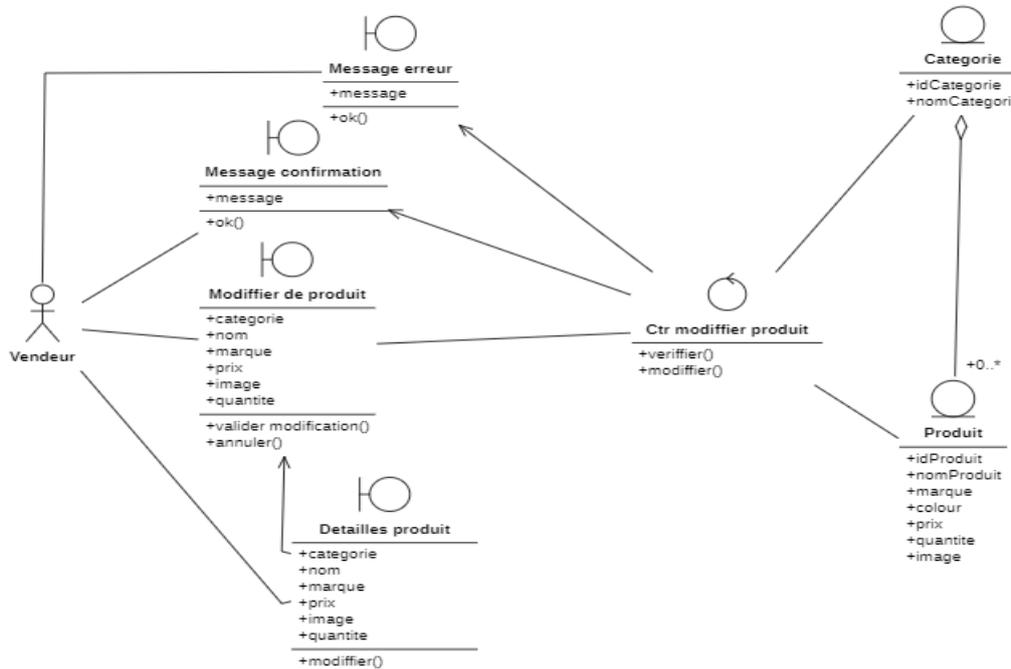
- Ajouter produit :



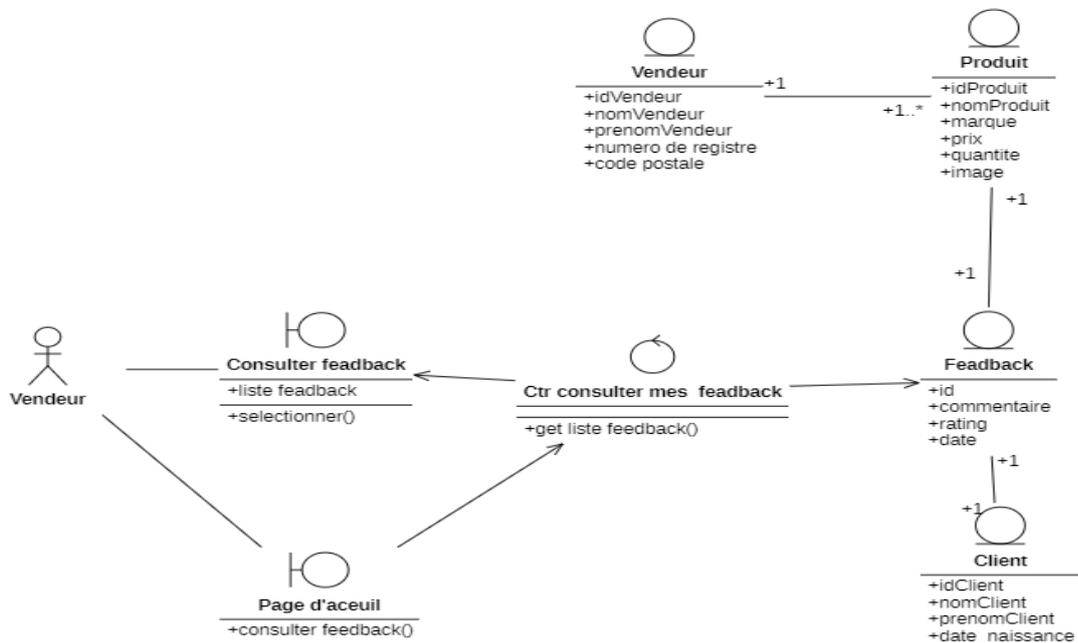
- Consulter mes produits :



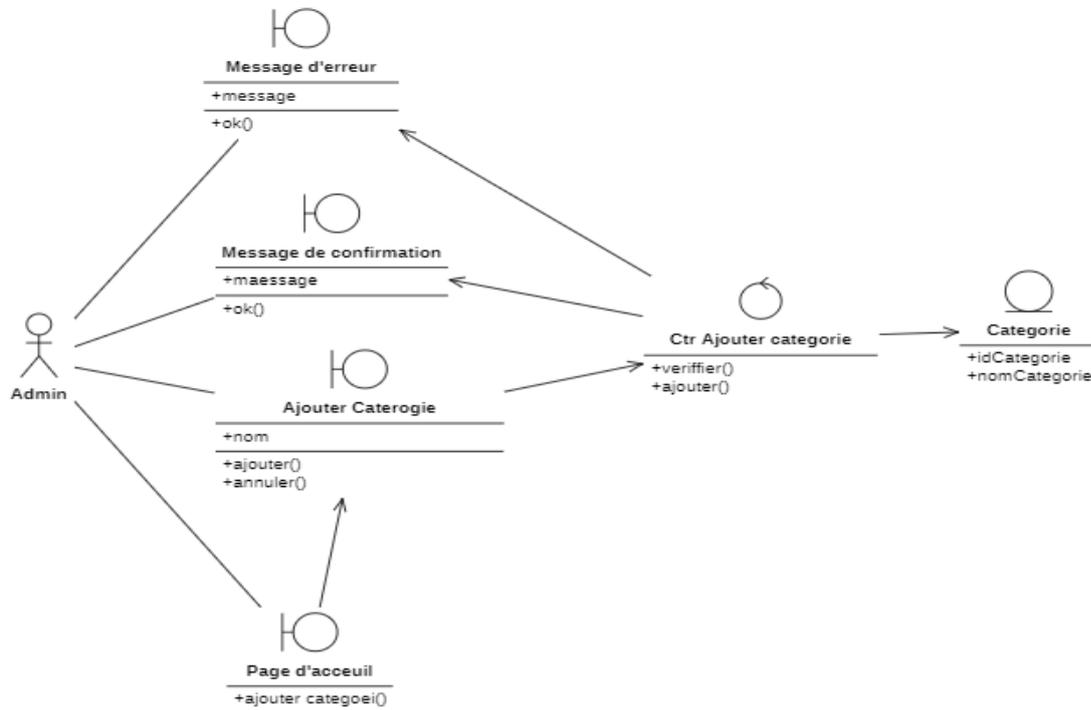
- **Modifier produit :**



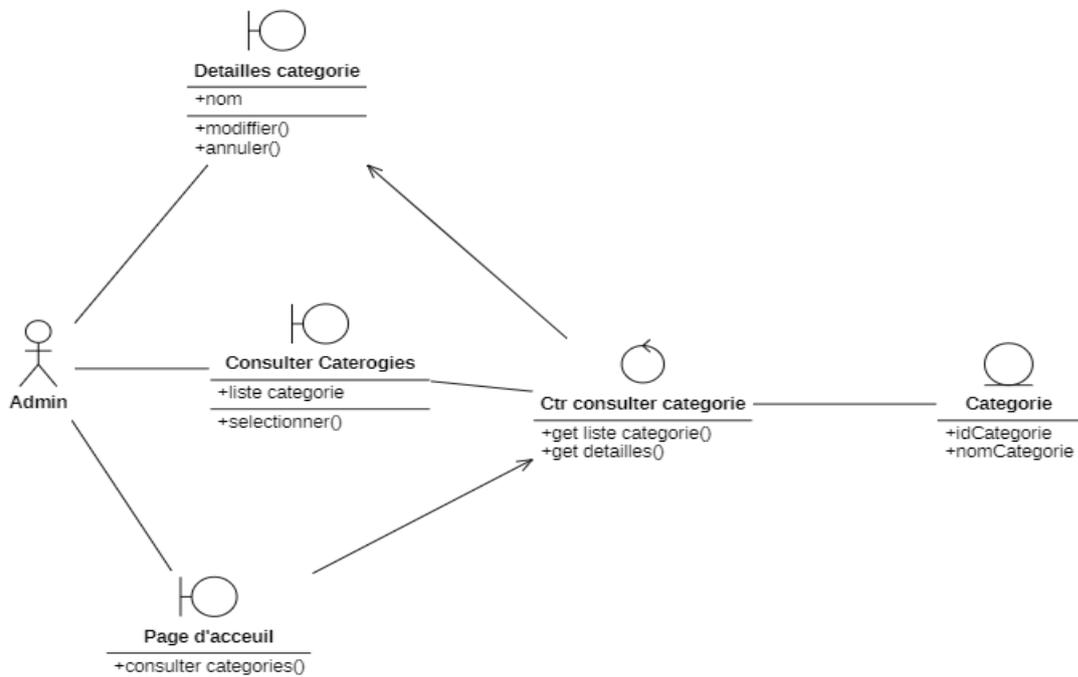
- **Consulter mes feadback :**



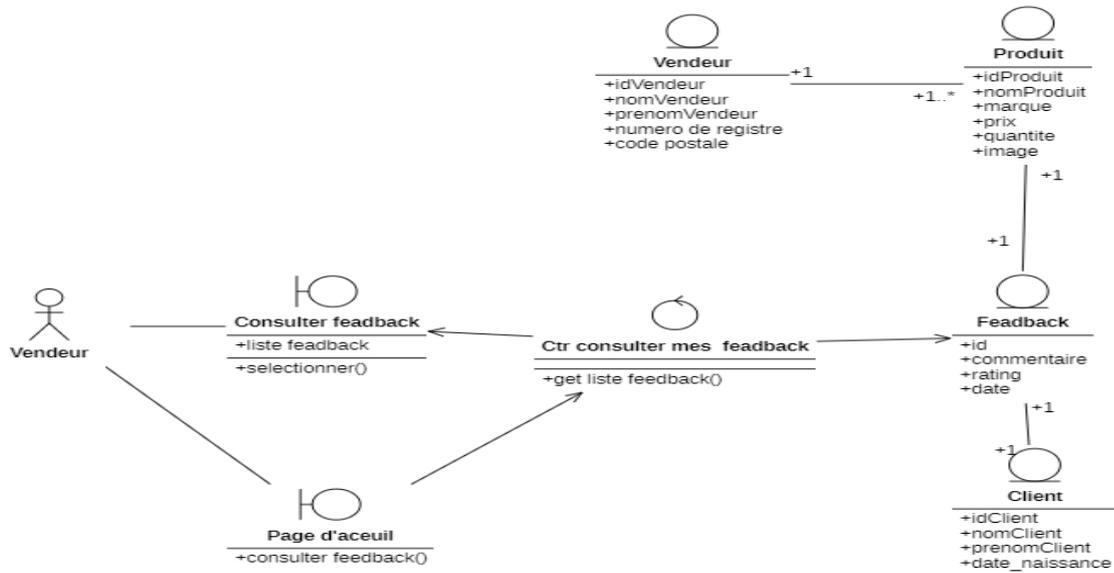
- Ajouter catégorie :



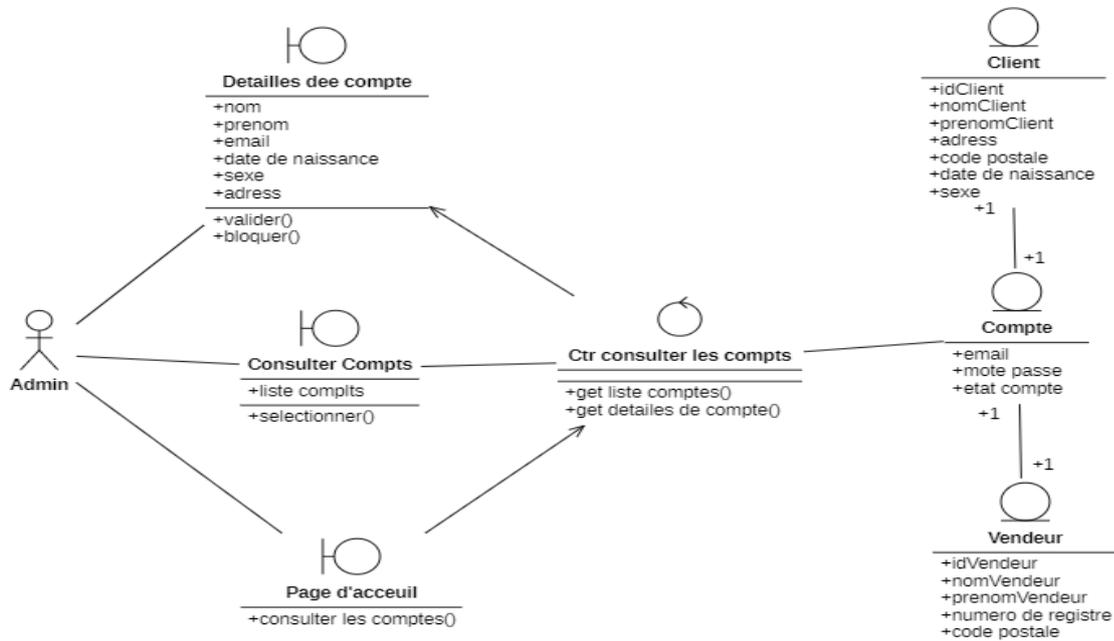
- Consulter catégorie :



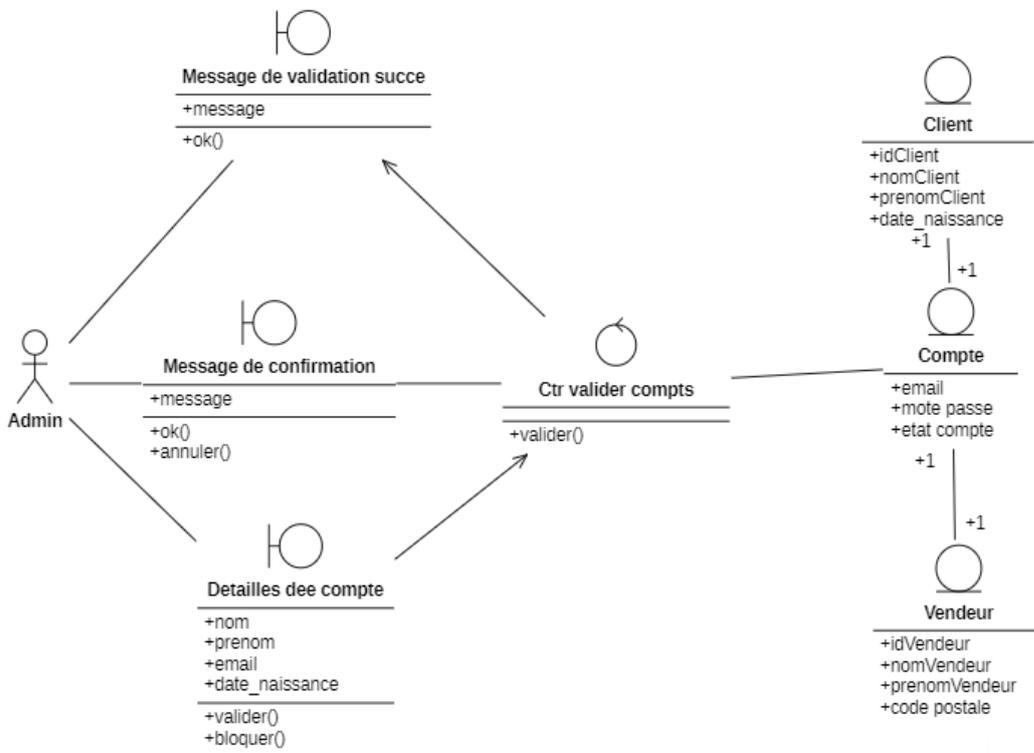
- Consulter mes feedback :



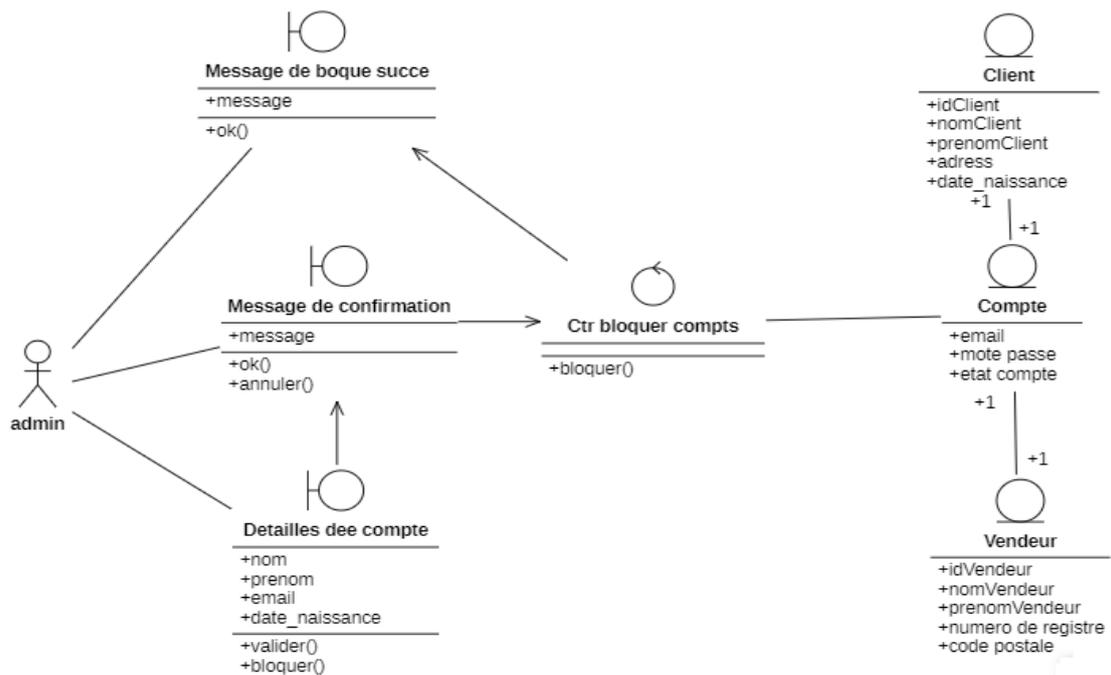
- Consulter les comptes :



- Valider compte :

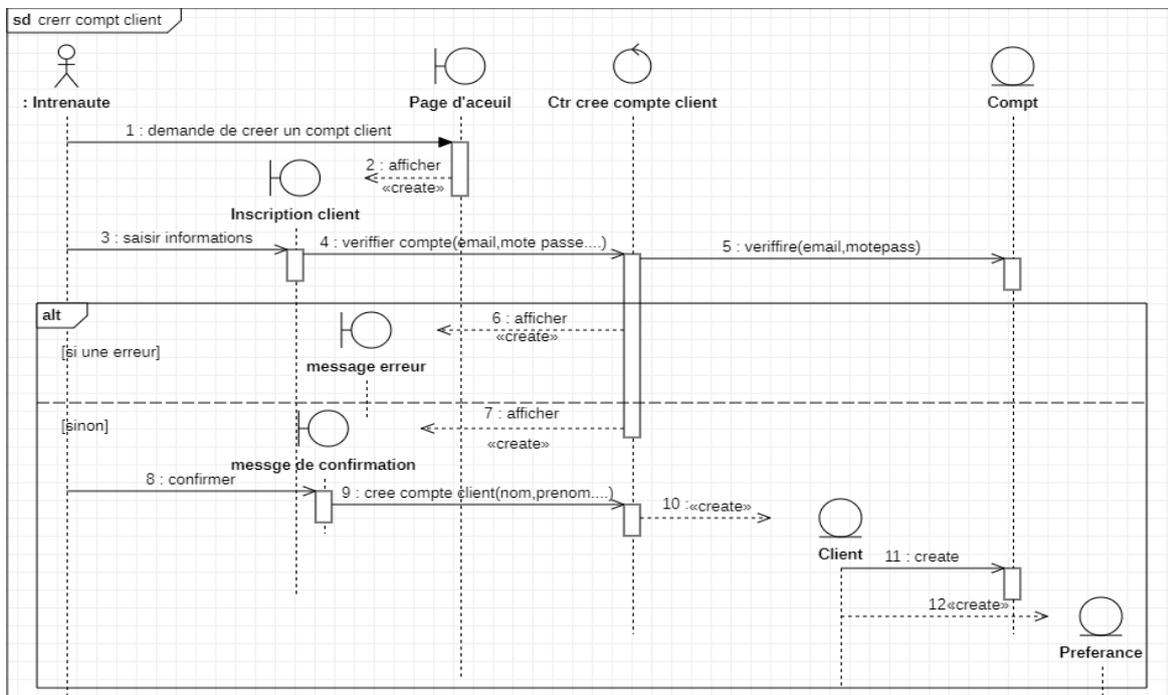


- Bloqué compte :

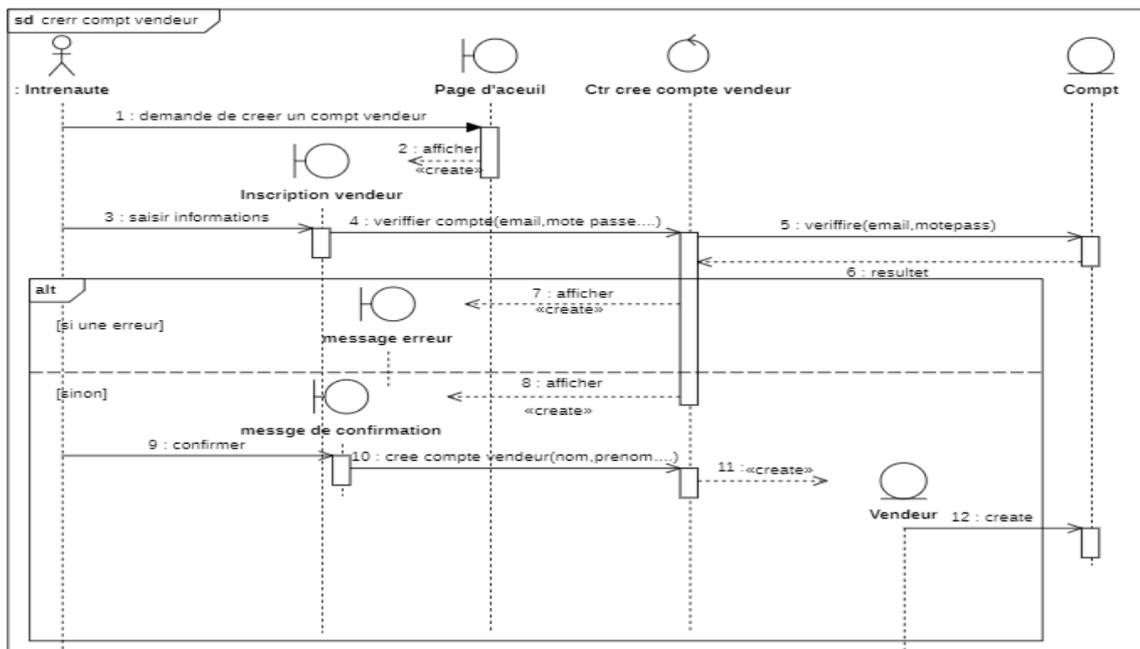


- Diagramme de séquence de conception :

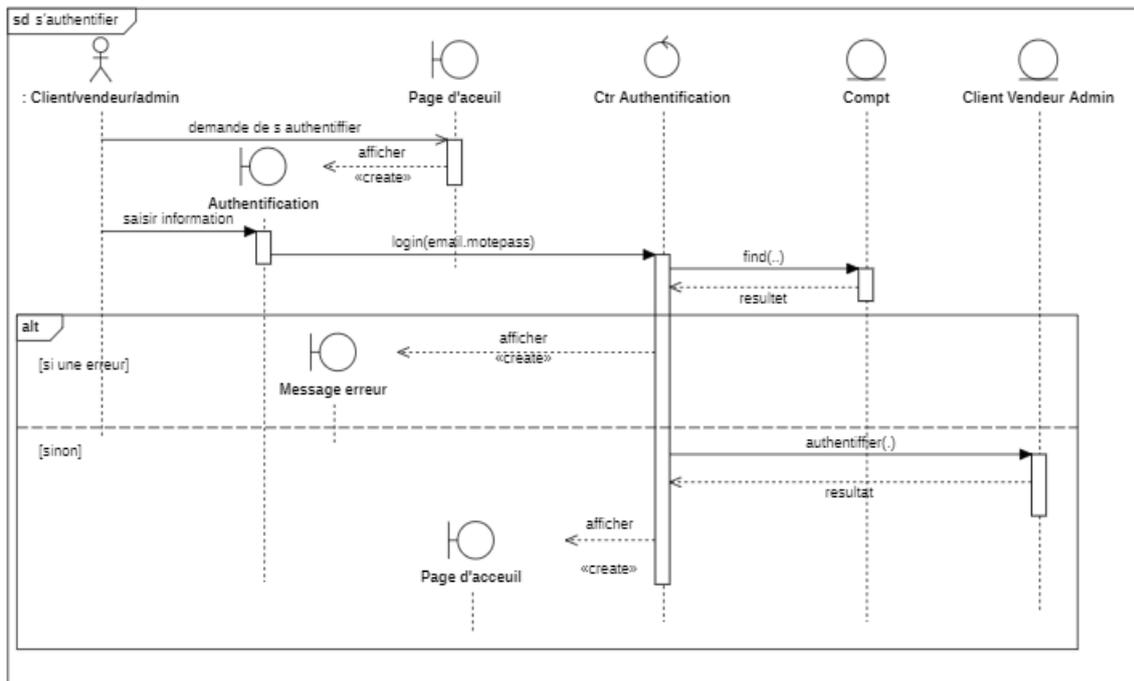
- Créer compte client :



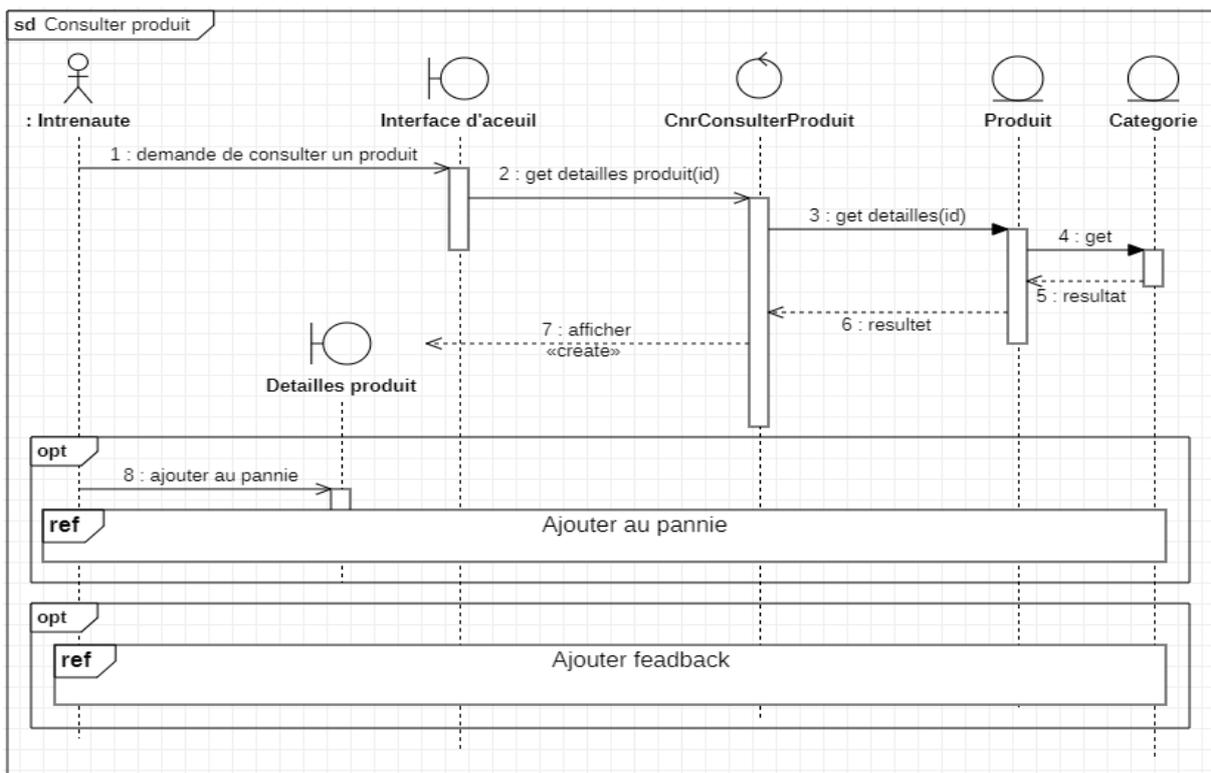
- Créer compte vendeur :



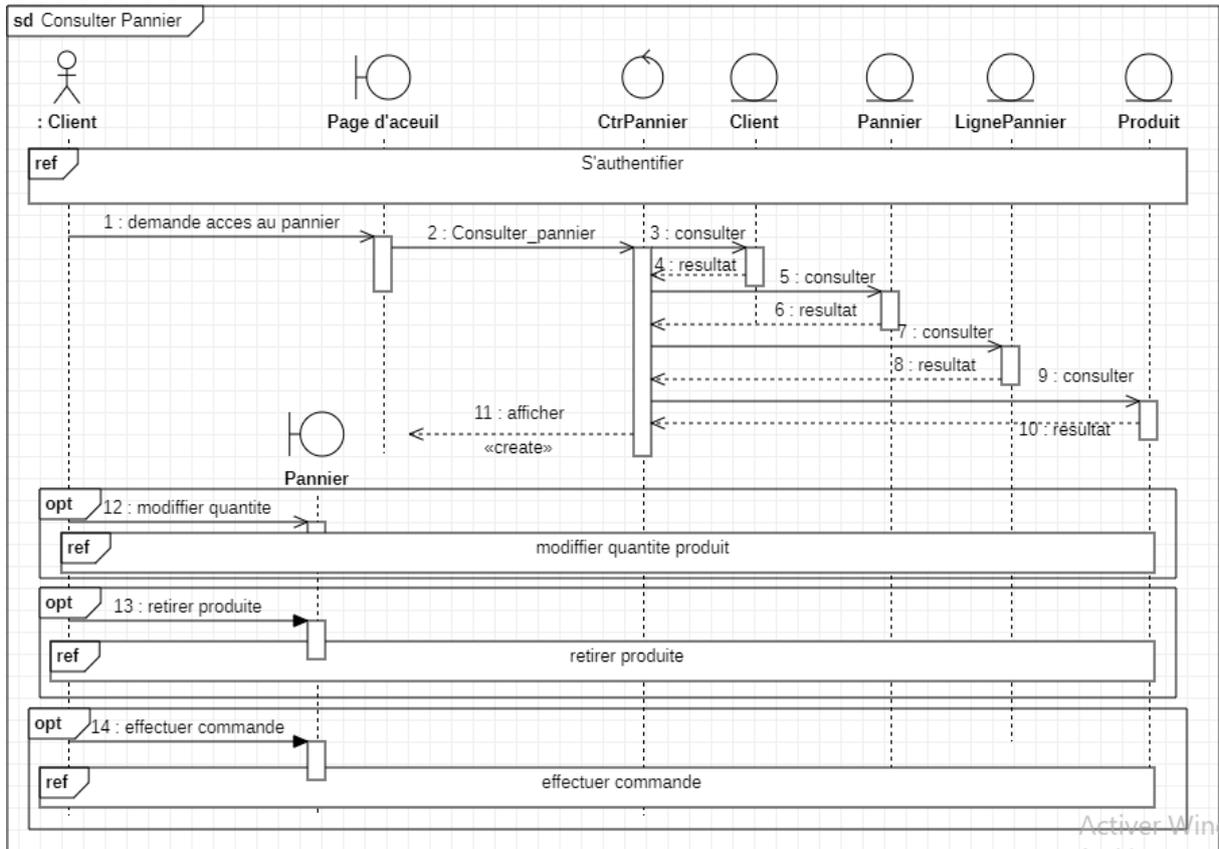
- **S'authentifier :**



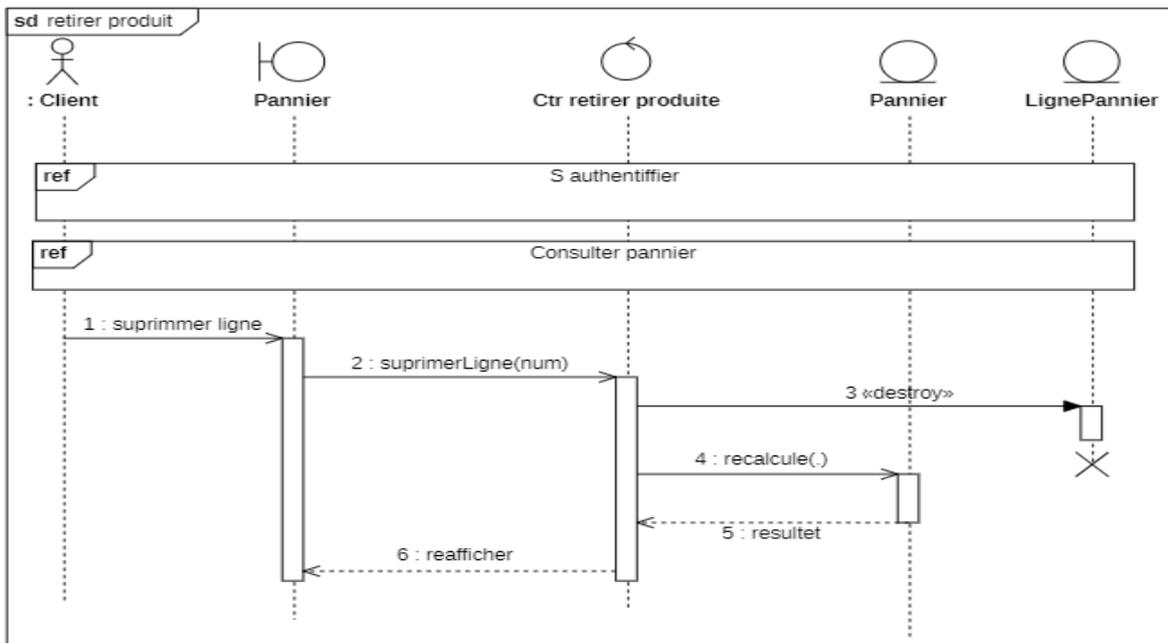
- **Consulter produit :**



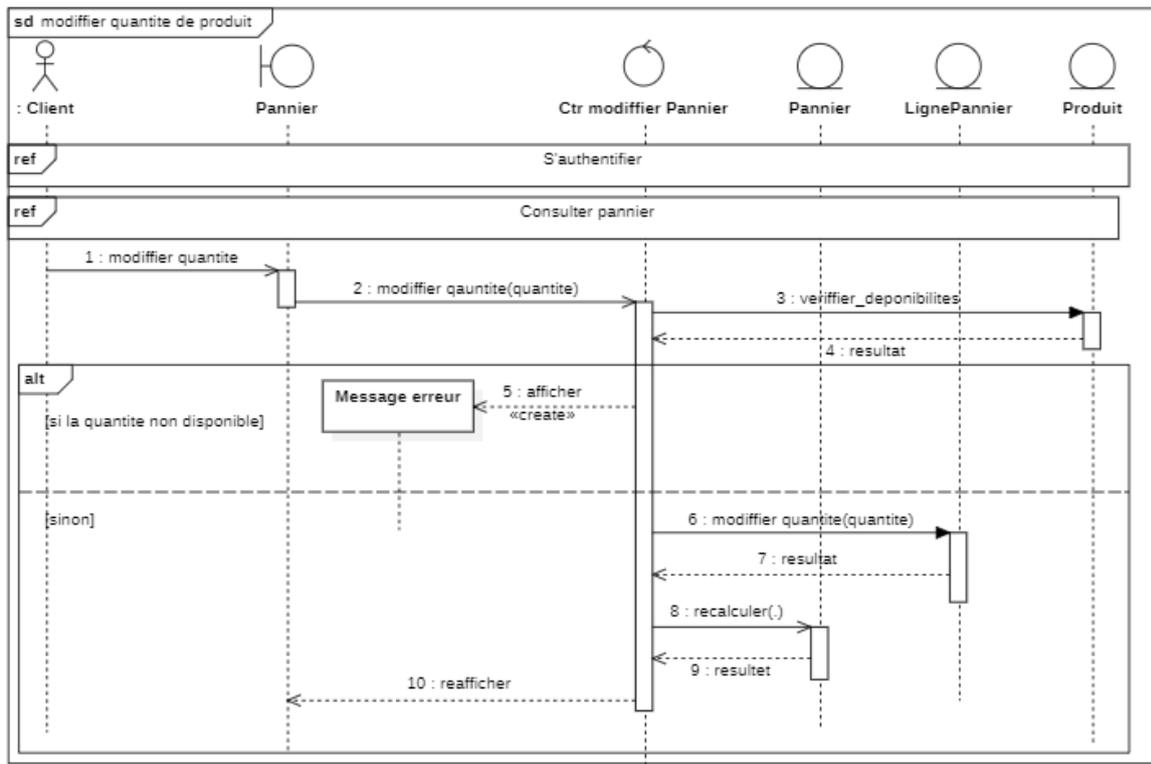
- Consulter mon panier :



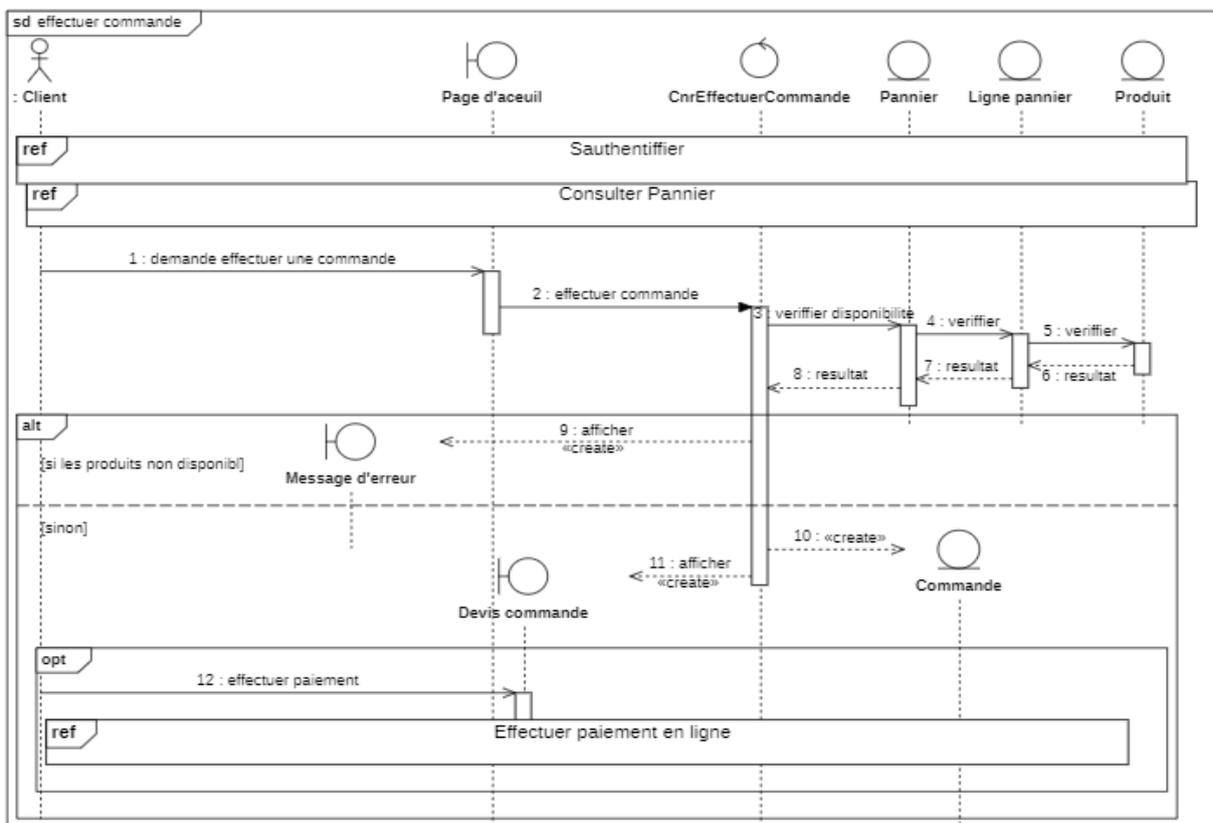
- Retirer produit :



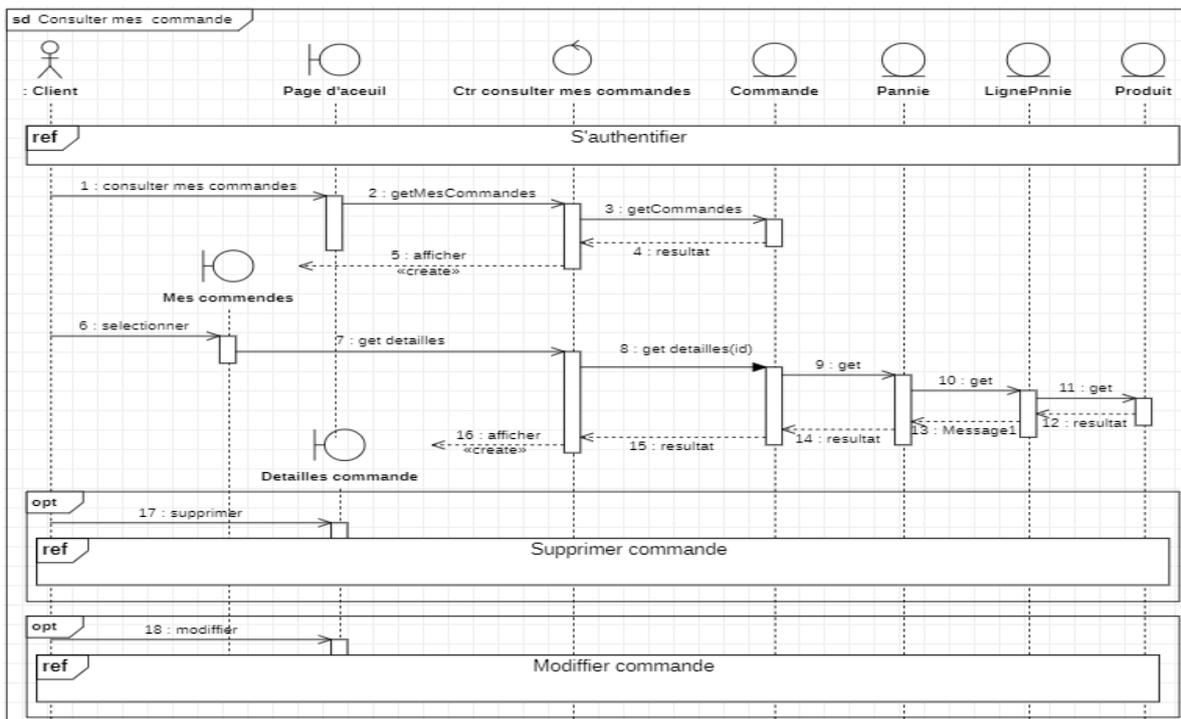
- **Modifier quantité produit :**



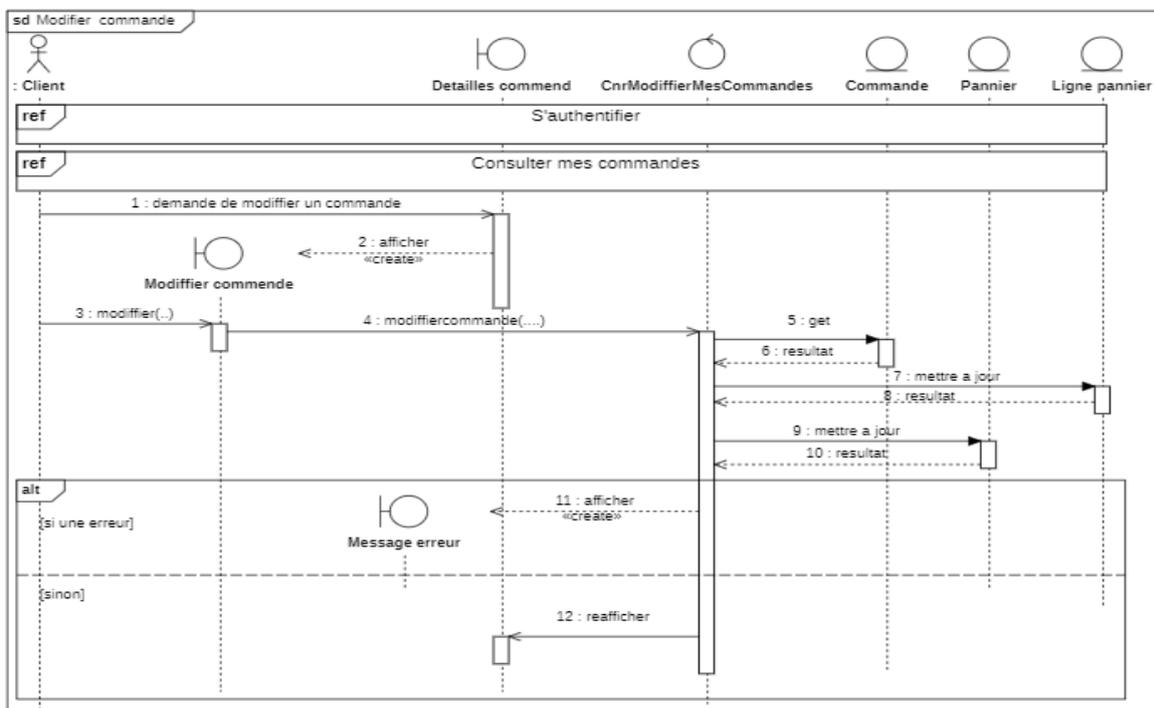
- **Effectuer une commande :**



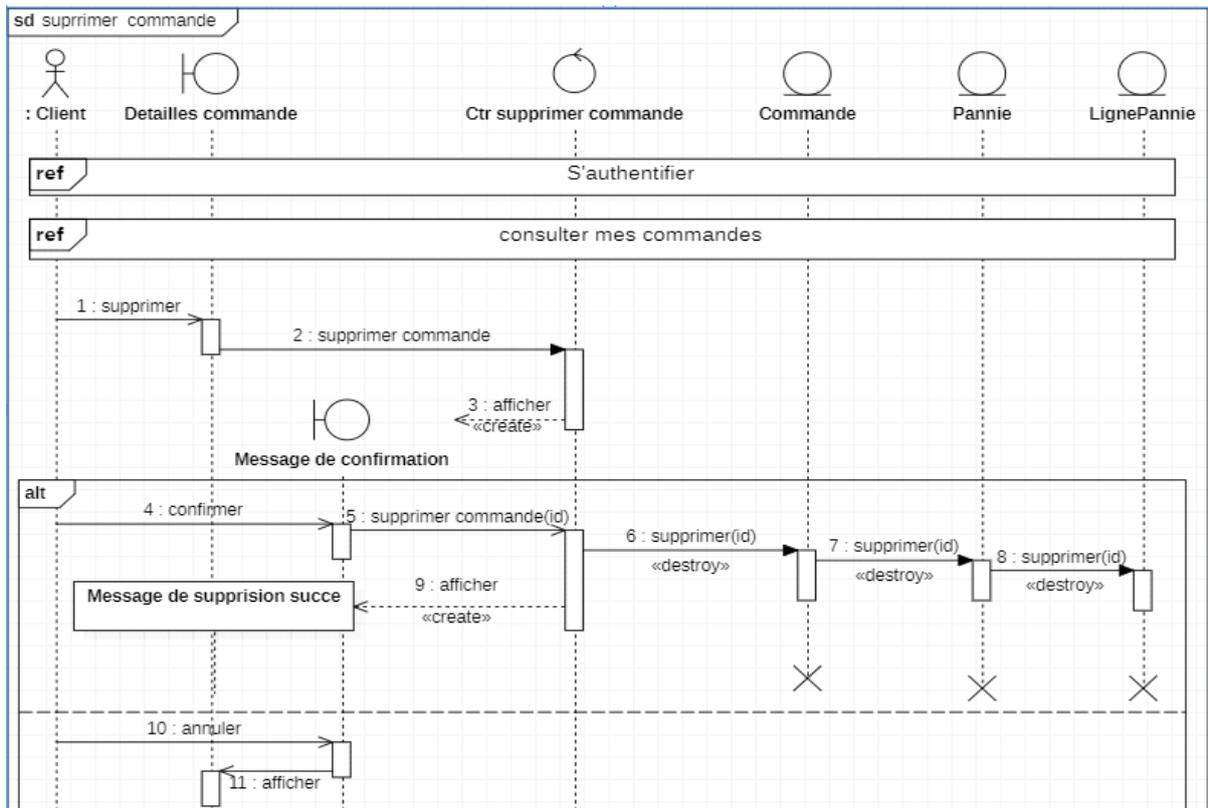
- Consulter mes commandes :



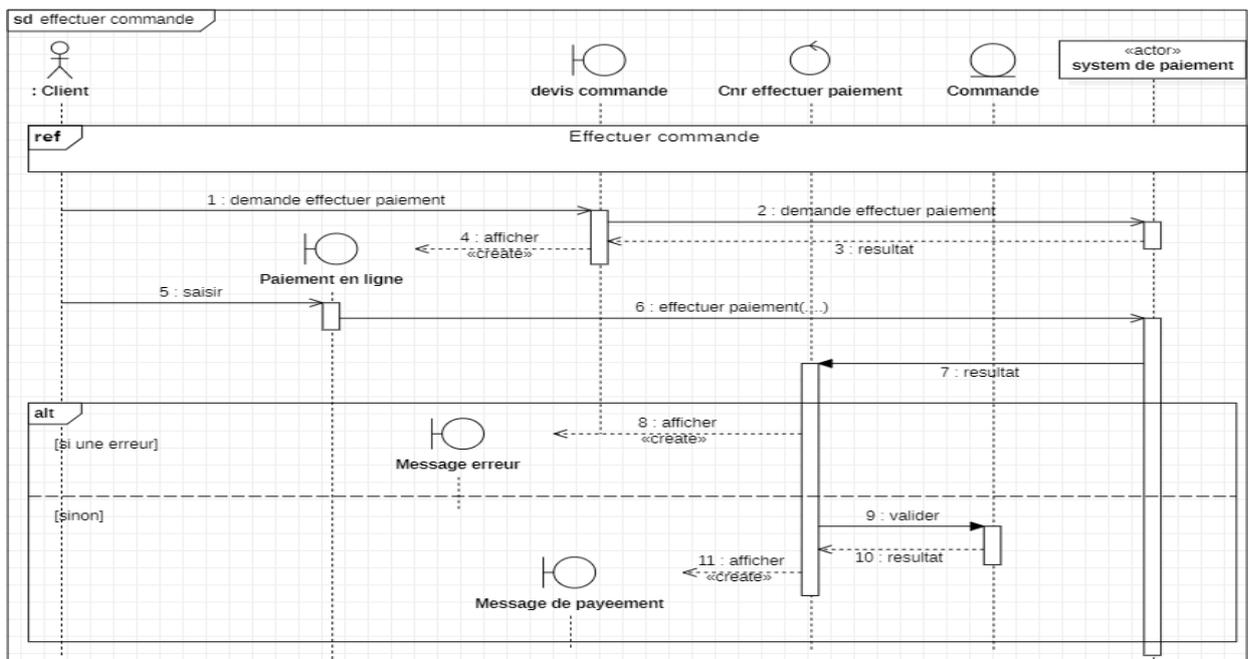
- Modifier commande :



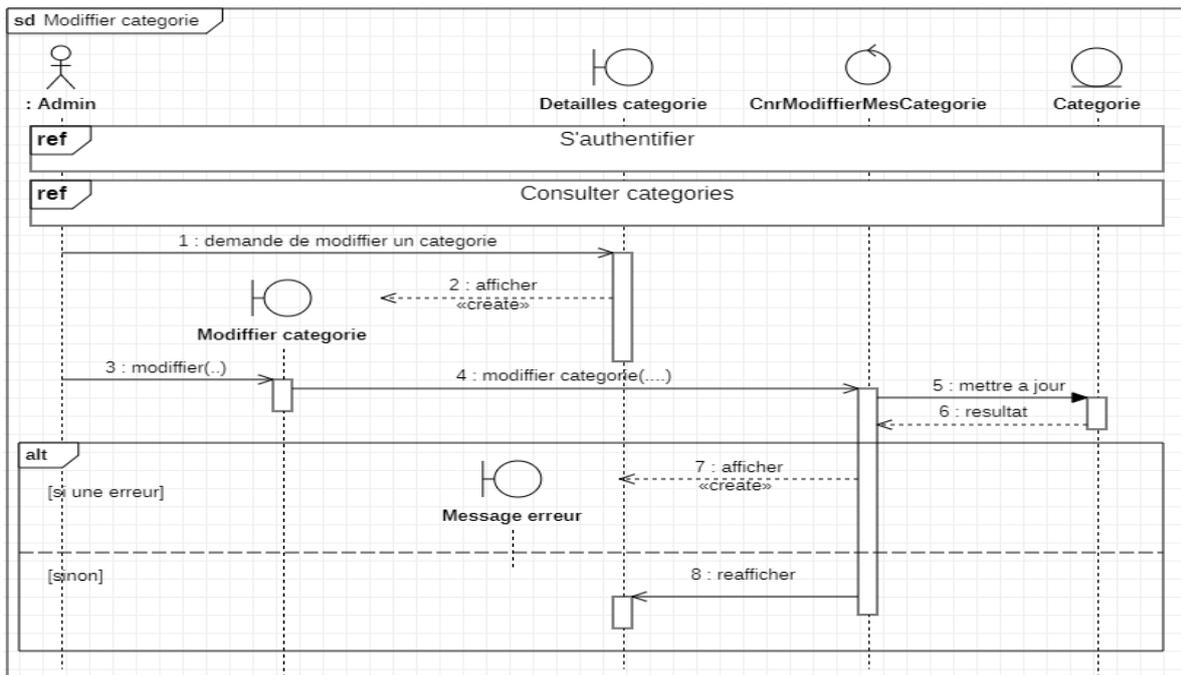
- **Supprimer commande :**



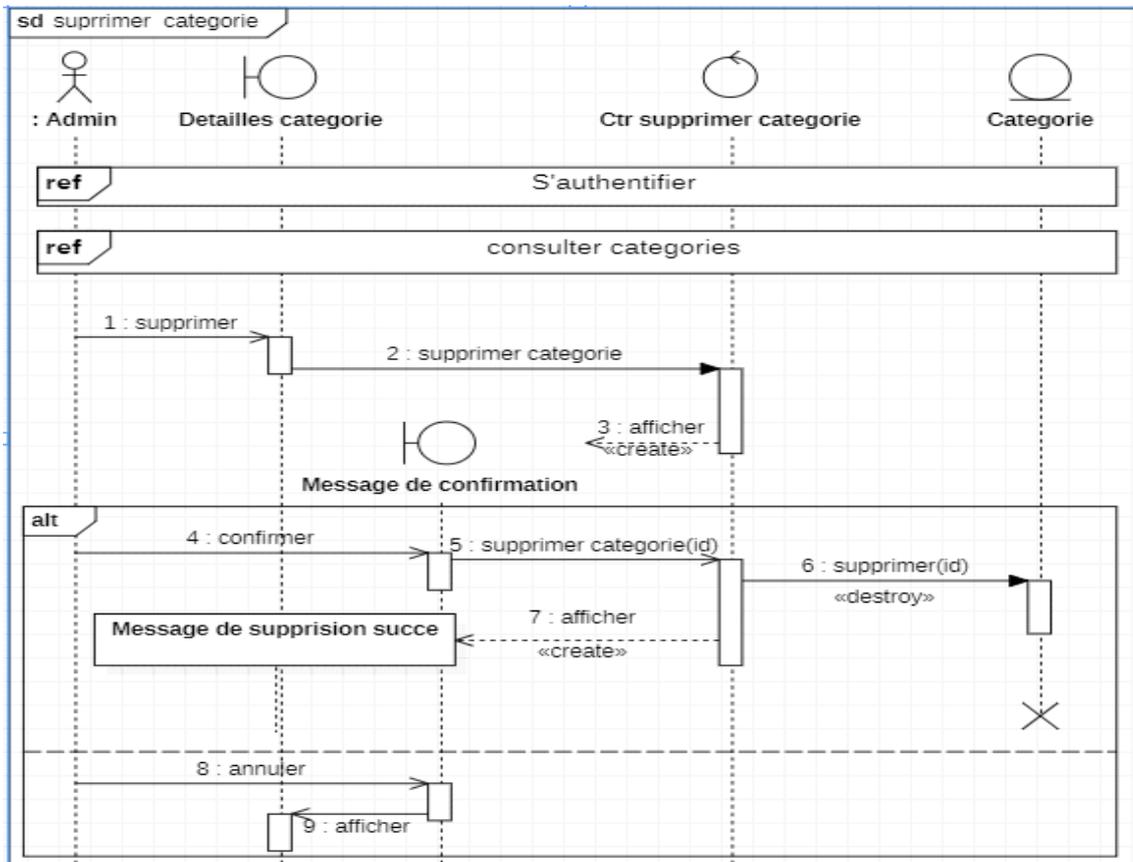
- **Effectuer paiement en ligne :**



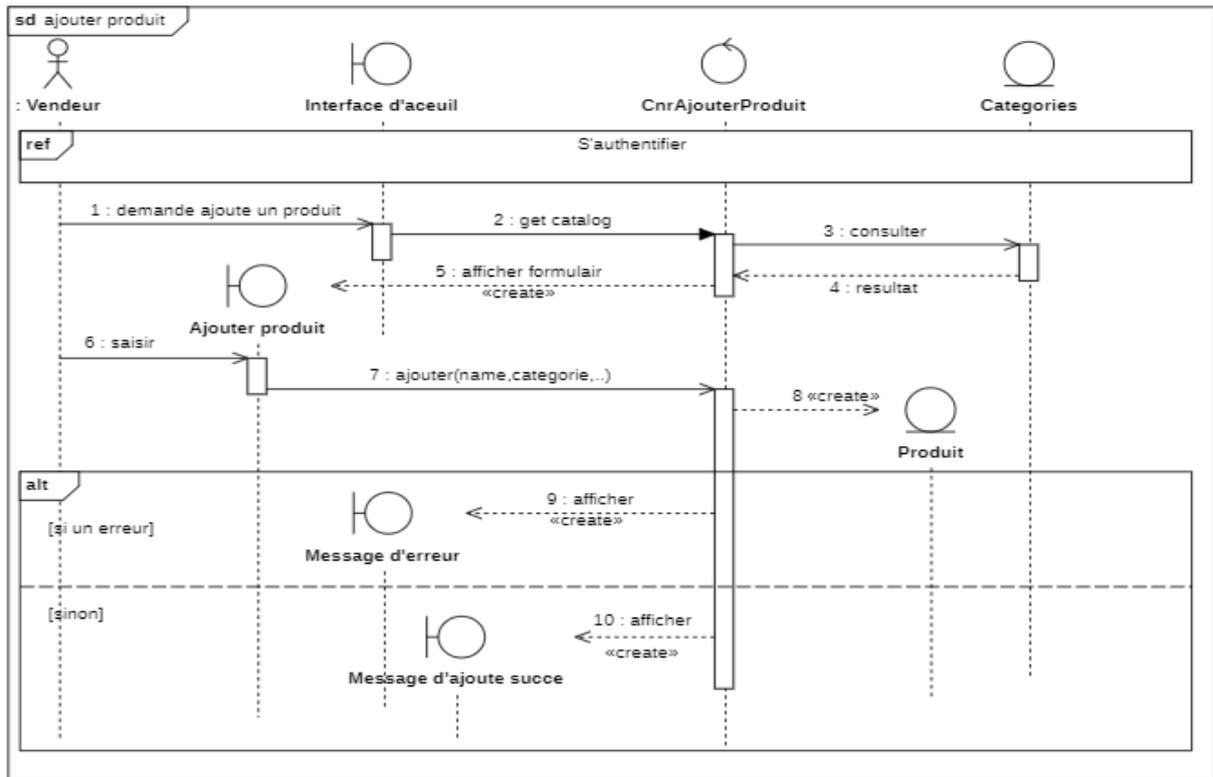
- **Modifier catégorie :**



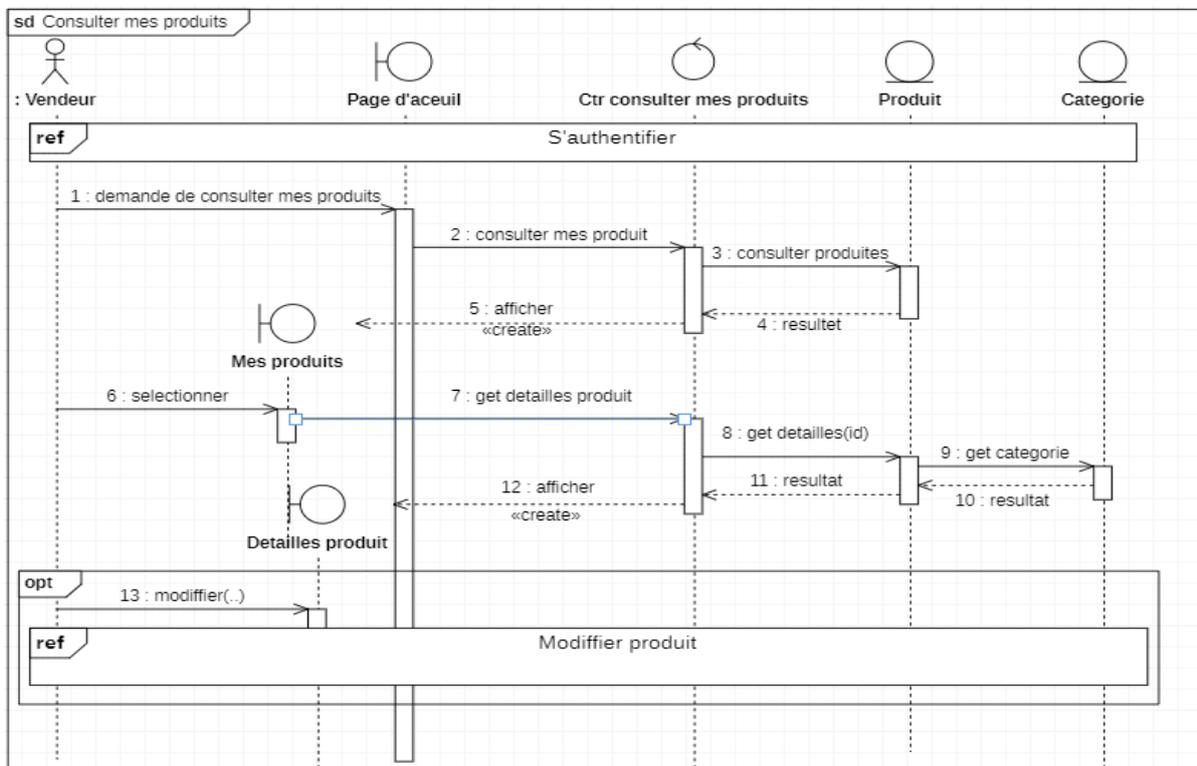
- **Supprimer catégorie :**



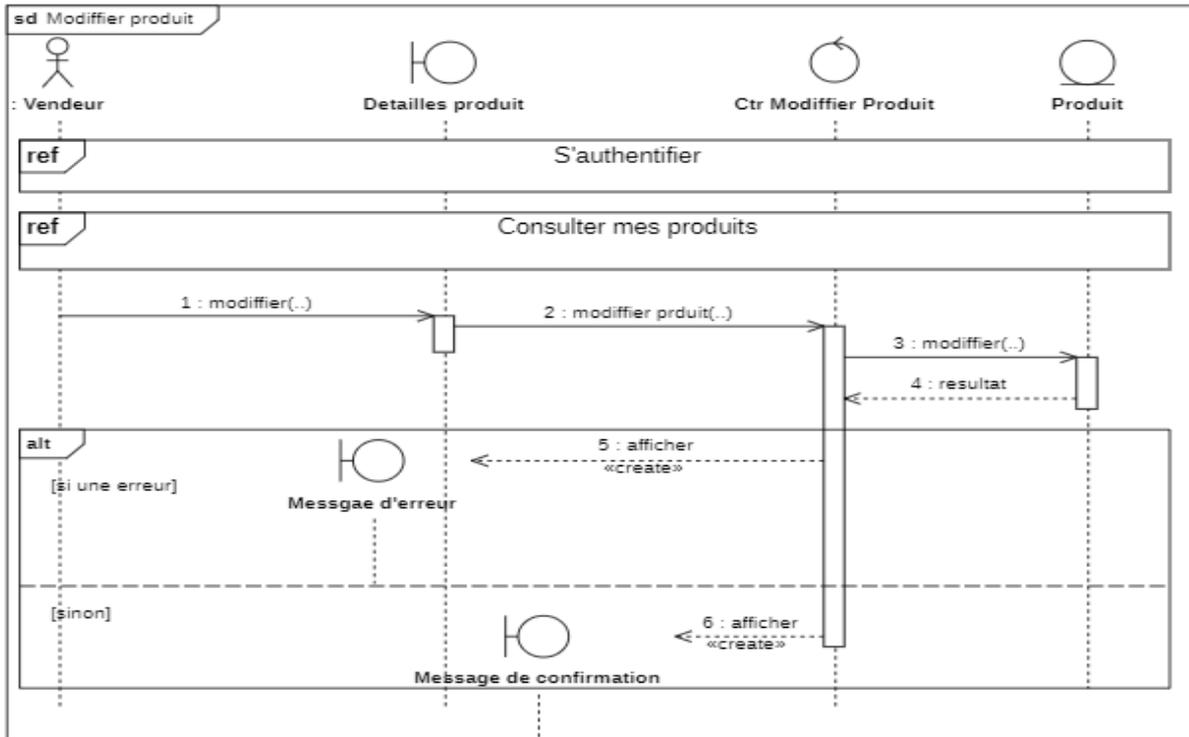
- **Ajouter produit :**



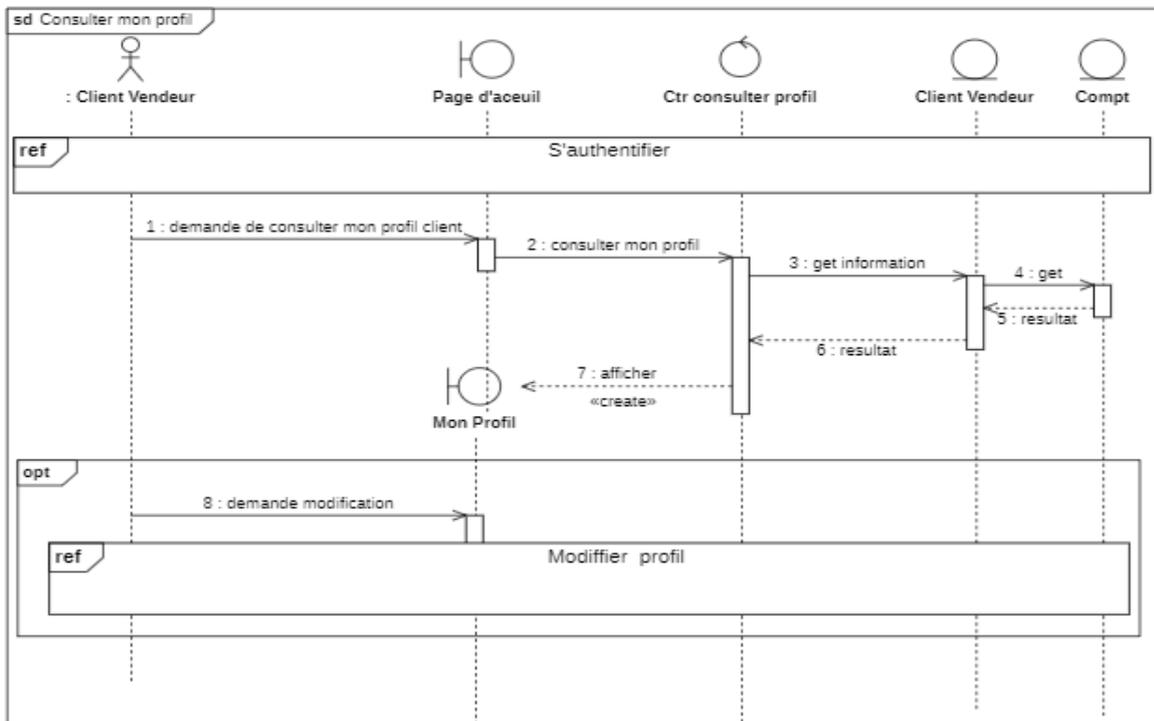
- **Consulter mes produits :**



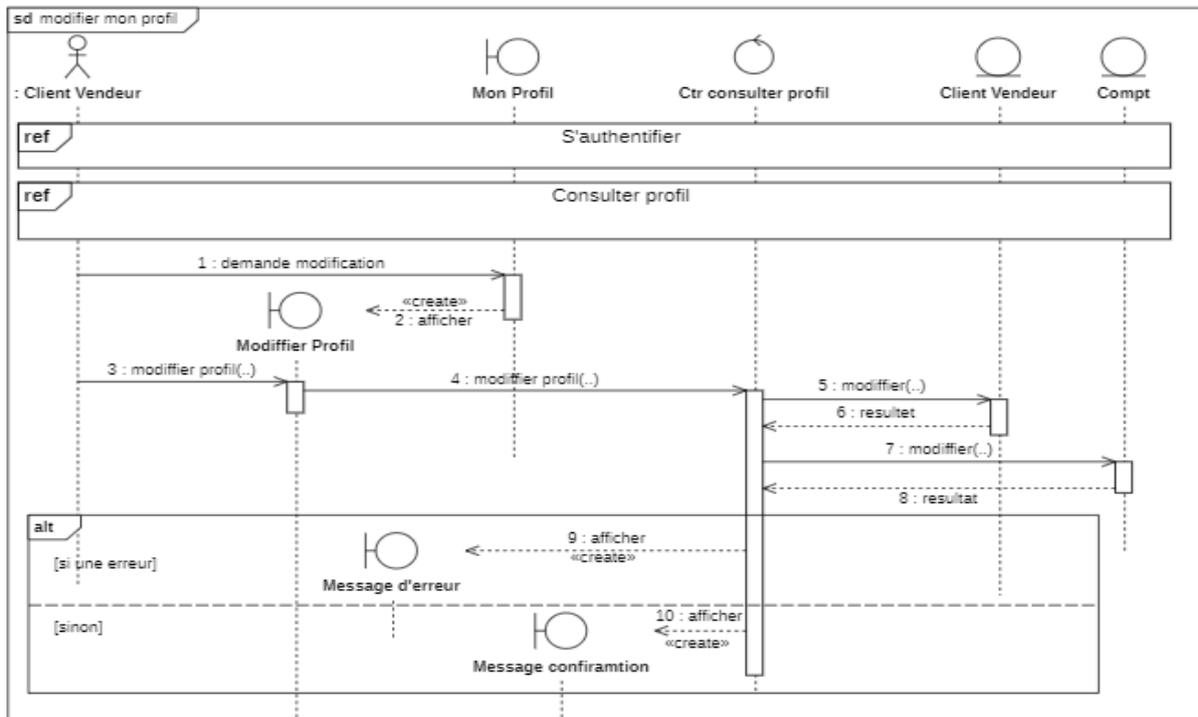
- **Modifier produit :**



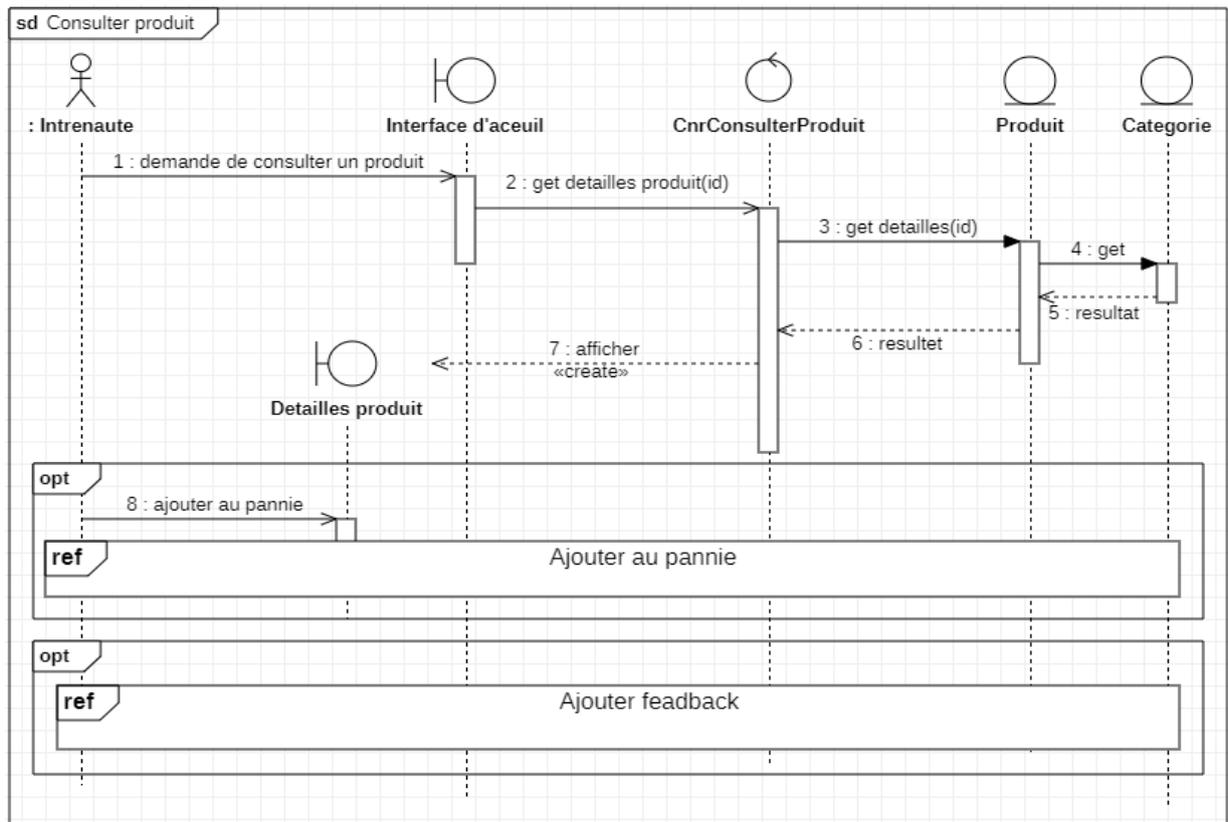
- Consulter mon profil :



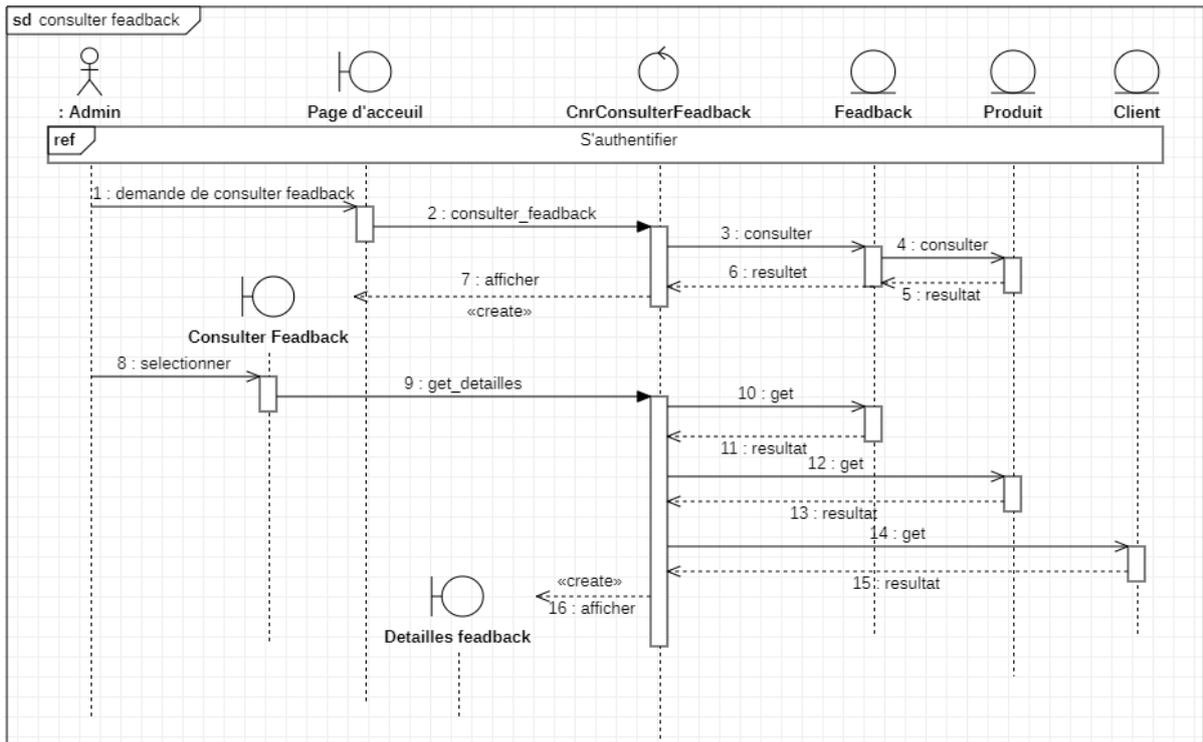
- Modifier mon profile :



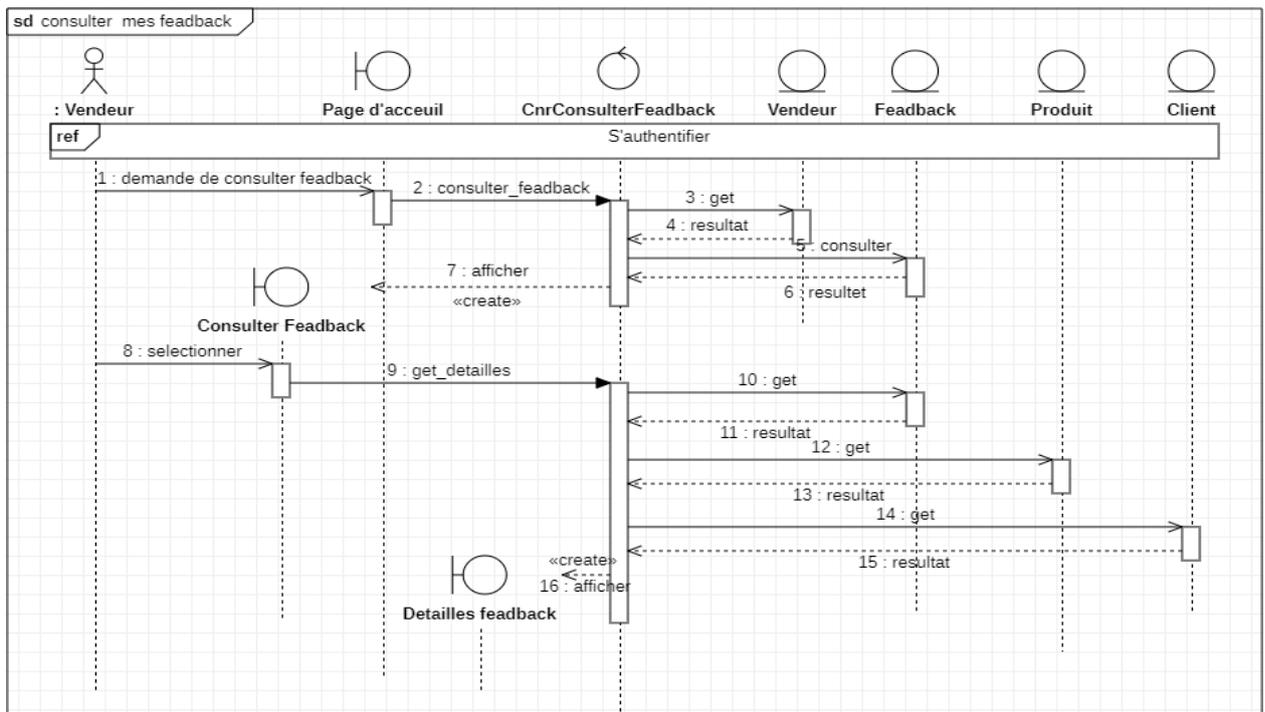
- **Ajouter feedback :**



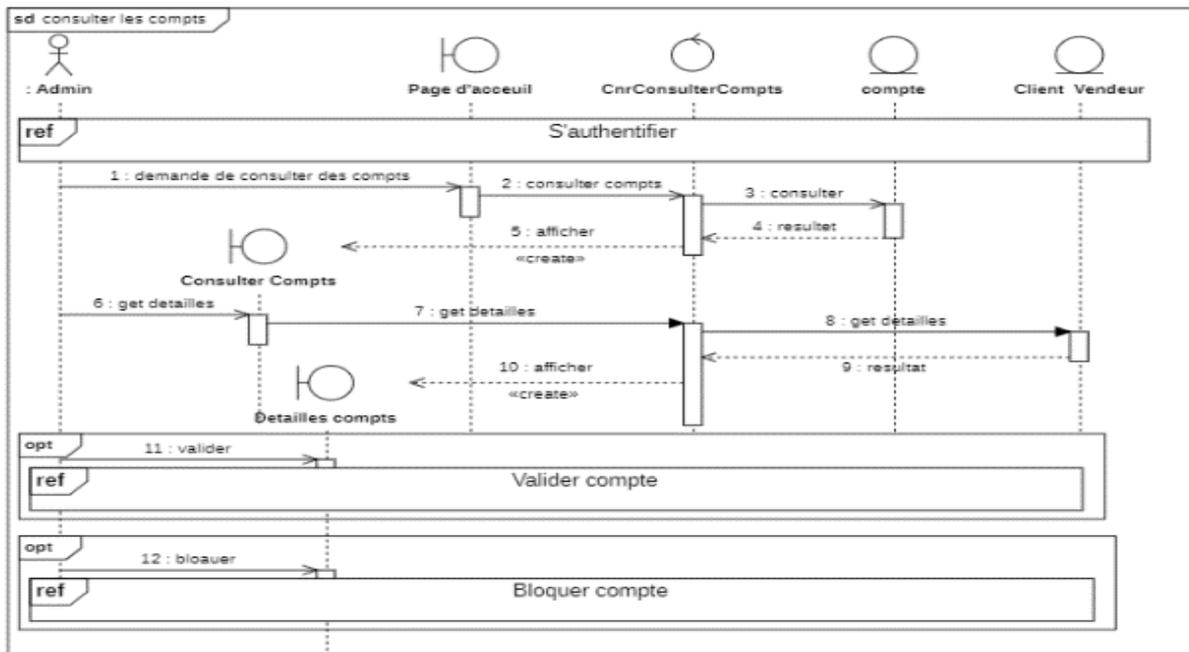
- **Consulter feadback :**



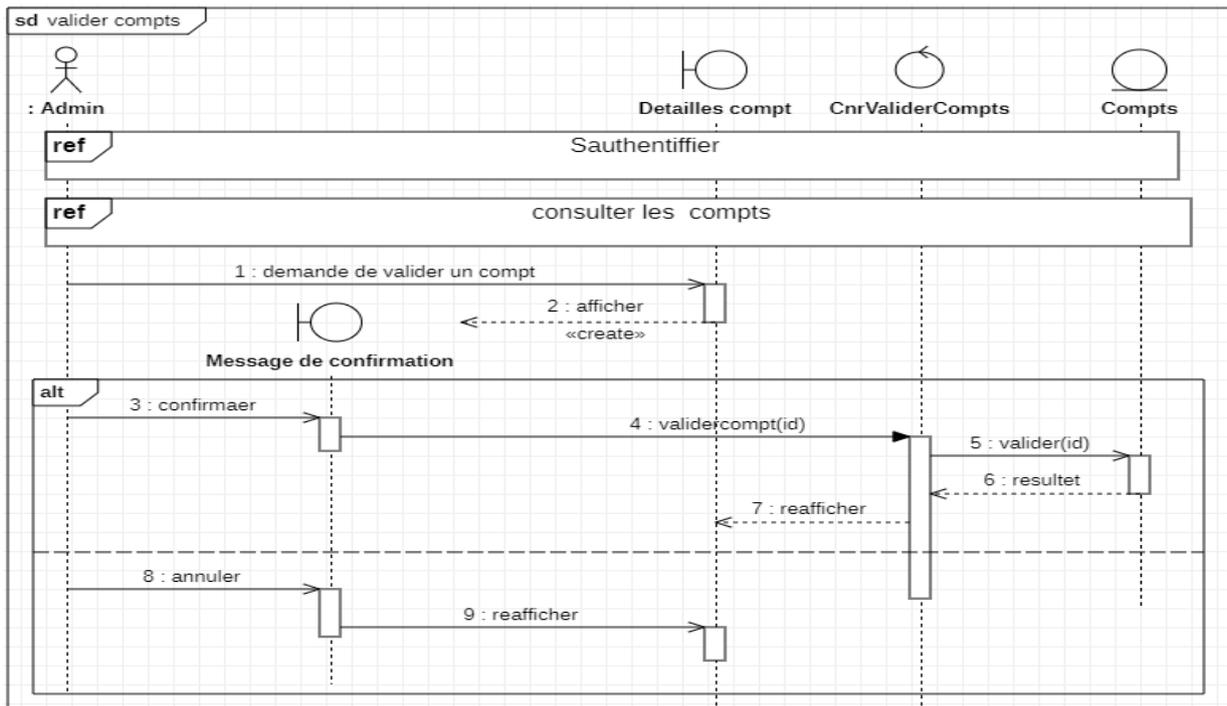
- Consulter mes feadback :



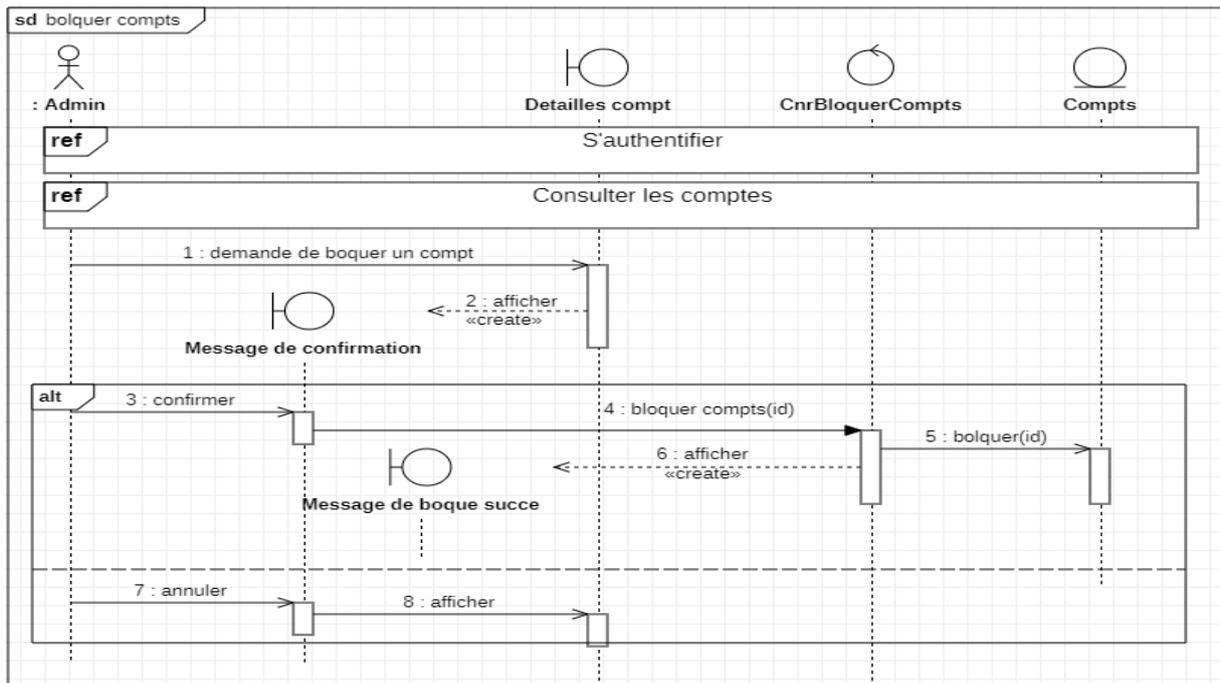
- Consulter liste des comptes :



- Valider compte :



- Bloquer compte :



Ajouter catégorie

TheShop

Enter your product name... Recherche Avancée admin Déconnexion

HOME AJOUTER CATÉGORIES CONSULTER CATÉGORIES CONSULTER COMPTES CONSULTER LES FEEDBACKS

Nom catégorie :

CONTACT INFO

Cn Sd Xccmn Ksd Xc D

0540-72-25-40

0668-25-14-58

Safakadjoudj@Gmail.Com

PRODUCTS

Prices Drop

New Products

Best Sales

Contact Us

Sitemap

SERVICES

Sign In

Home

Others Like

You Mai Like

Contact Us

Consulter catégorie

nom de la catégorie	Date de création	Actions
vêtements;	2023-09-09 18:41:00	
électronique	2023-09-09 18:41:22	

CONTACT INFO

Cn Sd Xccmn Ksd Xc D
 0540-72-25-40
 0668-25-14-58
 Safakadjoudj@gmail.Com

PRODUCTS

[Prices Drop](#)
[New Products](#)
[Best Sales](#)
[Contact Us](#)
[Sitemap](#)

SERVICES

[Sign In](#)
[Home](#)
[Others Like](#)
[You Mai Like](#)
[Contact Us](#)

Activer Windows
 Accédez aux paramètres pour acti

Consulter compte vendeur

Nom de vendeur	La catégorie	Date de création	Confirmer
karim	vendeur	2023-09-09 18:39:55	compte confirmer
sami	vendeur	2023-09-09 18:43:11	confirmer

CONTACT INFO

Cn Sd Xccmn Ksd Xc D
 0540-72-25-40
 0668-25-14-58
 Safakadjoudj@gmail.Com

PRODUCTS

[Prices Drop](#)
[New Products](#)
[Best Sales](#)
[Contact Us](#)
[Sitemap](#)

SERVICES

[Sign In](#)
[Home](#)
[Others Like](#)
[You Mai Like](#)
[Contact Us](#)

Activer Windows
 Accédez aux paramètres pou

Consulter compte clients

Nom de l'utilisateur La catégorie de l'utilisateur Email Etat compte

sarah client sarah@gmail.com Débloquer

amina client amina@gmail.com Bloquer

CONTACT INFO

Cn Sd Xccmn Ksd Xc D
0540-72-25-40
0668-25-14-58
Safakadjoudj@gmail.com

PRODUCTS

Prices Drop
New Products
Best Sales
Contact Us
Sitemap

SERVICES

Sign In
Home
Others Like
You Mai Like
Contact Us

Activer Windows
Accédez aux paramètres pour a

Whoops! Something went wrong.

- These credentials do not match our records.

Email

sarah@gmail.com

Password

.....

Remember me

[Forgot your password?](#)

LOG IN

[create account](#)

Ajouter produit

Informations de Produit

Nom produit:

Marque :

Qentity:

Price:

Choose an image : Choisir un f

Select Product Category:

vêtements:

Ajouter

Annuler

Activer Windows

Accéder aux paramètres pour activer Windows

Mes Produits

 <p>chemise ★★★★★ 12000</p>	 <p>juppe ★★★★★ 2500</p>	 <p>chaussure ★★★★★ 25000</p>	 <p>manteau ★★★★★ 35000</p>
 <p>pc ★★★★★ 120000</p>	 <p>téléphone ★★★★★ 35000</p>	 <p>couteur ★★★★★ 2500</p>	