



Construisez un **moteur de recommandation** performant

Découvrez les clés du succès pour offrir une expérience client sur mesure qui va booster votre performance business

BY

KheopSys 

WITH

mistertemp'group

Introduction

Qu'est-ce qui définit réellement une relation client fructueuse ?

Au cœur de toute interaction commerciale se trouve la relation entre l'entreprise et le client. Mais cette relation va bien au-delà des simples transactions commerciales conclues avec succès. Elle nécessite une profonde réflexion pour explorer les dimensions complexes et évolutives qui la composent, influencées par de nombreux facteurs.

Au-delà des apparences, une expérience client !

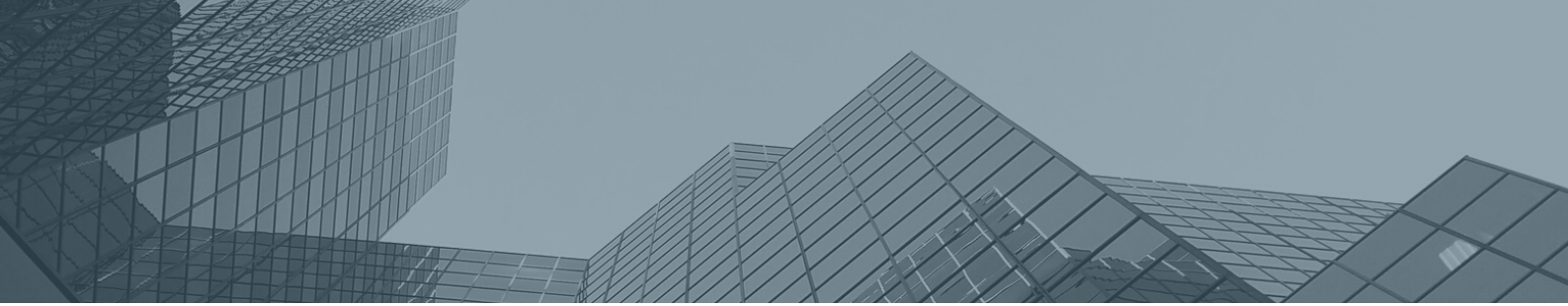
Chaque individu aspire à exprimer sa singularité, à se distinguer des autres et à être reconnu dans sa spécificité. L'expérience client sur mesure répond à ce besoin profond en offrant à chaque individu une attention particulière et une reconnaissance de son unicité.

Lorsque l'entreprise reconnaît et répond aux besoins spécifiques de chaque client, elle valide sa singularité et lui accorde une considération particulière. Ce processus crée un lien émotionnel fort, car le client se sent compris, valorisé et respecté en tant qu'individu unique. Il ressent une connexion profonde avec l'entreprise, ce qui renforce sa fidélité et son engagement.

En établissant des liens solides avec les clients grâce à cette expérience client sur mesure, l'entreprise favorise la rétention, encourage les achats récurrents et génère des recommandations positives. Elle transforme les clients en véritables partenaires de l'entreprise, contribuant ainsi au développement de sa performance.

Comment le moteur de recommandation cultive une expérience client sur mesure ?

Pour atteindre cette expérience client sur mesure, il est essentiel de s'appuyer sur des outils tels que le **moteur de recommandation**. Ce moteur combine le concret et la philosophie en proposant des recommandations personnalisées basées sur les préférences et les comportements des clients. Il devient ainsi un véritable **allié dans la création d'une expérience client sur mesure**, en enrichissant les interactions et en offrant des suggestions pertinentes.



01

La personnalisation, un enjeu majeur du marketing

- A. Impact de la personnalisation de l'expérience client.....P.4
- B. Etude de cas.....P.5

02

Les fondamentaux d'un moteur de recommandation

- A. Introduction aux moteurs de recommandation.....P.6
- B. Les tendances actuelles.....P.8
- C. Les défis à relever.....P.11

03

Mettre en place un moteur de recommandation

- A. Définition des objectifs et des besoins.....P13
- B. Collecte et préparation des données.....P14
- C. Conception de l'algorithme.....P16
- D. Déploiement, maintenance et amélioration continue.....P17



La personnalisation, un enjeu majeur du marketing

Impact de la personnalisation de l'expérience client sur la performance business

À l'ère de l'hyper-connectivité et de la surabondance d'informations, les clients sont confrontés à un flot incessant d'offres et de publicités. Dans ce contexte, la personnalisation émerge comme une approche essentielle pour se démarquer, engager ses clients et prospects et créer des liens durables.

La personnalisation de la relation client est donc bien plus qu'une simple stratégie marketing, c'est une philosophie qui place le client au centre de toutes les décisions et actions de l'entreprise. En offrant des expériences uniques et sur mesure, l'entreprise favorise la satisfaction, la fidélité et la croissance de son activité.

Découvrez maintenant le témoignage captivant d'une responsable marketing passionnée, qui partage son parcours, son expérience et sa vision de la personnalisation de la relation client.

Son récit inspirant met en lumière les bénéfices concrets de cette approche.



Je m'occupe de la stratégie Marketing B2B du **Groupe Mistertemp'** (qui regroupe 180 agences d'intérim en France ainsi qu'une offre 100% digitale) et je garde également dans mon périmètre la partie CRM globale. L'idée étant d'utiliser la puissance du CRM non seulement pour proposer une expérience personnalisée à nos prospects, clients et intérimaires, mais aussi pour optimiser la performance des équipes commerciales.



Margaux Gueldry
Responsable Marketing



Pourriez-vous nous décrire rapidement votre parcours professionnel et ce qui vous a orienté vers le CRM ?

Je suis « tombée » dans le CRM un peu par hasard lors de mon tout premier stage d'école de commerce. J'ai tout de suite beaucoup aimé le fait d'être centré sur le client et sur sa singularité. J'ai alors choisi de poursuivre mon parcours dans ce domaine afin de m'y spécialiser, en ajoutant la brique « data » qui y est intimement liée.

Étant passée à la fois chez l'annonceur et en agence, j'ai pu toucher aux stratégies CRM de diverses entreprises dans des secteurs d'activités très variés, ce qui m'a donné une vision très riche du domaine, avec finalement à chaque fois le même objectif : **proposer aux clients, prospects, et parfois même salariés, une expérience personnalisée.**



Pourquoi et comment utilisez-vous la personnalisation dans vos campagnes marketing ?

La personnalisation est indispensable pour se démarquer dans un contexte de sur-sollicitation commerciale. On dit souvent que la finalité du CRM est de « proposer le bon contenu, à la bonne personne et au bon moment », et c'est selon moi un assez bon résumé de notre métier.

La personnalisation peut être utilisée à différents niveaux :

- de manière assez basique, en affinant un ciblage pour s'assurer de la pertinence du contenu proposé, en ajoutant des éléments de personnalisation simples directement dans le contenu (Bonjour [Prénom]...)
- ou alors de manière beaucoup plus poussée grâce à des moteurs de recommandation par exemple.



En quoi l'utilisation de la personnalisation a-t-elle permis d'améliorer les performances de vos actions marketing ?

Chez **Mistertemp' Group**, nous essayons de personnaliser au maximum nos campagnes commerciales pour s'assurer de la pertinence de nos prises de contact. Pour ce faire, nous utilisons toute la donnée disponible sur nos clients et prospects.

L'automatisation des propositions de profils et plus largement l'utilisation de la personnalisation dans des campagnes marketing automatisées permettent à nos équipes commerciales de gagner considérablement en efficacité dans leur travail, c'est un réel soutien dans leurs tâches de prospection et de suivi commercial des clients actifs et inactifs.

+130%
de CA

Chez Mistertemp' Group, nous avons lancé les premières campagnes CRM personnalisées et automatisées début 2021. Sur la première année, nous avons noté une augmentation du **CA de 130%**.

Leads
x2

Les campagnes de prospection ont permis à notre équipe commerciale de **doubler son volume de leads qualifiés**, en se concentrant uniquement sur les leads avec un réel potentiel identifié

+10%
actifs

Le temps et l'énergie économisés ont permis aux équipes de significativement gagner en productivité. On note également une **augmentation de 10% de clients actifs** sur la période.

La grande contrainte de notre métier est que nous sommes sur des cycles de vente particulièrement longs, qui nécessitent de nombreux échanges avant de placer des candidats en mission. Le CRM est donc pour nous un outil formidable pour optimiser les actions de nos équipes commerciales, tout en maintenant une relation forte et durable avec nos prospects et nos clients.



Construire un moteur de recommandation



Maintenant que nous avons exploré les vertus de la personnalisation de la relation client, plongeons dans les aspects techniques de la mise en place.

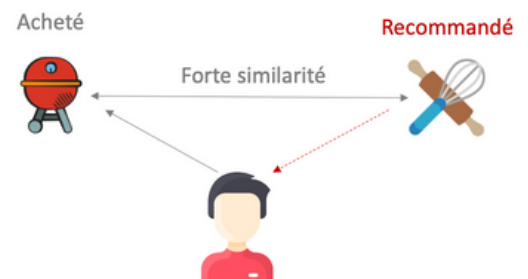
A. Introduction aux moteurs de recommandation

Définition

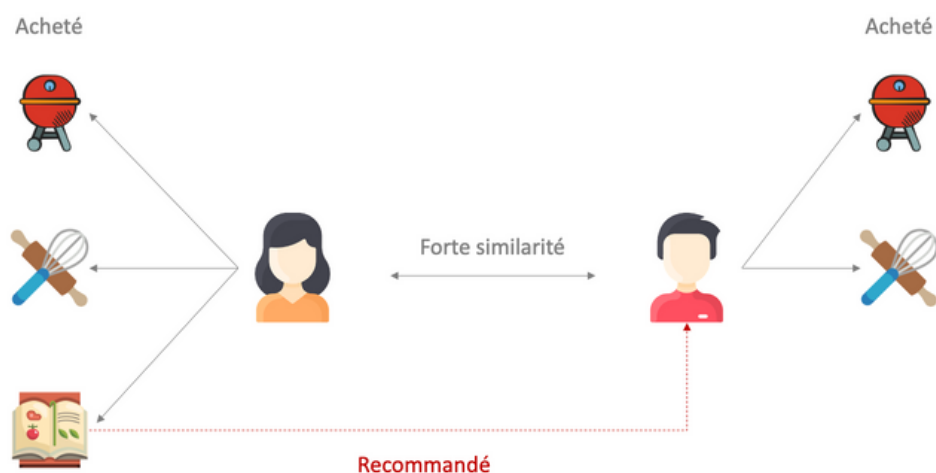
Un moteur de recommandation est un système conçu pour suggérer des éléments pertinents à un utilisateur en fonction de ses préférences, de son comportement passé et/ou d'autres informations contextuelles. L'objectif principal d'un moteur de recommandation est d'aider les utilisateurs à découvrir de nouveaux éléments qui correspondent à leurs intérêts, en fournissant des suggestions personnalisées et ciblées. Ces éléments peuvent inclure des produits, du contenu, des destinations de voyage, etc., en fonction du domaine d'application spécifique.

Les approches

- **Le filtrage basé sur le contenu** : examiner les caractéristiques des éléments eux-mêmes, tels que les catégories, les gammes, les tags, pour recommander des éléments similaires. Par exemple, si un utilisateur a acheté un article de cuisine, le moteur de recommandation peut lui suggérer d'autres articles de cuisine.



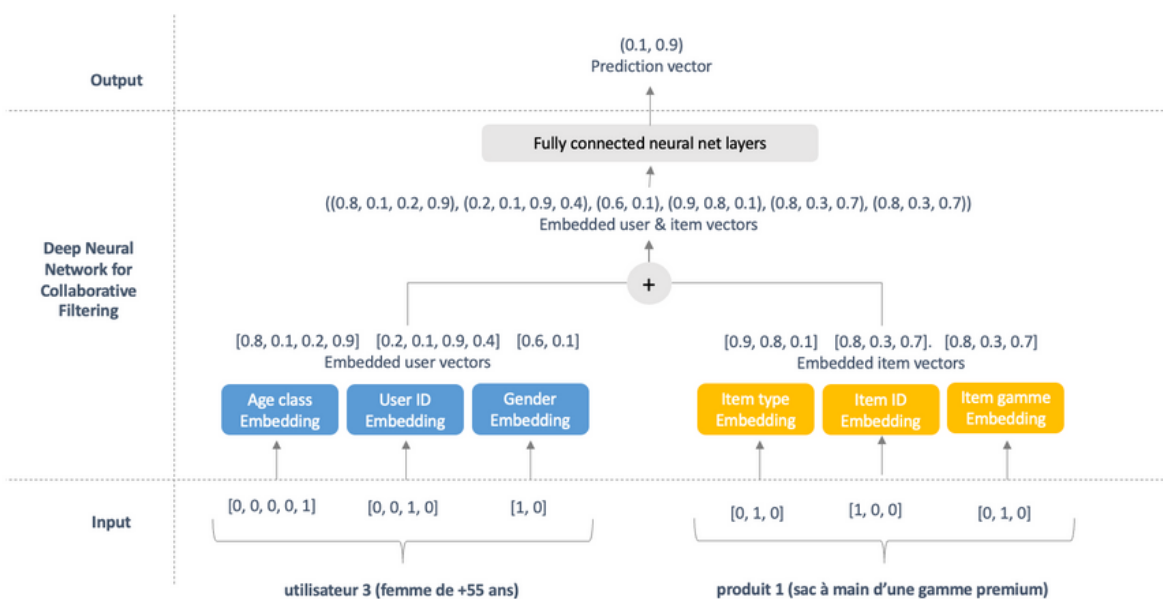
- **Le filtrage collaboratif** : utiliser les préférences des utilisateurs semblables pour recommander des éléments. La méthode repose sur le principe que si deux utilisateurs ont des intérêts ou des comportements similaires, les éléments appréciés par l'un pourraient également plaire à l'autre.



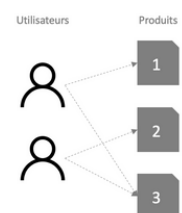
A. Introduction aux moteurs de recommandation

Approches

- **Les "Deep Collaborative Filtering" (DCF)** : les DCF utilisent des algorithmes d'intelligence artificielle (réseaux de neurones profonds ou Deep Learning) pour capturer des représentations latentes des utilisateurs et des éléments. Ces représentations latentes permettent de découvrir des motifs et des relations subtiles entre les préférences des utilisateurs et les caractéristiques des éléments recommandés. En combinant les avantages du filtrage collaboratif classique avec les capacités du Deep Learning, les DCF ont montré des améliorations significatives en termes de précision et de qualité des recommandations. Ils permettent de mieux capturer les préférences des utilisateurs et d'identifier des relations plus subtiles entre les utilisateurs et les éléments, même dans des scénarios où les interactions entre utilisateurs et éléments à recommander sont faibles (*sparsity*).



- **Les "Autoencoder for Collaborative Filtering"** : approche similaire aux DCF qui utilise également des réseaux de neurones profonds. Ils représentent une alternative prometteuse aux DCF.
- **Les "Graph Neural Networks" (GNN)** : ils exploitent les relations et la structure du graphe entre les utilisateurs et les éléments pour capturer les interactions complexes entre les nœuds du graphe, ce qui permet de modéliser les influences mutuelles et les dépendances entre les utilisateurs et les éléments recommandés.



B. Les tendances actuelles

Les moteurs de recommandation continuent d'évoluer pour offrir des expériences plus personnalisées et pertinentes aux utilisateurs. Voici quelques exemples :

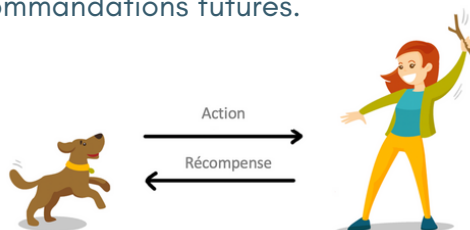
- **La recommandation contextuelle** : une tendance émergente dans les moteurs de recommandation qui vise à offrir des suggestions encore plus personnalisées en prenant en compte le contexte de l'utilisateur. Au lieu de se limiter aux préférences passées de l'utilisateur, ces moteurs de recommandation intègrent des informations contextuelles pour fournir des recommandations plus pertinentes :
 - **Recommandations basées sur le lieu** : une application de réservation de restaurants peut recommander des établissements populaires à proximité de l'utilisateur, en tenant compte de ses préférences culinaires et de son emplacement actuel.
 - **Recommandations basées sur l'heure** : une plateforme de streaming de musique peut recommander des playlists énergiques le matin pour aider les utilisateurs à se réveiller, puis basculer vers des morceaux relaxants en soirée pour favoriser la détente.
 - **Recommandations basées sur les activités récentes** : un site e-commerce peut suggérer en priorité des produits complémentaires à ceux récemment consultés ou achetés par l'utilisateur.
 - **Recommandations basées sur la saisonnalité** : les produits saisonniers tels que les vêtements d'été ou les articles de sport d'hiver peuvent être recommandés avec plus d'insistance en fonction de la saison actuelle. Hors saison, ces produits peuvent être moins mis en avant et d'autres articles plus pertinents pour la période peuvent être suggérés.

Ne pas tenir compte du contexte dans les systèmes de recommandation peut entraîner des recommandations inappropriées ou mal perçues par les utilisateurs. Un exemple courant est celui des recommandations de produits alimentaires. Imaginons qu'un système de recommandation propose du foie gras en mars à un utilisateur. Cette recommandation peut être mal reçue, car le foie gras est souvent associé à des fêtes ou occasions spéciales, telles que Noël ou le Nouvel An, et sa consommation en dehors de ces périodes peut sembler inappropriée ou même écœurante pour certains clients.



B. Les tendances actuelles

- **La recommandation multimodale** : traditionnellement, les systèmes de recommandation se basaient principalement sur des données textuelles ou transactionnelles pour générer des suggestions. Cependant, l'essor des technologies multimédias a ouvert la voie à l'utilisation d'images, de vidéos ou même de données audio pour améliorer les recommandations. L'incorporation d'informations multimodales permet aux moteurs de recommandation de prendre en compte des caractéristiques visuelles, temporelles et sonores des éléments recommandés, ce qui offre une expérience utilisateur plus immersive et personnalisée :
 - Dans un moteur de recommandation pour les vêtements, l'utilisation d'images permet de suggérer des articles en fonction du style, des couleurs ou des motifs préférés de l'utilisateur.
 - De même, dans un service de streaming de vidéos, l'intégration de recommandations multimodales peut considérer le genre, les acteurs, les résumés visuels ou les bandes-annonces pour proposer des contenus pertinents.
- **Apprentissage par renforcement** : l'apprentissage par renforcement peut être utilisé pour améliorer la précision des recommandations en optimisant les décisions prises par le système de recommandation. Au lieu de se baser uniquement sur des données statiques, l'apprentissage par renforcement permet au système de prendre en compte les réactions et les retours des utilisateurs après avoir reçu des recommandations.
 - **Fonctionnement** : le système propose une suggestion à un utilisateur, puis observe la réaction de l'utilisateur (par exemple, en mesurant si l'utilisateur a cliqué sur la recommandation, s'il a effectué un achat, etc.). En fonction de ces réactions, le système de recommandation ajuste ses modèles et ses stratégies pour améliorer les recommandations futures.



- **Avantages** : prise en compte des facteurs dynamiques tels que les changements de tendances, les nouveautés ou les préférences personnelles spécifiques de chaque utilisateur. Cependant, ils demandent des efforts en termes de conception et d'équilibrage entre l'exploration de nouvelles recommandations et l'exploitation des connaissances déjà acquises.

C. Les défis à relever

- **"Cold-start" ou démarrage à froid** : le "cold start" se réfère à une situation où un système de recommandation est confronté à un manque de données sur les utilisateurs ou les éléments à recommander (nouveaux utilisateurs ou nouveaux produits / contenus).

		Produits			
		A	B	C	D
Utilisateurs	1	5		3	
	2		2	2	
	3	5	1		
	4	3			
	5				

Si le système de recommandation ne dispose pas d'informations suffisantes pour établir des profils utilisateurs précis ou pour comprendre les caractéristiques des éléments à recommander, cela peut conduire à des recommandations peu personnalisées, peu pertinentes ou inappropriées pour les utilisateurs.

- **"Sparsity" ou la faible densité des interactions** : la "sparsity" représente un nombre limité d'interactions entre les utilisateurs et les éléments à recommander.

		Produits							
		A	B	C	D	E	F	G	H
Utilisateurs	1	3							
	2			1				3	
	3						1		
	4		2						
	5					4			

La "sparsity" peut se produire pour plusieurs raisons. Par exemple, dans les systèmes de recommandation basés sur des interactions implicites, telles que les clics ou les achats, peu d'éléments ont eu des interactions avec les utilisateurs. De même, dans les systèmes de recommandation basés sur des évaluations explicites, les utilisateurs peuvent ne pas noter ou évaluer tous les éléments qu'ils ont consommés, créant ainsi un manque de données.

Pour surmonter le défi du cold-start ou de la sparsity, différentes techniques peuvent être employées. Les plus efficaces et les plus faciles à utiliser restent l'utilisation des algorithmes adaptés type DCF qui peuvent utiliser les informations utilisateur telles que l'âge, le genre, etc., ainsi que les caractéristiques des éléments tels que la gamme, la catégorie, etc., pour générer des recommandations personnalisées sur ces attributs.

C. Les défis à relever

- **Gestion de la dimension temporelle** : les préférences des utilisateurs peuvent varier en fonction des moments de la journée, des jours de la semaine ou des saisons. La gestion efficace de la saisonnalité, des tendances et des événements spécifiques à certaines périodes de l'année doivent être intégrées dans le système global. Dans la pratique, cela passe par la modélisation de la saisonnalité, l'analyse de tendance, l'identification des événements impactants et l'acquisition de leur calendrier pour mettre en place un mécanisme d'ajustement des scores calculés par le modèle.
- **Équité et diversité des recommandations** : il est crucial d'éviter les situations dans lesquelles certains produits sont systématiquement négligés et jamais recommandés, ou au contraire, où certains produits sont constamment recommandés à tous les utilisateurs. Cela peut entraîner une perte d'opportunités pour les utilisateurs de découvrir de nouveaux produits ou des options alternatives qui pourraient mieux correspondre à leurs goûts. L'utilisation des algorithmes appropriés et une analyse rigoureuse des résultats sont donc nécessaires avant le déploiement en production.
- **La dynamique des données et des préférences** : les préférences des utilisateurs et les caractéristiques des produits peuvent évoluer avec le temps, ce qui rend le maintien de l'exactitude des recommandations complexes. Imaginons qu'un utilisateur ait effectué plusieurs achats dans la catégorie de vêtements pour femmes, en privilégiant les marques haut de gamme et les articles tendance. Au fil du temps, ses préférences et besoins peuvent évoluer, par exemple, cet utilisateur peut devenir plus intéressée par des vêtements de sport ou rechercher des articles plus abordables. Si le système de recommandation ne tient pas compte de cette évolution des préférences, il pourrait continuer à proposer uniquement des produits de luxe et des articles de mode haut de gamme à l'utilisateur. La prise en compte de cette dynamique nécessite des mécanismes de mise à jour des modèles et des données. Elle exige aussi une connaissance du cycle d'achat des clients pour identifier le bon historique de données à utiliser pour re-entraîner le modèle.

Le moteur de recommandation est un système complet intégrant la connaissance du client et du produit. Il ne faut pas émettre l'erreur de le limiter au simple fait d'entraîner un algorithme sur une masse d'informations sur les clients, les produits et les interactions entre eux.

03

Mettre en place un moteur de recommandation

Les étapes





A. Définition des objectifs et des besoins

- **Objectifs** : il s'agit de déterminer les objectifs spécifiques de l'entreprise que le moteur de recommandation vise à améliorer, afin de valider la pertinence de la démarche. Ces objectifs peuvent varier en fonction des besoins de l'entreprise et peuvent inclure l'augmentation des ventes ou du panier moyen, l'augmentation de la valeur client ou encore faciliter le lancement des nouveaux produits.
- **Besoins** : une bonne compréhension des objectifs permet de définir les types de recommandations souhaitées (produits complémentaires, produits similaires, etc.) et certaines configurations telles que :
 - **Typologie des utilisateurs à intégrer** : Il est important de déterminer les segments d'utilisateurs à prendre en compte. Par exemple, un système de recommandation pour un site e-commerce peut cibler tous les visiteurs du site (y compris ceux qui n'ont jamais fait d'achat).
 - **Périmètre des produits à intégrer** : Il faut définir quels types de produits ou de services seront inclus dans le système de recommandation.
 - **Historique des données à utiliser** : Il est essentiel de déterminer la période d'historique des données qui sera utilisée pour générer les recommandations.
 - **Horizon des prédictions** : Il convient de définir l'horizon temporel des prédictions, c'est-à-dire sur quelle période future les recommandations seront fournies. Par exemple, un système de recommandation pour un site de voyage peut se concentrer sur les prochaines semaines ou les prochains mois.
 - **Métriques d'évaluation de la performance du système** : Il est important de définir les métriques qui seront utilisées pour évaluer la performance du système de recommandation.
 - **Définition de l'échantillon d'apprentissage et de test** : Il faut déterminer comment les données seront divisées en ensembles d'apprentissage et de test pour entraîner et évaluer le système de recommandation.
 - **Définition des règles de contrôle de la qualité des données d'apprentissage et des prédictions** : Il est essentiel de mettre en place des mécanismes de contrôle de la qualité pour détecter les biais dans les données d'apprentissage et dans les prédictions du système.



B. Collecte et préparation des données

La première étape consiste à identifier les données décrivant les utilisateurs et les éléments à recommander. Cela peut se faire à travers les actions suivantes :

- Cartographier et analyser les données socio-démographiques et comportementales des utilisateurs (y compris des segmentations existantes) pour identifier celles qui sont pertinentes pour expliquer les préférences sur les éléments à recommander.
- Collecter les informations sur les éléments à recommander et enrichissez-les si nécessaire (faire des regroupements par catégorie et sous-catégorie, gamme de prix, etc.)

Collecter les interactions utilisateurs (historiques d'achats ou d'usage, évaluations, commentaires ou d'autres formes de rétroaction des utilisateurs) avec les éléments à recommander et enrichissez-les avec les données qui les décrivent (genre, âge, gamme de prix, etc.).

Diviser les données en échantillons d'apprentissage et de test pour entraîner et évaluer le moteur de recommandation. La méthode d'échantillonnage dépend de l'algorithme choisi et de la métrique d'évaluation utilisée.

Lorsque l'évaluation de la performance du modèle repose sur des méthodes type RMSE ou toute autre métrique aférente, l'échantillonnage aléatoire des données peut suffire. Il consiste à répartir les interactions utilisateurs-éléments à recommander de manière aléatoire entre les deux ensembles. Cela garantit que les deux ensembles sont représentatifs de la distribution globale des données et évite tout biais potentiel lié à l'ordre chronologique ou à d'autres facteurs.

Par ailleurs, lorsque la performance du modèle repose sur des méthodes spécifiques telles que le "*leave one out*" ou le calcul du "*hit ratio*", il est essentiel d'adapter la création des échantillons d'apprentissage et de test en fonction de ces méthodes.

En suivant ces principes, on garantit une évaluation précise et adaptée à la mesure de performance spécifique du moteur de recommandation.



B. Collecte et préparation des données

Les données jouent un rôle central dans la construction d'un système de recommandation performant. Avant d'utiliser les données, il est nécessaire de les retraiter, de les nettoyer et de les transformer en un format adapté pour la modélisation. Cela peut inclure des étapes telles que **la gestion des valeurs manquantes, l'élimination des données aberrantes, la normalisation des variables, etc.** Un traitement approprié des données garantit la qualité et la cohérence des recommandations fournies par le système.

		Produits		
		A	B	C
Utilisateurs	1	569		3
	2		2	2
	3	5	1	
	4	3		

Fréquence d'achat

Le tableau ci-dessus représente une matrice utilisateur/produit où chaque cellule contient le nombre de transactions effectuées par un utilisateur donné pour un produit donné.

L'utilisateur 1 a acheté le produit A plus de 500 fois, alors que la fréquence d'achat moyenne est en dessous de 3. Cela crée un déséquilibre important dans les données qui peut fausser les recommandations en donnant un poids excessif à ce produit spécifique. Ce qui peut entraîner une sur-représentation des recommandations pour ce produit et ignorer les autres.

Une méthode couramment utilisée pour corriger ce déséquilibre est la normalisation des données. Par exemple, on peut utiliser une transformation log pour réduire l'effet des valeurs extrêmement élevées dans la fréquence d'achat. En appliquant la transformation log à ces valeurs, on obtient **$\log(500) \approx 6.21$** et **$\log(3) \approx 1.10$** respectivement.

Cette normalisation permet de rétablir un équilibre relatif entre les produits et de donner plus de poids aux autres éléments en fonction de leurs fréquences d'achat moyennes.



C. Conception de l'algorithme

La conception du modèle constitue une étape cruciale dans la mise en place d'un système de recommandation. Voici les étapes importantes :

- **Choisir les algorithmes** : sélectionner les algorithmes les plus appropriés en fonction des objectifs du système, des caractéristiques des données et des contraintes techniques (volume de données et ressources informatiques pour le calcul)
- **Implémenter les algorithmes** : pour faciliter la maintenance, les mises à jour et les tests, divisez le système de recommandation en modules :
 - **Entraînement** pour entraîner le modèle sur les données d'apprentissage
 - **Évaluation** pour appliquer le modèle sur les données d'évaluation et évaluer la performance du système de recommandation
 - **Inférence** pour calculer les recommandations sur les données courantes
- **Tester les algorithmes** : Il est essentiel de tester les algorithmes sur des jeux de données benchmark, tels que **MovieLens**, qui sont validés pour évaluer les performances des algorithmes de recommandation. Si vos algorithmes ne présentent pas de bonnes performances sur ces données, il est peu probable qu'ils fonctionnent efficacement sur vos propres données (il se peut que vous ayez des erreurs sur votre implémentation). En revanche, si les algorithmes obtiennent de bons résultats sur les données benchmark, ils peuvent être envisagés pour une application sur vos propres données. En omettant cette étape cruciale, vous pouvez perdre du temps dans l'hyperparamétrage alors que le problème peut être lié aux algorithmes eux-mêmes (ils ne convergeront pas).

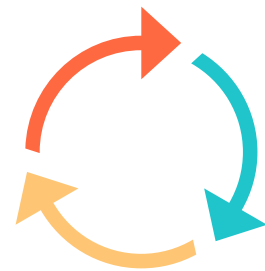




D. Déploiement, maintenance et amélioration continue

Une fois le modèle conçu, il est temps de passer à l'implémentation et au déploiement du système de recommandation. Voici quelques astuces et bonnes pratiques à considérer lors de cette étape :

- **Expérimentation** : avant de passer sur une utilisation industrielle, implémentez des mécanismes d'expérimentation pour évaluer et comparer les performances du moteur. Utilisez des A/B tests ou échantillons de test figés pour mesurer l'impact du moteur de recommandation et des futurs changements qui seront effectués.
- **Monitoring** : mettez en place des mécanismes de surveillance pour suivre :
 - La performance du système sur les objectifs ciblés (augmentation des ventes, panier moyen...)
 - La performance du système sur les métriques d'évaluation à chaque opération d'entraînement des algorithmes
 - L'absence des biais dans les données d'apprentissage
 - L'absence de biais dans les recommandations effectuées
- **Boucle d'amélioration** :
 - Analyser les performances
 - Exploration des pistes d'amélioration
 - Expérimentation et évaluation
 - Mise en œuvre des améliorations
 - Surveillance continue
 - Répétition du processus
- **Sécurité et confidentialité** : assurez-vous de respecter les réglementations en matière de protection des données et de la vie privée. Mettez en place des mesures de sécurité pour protéger les informations sensibles des utilisateurs et garantir la confidentialité des données.
- **Documentation** : documentez soigneusement l'architecture, les algorithmes utilisés, les paramètres, les métriques d'évaluation, et tout autre aspect pertinent du système de recommandation. Cela facilitera la compréhension, la maintenance et les futures améliorations du système.



A propos de l'auteur



Abdoul-Raoufou GAMBO
CEO de Kheopsys

Depuis 10 ans, j'interviens sur la définition et la mise en œuvre des stratégies data destinées à améliorer l'efficacité opérationnelle des organisations.

J'ai eu l'opportunité d'accompagner des sociétés telles que Carrefour, Pierre-Fabre, AccorHotels, Hyundai, Canal+ et FM Games à améliorer leurs performances business grâce à l'usage de la data.

Avec Kheopsys, nous apportons une expertise data, business et technologie aux organisations afin qu'elles puissent tirer le meilleur parti de leur data.



A propos de Kheopsys

Au travers des missions de conseil et d'expertise, nous accompagnons les organisations à bien exploiter leurs données pour optimiser leurs stratégies d'acquisition, d'engagement et de rétention client.

Exemples :

- Maximiser la performance des campagnes marketing en utilisant des analyses et des algorithmes pertinents pour délivrer le bon message au bon client au bon moment
- Optimiser les parcours clients en identifiant les meilleures opportunités ou points de friction qui influencent la performance (KPIs)

Nos domaines d'expertises :

- Stratégie : organisation et feuille de route data
- Architecture : plateforme data, intégration data, data warehouse...
- Data Science / IA : parcours client, scoring, segmentation, prévision...
- Produit & Activation : marketing automation, web app, API...



54 rue de Londres, 75008 Paris



+337 56 93 39 09



<https://kheopsys-technology.com>

