**Objectif en termes commerciaux dans l'analyse du churn**

Contexte :

Le churn, ou taux d'attrition, désigne la perte de clients au fil du temps. Dans un contexte commercial, il s'agit d'un indicateur clé de performance (KPI) qui mesure la fidélité des clients et la capacité d’une entreprise à les retenir.

Prédire et réduire le churn pour maximiser la rétention client et la rentabilité à long terme.

**Déclinaisons des objectifs commerciaux :**

1. Détection précoce des clients à risque

* Identifier les clients ayant une probabilité élevée d’abandonner (via la colonne Churn\_Probability dans le dataset).
* Fournir des scores de risque pour hiérarchiser les actions à mener.
* Minimiser les pertes de revenus associées au départ des clients.

2. Optimisation des stratégies de fidélisation

* Personnalisation : Adapter les programmes de fidélité, les promotions et les campagnes marketing en fonction des comportements identifiés.
* Prévention ciblée : Offrir des remises ou avantages spécifiques aux clients à haut risque pour les retenir.
* Effort marketing proactif : Déployer des campagnes d’engagement en fonction des préférences temporelles (colonne Preferred\_Purchase\_Times) et géographiques (Region).

3. Segmentation client

* Analyser les groupes de clients selon leur région, leurs habitudes d’achat et leurs valeurs de vie client (Lifetime\_Value) afin de concentrer les ressources marketing là où elles sont les plus efficaces.
* Créer des profils types pour cibler différents segments avec des approches spécifiques.

4. Prévision des revenus futurs

* Estimer l’impact financier d’un churn élevé.
* Projeter les pertes potentielles sur la base des valeurs de vie client (Lifetime\_Value) et ajuster les budgets marketing en conséquence.
* Quantifier l’amélioration attendue après des actions correctives.

5. Augmentation de la satisfaction client

* Identifier les motifs de désengagement en analysant les variables comportementales :
  + Temps entre les achats (Time\_Between\_Purchases)
  + Valeur des commandes (Average\_Order\_Value)
* Améliorer l’expérience utilisateur et le service client grâce à ces informations.

**Indicateurs de performance (KPIs) associés :**

* Taux de churn (%) = (Nombre de clients perdus / Nombre total de clients) × 100
* Taux de rétention (%) = 100 - Taux de churn
* Valeur vie client moyenne (CLV) = Somme des revenus générés par un client pendant sa durée de vie.
* Taux de conversion des stratégies de fidélisation (%) : Mesure l'efficacité des campagnes.
* ROI des actions de rétention : Bénéfices générés vs coûts des stratégies déployées.

**Utilisation de la solution pour la problématique du churn**

**1. Analyse prédictive pour identifier les clients à risque**

Fonctionnalité :

* Construire un modèle de machine learning capable d’estimer la probabilité de churn pour chaque client en utilisant des variables clés comme :
  + Comportement d'achat (ex. : fréquence d'achat, délais entre les commandes).
  + Valeur client (Lifetime\_Value, Average\_Order\_Value).
  + Données démographiques et géographiques (région).
  + Stratégies de rétention appliquées.

Utilisation :

* Générer une liste priorisée des clients les plus susceptibles d’abandonner.
* Identifier les tendances et caractéristiques des clients à haut risque pour des interventions ciblées.

**2. Segmentation des clients pour des actions marketing personnalisées**

Fonctionnalité :

* Catégoriser les clients en segments distincts selon leurs comportements d’achat et leurs préférences :
  + Acheteurs occasionnels vs acheteurs fréquents.
  + Clients premium (forte valeur vie) vs clients à faible contribution.
  + Préférences temporelles (matin, soir) et saisonnalité (été, hiver).

Utilisation :

* Adapter les offres promotionnelles et les stratégies de fidélisation pour chaque segment.
* Par exemple :
  + Offrir des réductions aux clients à risque identifiés via le modèle.
  + Renforcer les programmes de fidélité pour les clients fidèles.

**3. Surveillance continue et reporting en temps réel**

Fonctionnalité :

* Mettre en place des tableaux de bord interactifs pour suivre :
  + L’évolution du taux de churn en temps réel.
  + Les performances des campagnes de rétention.
  + Les revenus récupérés grâce aux actions mises en place.

Utilisation :

* Aider les équipes commerciales et marketing à ajuster rapidement leurs stratégies.
* Fournir des rapports périodiques aux décideurs pour mesurer l’efficacité des efforts de rétention.

**4. Simulation et optimisation des stratégies de fidélisation**

Fonctionnalité :

* Tester virtuellement différentes stratégies avant leur déploiement.
* Exemple : Simuler l’impact d’un programme de fidélité (réduction de 10 %) sur la probabilité de churn.

Utilisation :

* Prévoir les résultats financiers des campagnes avant leur mise en œuvre.
* Optimiser les budgets marketing pour maximiser le retour sur investissement (ROI).

**5. Intégration dans les workflows métier existants**

Fonctionnalité :

* Connecter la solution aux CRM et plateformes marketing (par exemple Salesforce, HubSpot).
* Automatiser les alertes pour signaler les clients à risque aux équipes commerciales.

Utilisation :

* Envoyer des emails automatiques avec des promotions personnalisées aux clients identifiés comme vulnérables.
* Générer des listes de rappels téléphoniques pour contacter directement les clients à haut risque.

**6. Amélioration continue grâce à l’apprentissage automatique**

Fonctionnalité :

* Mettre à jour le modèle au fil du temps avec de nouvelles données :
  + Nouveaux comportements d’achat.
  + Résultats des campagnes passées.

Utilisation :

* Assurer une précision accrue dans la détection du churn au fur et à mesure que des données supplémentaires sont collectées.
* Identifier les tendances émergentes avant qu’elles ne deviennent critiques.

**Solutions ou alternatives actuelles pour la gestion du churn**

**1. Méthodes analytiques traditionnelles**

Analyse descriptive et statistique

* Principe : Étudier les données historiques des clients pour comprendre les tendances et les causes potentielles du churn.
* Outils : Excel, SQL, Google Analytics.
* Avantages :
  + Simple à mettre en place.
  + Fournit des insights rapides sur les données de base.
* Inconvénients :
  + Limité à des analyses rétrospectives (ce qui s’est passé) au lieu de prévisions (ce qui va se passer).
  + Moins efficace pour détecter des relations complexes entre les variables.

Segmentation basée sur les règles métier

* Principe : Utiliser des règles prédéfinies (ex. : clients inactifs depuis 30 jours) pour identifier les clients à risque.
* Outils : CRM (Salesforce, HubSpot).
* Avantages :
  + Facile à comprendre et à expliquer aux équipes métiers.
  + Peut être intégrée rapidement dans des systèmes existants.
* Inconvénients :
  + Approche rigide qui ne capte pas bien les comportements complexes ou les signaux faibles.
  + Ne s’adapte pas automatiquement aux nouveaux modèles de comportement client.

**2. Solutions basées sur l’intelligence artificielle et le machine learning**

Modèles prédictifs supervisés

* Principe : Construire un modèle de machine learning (régression logistique, forêts aléatoires, XGBoost, etc.) entraîné sur les données historiques pour prédire la probabilité de churn.
* Outils : Python (Scikit-learn, TensorFlow, PyTorch), R, AutoML (H2O.ai, Google AutoML).
* Avantages :
  + Fournit des prédictions précises et adaptables aux nouvelles données.
  + Identifie les variables les plus importantes contribuant au churn.
* Inconvénients :
  + Nécessite des compétences techniques en science des données et en modélisation.
  + Peut être difficile à interpréter pour les utilisateurs métiers (problème de boîte noire).

Modèles non supervisés

* Principe : Utiliser des algorithmes de clustering (ex. : k-means, DBSCAN) pour regrouper les clients selon des caractéristiques similaires et détecter les groupes à haut risque.
* Avantages :
  + Ne nécessite pas d’étiquettes de churn préexistantes.
  + Utile pour l’exploration initiale et la segmentation avancée.
* Inconvénients :
  + Moins précis pour les prévisions spécifiques sur un client donné.
  + Nécessite des ajustements manuels pour interpréter les résultats.

**3. Solutions basées sur l’apprentissage profond (Deep Learning)**

* Principe : Utiliser des réseaux neuronaux (ANN, RNN, LSTM) pour identifier des schémas complexes dans les comportements d’achat.
* Outils : TensorFlow, Keras, PyTorch.
* Avantages :
  + Capable d’exploiter de grandes quantités de données non structurées (textes, journaux d’activité).
  + Très performant pour détecter des relations non linéaires et des tendances subtiles.
* Inconvénients :
  + Consommation de ressources importantes.
  + Nécessite des compétences avancées en IA.
  + Moins transparent et difficile à expliquer.

**4. Outils SaaS et plateformes commerciales**

* Principe : Utiliser des plateformes prêtes à l’emploi pour le suivi du churn et la gestion des relations clients.
* Exemples :
  + Tableau : Visualisation et tableaux de bord.
  + Salesforce Einstein : IA intégrée pour les prévisions.
  + Zendesk : Suivi des interactions client et gestion des tickets.
  + Mixpanel et Amplitude : Analyse des comportements d’utilisation des produits.
  + ChurnZero et ProfitWell : Spécialisés dans la prévision et la réduction du churn.
* Avantages :
  + Facile à intégrer dans les flux de travail existants.
  + Adapté aux utilisateurs non techniques.
* Inconvénients :
  + Coût élevé, surtout pour les PME.
  + Moins personnalisables que des solutions développées en interne.

**5. Approches heuristiques et marketing basées sur les retours clients**

* Principe : Collecter des avis, des commentaires et des enquêtes pour comprendre les raisons du churn.
* Exemples : Enquêtes Net Promoter Score (NPS), formulaires d’abandon de panier, ou entretiens.
* Avantages :
  + Permet d’explorer les causes qualitatives du churn (insatisfaction, concurrence).
  + Simple et rapide à mettre en œuvre.
* Inconvénients :
  + Données souvent biaisées ou incomplètes.
  + Moins utiles pour des analyses quantitatives et prédictives.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Solution** | **Précision** | **Facilité d’implémentation** | **Coût** | **Adaptabilité** |
| Analyse descriptive | Faible | Facile | Faible | Peu flexible |
| Segmentation manuelle | Moyenne | Moyenne | Faible | Moyenne |
| Machine learning supervisé | Élevée | Moyenne à difficile | Moyen | Très flexible |
| Deep learning | |  | | --- | |  |  |  | | --- | | Très élevée | | Difficile | Élevé | Très flexible |
| Outils SaaS | Moyenne | Facile | Élevé | Moyenne |
| Feedback client et heuristiques | Faible | Facile | Faible | Peu flexible |

**Définition du problème supervisé**

Le problème du churn dans ce contexte est un problème d’apprentissage supervisé. La variable cible Churn\_Probability sert à entraîner un modèle qui prédit la probabilité qu’un client se désengage. Ce problème peut être traité soit comme une régression pour prédire une probabilité continue, soit comme une classification binaire en définissant un seuil (par exemple 0,5) pour catégoriser les clients à risque.

Concernant le traitement, il peut être hors ligne (batch) pour analyser les données historiques et entraîner le modèle, ou en ligne (streaming) pour des prédictions en temps réel et des réactions immédiates face aux comportements des clients.

Enfin, bien qu’il soit supervisé, des approches non supervisées comme le clustering peuvent compléter l’analyse. Elles permettent de segmenter les clients ou de détecter des anomalies dans les comportements.

En résumé, il s’agit principalement d’un problème supervisé avec des méthodes de régression ou de classification, traité en mode batch ou streaming selon les besoins, et pouvant intégrer des outils non supervisés pour enrichir l’analyse.

**Mesurer la performance**

Pour mesurer la performance dans un problème de churn, plusieurs métriques sont utilisées en fonction de l’approche adoptée : régression ou classification.

Dans le cas d’une régression, où l’objectif est de prédire une probabilité continue, les mesures principales incluent :

* Erreur quadratique moyenne (MSE) et Erreur absolue moyenne (MAE) pour évaluer la précision des prédictions.
* R² (coefficient de détermination) pour mesurer dans quelle mesure les variations des prédictions expliquent les variations des valeurs réelles.

Pour une classification binaire, où l’on catégorise les clients en churn ou non-churn, les métriques sont :

* Précision : Proportion des prédictions correctes.
* Rappel (Recall) : Capacité à identifier les clients churn correctement.
* F1-Score : Moyenne harmonique entre précision et rappel, équilibrant les deux métriques.
* AUC-ROC (aire sous la courbe) : Indicateur global de performance en mesurant la capacité du modèle à distinguer entre churn et non-churn.

Dans un contexte commercial, il est aussi pertinent de suivre des indicateurs spécifiques comme :

* Coût d’acquisition client (CAC) pour vérifier si les stratégies mises en place sont rentables.
* Retour sur investissement (ROI) des campagnes de rétention.
* Taux de churn réel avant et après l’application des solutions pour évaluer leur efficacité.

Les mesures de performance combinent des métriques statistiques (AUC-ROC, F1-Score) avec des indicateurs métier (ROI, CAC) pour assurer à la fois la précision technique et la pertinence commerciale des résultats.

**Alignement de performance avec les objectifs business**

La mesure de la performance est alignée avec les objectifs business si les métriques utilisées reflètent directement l’impact des prédictions sur la rétention client et la rentabilité.

Dans le cas du churn, l’objectif commercial principal est de réduire la perte de clients et d’augmenter la fidélisation tout en optimisant les coûts d’acquisition et de rétention. Pour répondre à cet objectif, les métriques techniques comme l’AUC-ROC, le F1-Score ou la précision doivent être reliées à des indicateurs métiers tels que :

* Réduction du taux de churn réel mesuré avant et après la mise en place des actions correctives. Une diminution significative prouve l’efficacité de la solution.
* Amélioration de la valeur vie client (Lifetime Value) en suivant si les clients identifiés comme à risque et retenus génèrent davantage de revenus à long terme.
* Retour sur investissement (ROI) des campagnes marketing et des actions de rétention, permettant d’évaluer si les dépenses engagées pour fidéliser les clients sont compensées par les revenus supplémentaires générés.
* Taux de conversion des interventions pour vérifier combien de clients à risque ont changé de comportement après l’application des stratégies ciblées.

Ainsi, les métriques techniques assurent que le modèle est précis et fiable, tandis que les métriques commerciales valident son impact direct sur la rentabilité et la croissance. Pour garantir un alignement optimal, il est essentiel d’intégrer les deux approches dans un tableau de bord combinant des indicateurs prédictifs et des résultats observés.

**Performance minimale requise pour atteindre les objectifs business**

La performance minimale requise pour atteindre les objectifs business dépend de la capacité du modèle à réduire efficacement le churn tout en optimisant les coûts de rétention.

Sur le plan technique, une performance acceptable repose sur des métriques précises :

* AUC-ROC : Un score supérieur à 0.80 est généralement considéré comme bon, car il indique une forte capacité à distinguer les clients à risque de ceux qui ne le sont pas. En dessous de 0.70, le modèle serait jugé insuffisant pour des décisions critiques.
* F1-Score : Une valeur d’au moins 0.75 est souhaitable pour équilibrer précision et rappel, assurant ainsi que les clients à risque sont identifiés sans générer trop de faux positifs.
* Précision et rappel : Ces métriques doivent idéalement être au-dessus de 75 %, surtout pour minimiser les faux négatifs, car manquer un client à risque peut entraîner une perte de revenus directe.

Sur le plan commercial, les résultats doivent se traduire par des gains mesurables :

* Réduction du taux de churn : Une baisse d’au moins 10 % dans le taux d’attrition est souvent un objectif réaliste pour justifier les investissements dans l’IA. Par exemple, si le taux initial est de 20 %, l’objectif serait de le ramener à 18 % ou moins.
* Amélioration de la valeur vie client (CLV) : Une augmentation moyenne de 5 à 10 % par client grâce à des campagnes de fidélisation ciblées est un indicateur clé.
* Retour sur investissement (ROI) : Le coût des campagnes et de l’infrastructure IA doit être compensé par une hausse des revenus ou une réduction des coûts d’acquisition d’au moins 20 %.

La performance minimale requise combine des métriques techniques solides (AUC-ROC > 0.80 et F1 > 0.75) avec des impacts commerciaux clairs, tels qu’une baisse du churn d’au moins 10 % et un ROI positif. Ce seuil garantit à la fois la fiabilité du modèle et son utilité pour soutenir la stratégie de rétention.

**Problème existant & outils existants**

Le problème du churn partage de nombreuses similitudes avec d’autres problématiques liées à la prévision et à la classification dans divers secteurs. Ces problèmes comparables permettent de tirer parti d’expériences antérieures et d’outils préexistants pour accélérer le développement d’une solution adaptée.

Dans le domaine des abonnements et des services SaaS, un problème comparable est la prédiction des résiliations d’abonnement. Les entreprises analysent des comportements d’utilisation, comme la fréquence de connexion ou l’engagement avec les fonctionnalités, pour détecter les utilisateurs susceptibles de partir. Des outils comme HubSpot et Salesforce Einstein sont fréquemment utilisés pour automatiser ces prédictions grâce à des algorithmes supervisés tels que les forêts aléatoires et XGBoost. Ces approches peuvent être adaptées pour identifier les clients à risque dans un contexte de churn commercial.

Un autre parallèle peut être fait avec les systèmes de détection de fraude dans le secteur bancaire. Bien que la fraude repose souvent sur des anomalies ponctuelles et le churn sur des tendances comportementales, les deux reposent sur des modèles capables d’identifier des schémas anormaux. Les algorithmes tels que Isolation Forest ou les réseaux neuronaux récurrents (RNN) utilisés pour la détection de fraude peuvent être réutilisés pour identifier des comportements inhabituels menant au churn, en particulier si l’on analyse des séries temporelles comme les dates d’achat ou les périodes d’inactivité.

Dans le secteur des réseaux sociaux et des applications mobiles, la prévision de la désinscription d’utilisateurs suit une logique similaire. Les entreprises surveillent les interactions, les clics et la durée des sessions pour détecter des signes de désengagement. Des techniques telles que l’analyse de survie sont employées pour estimer le moment probable d’un départ. Cette méthodologie pourrait être appliquée pour analyser les périodes entre achats et détecter des tendances avant qu’un client ne se désengage complètement.

Les outils déjà existants pour ces cas d’usage, tels que Scikit-learn, TensorFlow ou des plateformes comme Azure Machine Learning, offrent des bibliothèques et des pipelines préconstruits pour le traitement et la modélisation des données. Par exemple, des modules comme SMOTE pour gérer les déséquilibres dans les données et GridSearchCV pour optimiser les hyperparamètres peuvent être directement appliqués au churn. De plus, des solutions comme H2O.ai et DataRobot permettent d’automatiser la sélection des modèles et des hyperparamètres tout en fournissant des tableaux de bord pour l’analyse des résultats.

Les problèmes liés au churn s’apparentent à la détection de fraude, aux prévisions de résiliations d’abonnements et aux analyses de désengagement d’utilisateurs. Ces expériences et outils préexistants peuvent être réutilisés pour gagner du temps et améliorer la performance du modèle. L’intégration d’approches éprouvées, combinée à des outils de machine learning avancés, offre une base solide pour aborder cette problématique efficacement.

**Expertise humaine du problème**

L’expertise humaine sur ce problème est bien disponible et peut être mobilisée à différents niveaux pour répondre aux exigences analytiques et commerciales liées au churn.

Sur le plan technique, les data scientists et analystes de données possèdent les compétences nécessaires pour préparer et traiter les données, entraîner des modèles prédictifs et évaluer leur performance. Ils maîtrisent des outils comme Scikit-learn, TensorFlow et H2O.ai, qui permettent de créer des solutions basées sur des algorithmes supervisés ou non supervisés. Cette expertise est essentielle pour garantir que les modèles sont robustes et capables de généraliser leurs prédictions sur de nouveaux jeux de données.

Du côté métier, les équipes marketing et commerciales apportent une compréhension approfondie des comportements clients et des stratégies de fidélisation. Leur rôle est d’interpréter les résultats des modèles et de traduire les prédictions en actions concrètes, comme des offres promotionnelles ciblées ou des relances par email. Leur expérience terrain est également précieuse pour valider les hypothèses utilisées dans les modèles et affiner les indicateurs de performance en fonction des objectifs business.

Enfin, les décideurs stratégiques jouent un rôle clé dans l’alignement des efforts techniques et commerciaux. Ils évaluent l’impact financier des solutions développées et s’assurent que les investissements réalisés en termes d’infrastructure et de campagnes marketing produisent un retour mesurable. Leur expertise est indispensable pour prioriser les actions en fonction des ressources disponibles et des opportunités de marché.

En combinant ces différentes expertises, il est possible de développer une solution complète qui intègre des outils analytiques avancés et des stratégies commerciales ciblées. Cela garantit une approche équilibrée entre précision technique et pertinence opérationnelle.

**Résoudre le problème manuellement**

Pour résoudre manuellement le problème du churn, il serait nécessaire d’adopter une approche analytique traditionnelle basée sur l’étude des comportements clients et des indicateurs clés sans utiliser d’algorithmes avancés.

La première étape consisterait à collecter et organiser les données clients afin d’identifier les variables pertinentes. On commencerait par examiner des caractéristiques comme la fréquence des achats, la valeur moyenne des commandes et le temps écoulé depuis le dernier achat. Ces indicateurs permettraient de détecter des schémas de comportement susceptibles d’indiquer un risque d’attrition, par exemple une baisse progressive des dépenses ou un allongement des délais entre deux transactions.

Ensuite, il serait possible d’établir des seuils critiques pour différencier les clients à risque des clients fidèles. Par exemple, un client qui n’a pas effectué d’achat au cours des 60 derniers jours alors qu’il commandait en moyenne tous les 15 jours pourrait être marqué comme à risque. Cette méthode repose sur des règles empiriques définies en collaboration avec les équipes marketing et commerciales, qui connaissent les habitudes typiques des clients.

Une fois les clients à risque identifiés, des campagnes ciblées seraient mises en place pour tenter de les réactiver. Cela pourrait inclure des offres promotionnelles, des réductions spécifiques ou des enquêtes de satisfaction pour comprendre les raisons de leur désengagement. Les résultats de ces campagnes seraient ensuite suivis manuellement en comparant les taux de réponse et les comportements observés après les interventions.

Enfin, on procéderait à une évaluation des performances basée sur des indicateurs simples comme la variation du taux de churn avant et après les actions menées, ainsi que sur le chiffre d’affaires récupéré grâce à la rétention des clients identifiés.

Cette approche manuelle, bien que fonctionnelle pour des ensembles de données de petite taille, présente plusieurs limites. Elle est lente, nécessite une surveillance constante et devient rapidement inefficace face à des bases de données volumineuses comme celle utilisée ici. De plus, elle repose sur des hypothèses fixes et ne prend pas en compte les relations complexes ou non linéaires entre les variables.

C’est pourquoi une solution basée sur des modèles prédictifs automatisés est généralement préférée. Elle permet d’identifier plus rapidement les tendances, d’adapter les seuils dynamiquement et d’assurer un suivi en temps réel des comportements clients.

**Listes d’hypothèse**

Hypothèses techniques :

1. Relation entre les variables et le churn : Les comportements d’achat (fréquence, valeur moyenne, délai entre les achats) sont des indicateurs fiables pour prédire le risque de churn.
2. Distribution des données : Les variables disponibles suivent une distribution cohérente et suffisamment représentative pour permettre l’entraînement d’un modèle supervisé.
3. Indépendance des variables : Les caractéristiques analysées, comme la région et les stratégies de rétention appliquées, influencent le churn indépendamment les unes des autres, ou leurs corrélations peuvent être gérées par le modèle.
4. Stabilité des comportements : Les tendances identifiées dans les données historiques se maintiennent dans le futur, rendant les prédictions valides sur les nouvelles observations.
5. Qualité des données : Les informations fournies sont complètes, sans erreurs significatives ni biais qui pourraient fausser les résultats.
6. Performance des modèles : Un modèle supervisé basé sur des algorithmes tels que la régression logistique ou XGBoost sera capable de capturer efficacement les relations complexes entre les variables.
7. Seuils de classification : Une probabilité de churn supérieure à 0,5 est un indicateur suffisant pour déclencher des actions commerciales.

Hypothèses métiers :

1. Signaux de désengagement : Une baisse de fréquence des achats ou un allongement des délais entre les commandes reflètent un risque accru de churn.
2. Impact des stratégies de fidélisation : Les programmes de fidélité et les remises réduisent efficacement la probabilité de churn pour les clients à risque.
3. Valeur client : Les clients avec une valeur vie élevée (Lifetime\_Value) sont plus rentables et doivent être priorisés dans les campagnes de rétention.
4. Comportements régionaux : Les habitudes d’achat peuvent varier selon la région, nécessitant des approches personnalisées pour chaque segment géographique.
5. Influence de la saisonnalité : Les pics de ventes observés autour des saisons spécifiques influencent temporairement les comportements, mais les clients réguliers devraient maintenir un certain niveau d’activité en dehors de ces périodes.
6. Temporalité des actions : Une intervention rapide (avant que l’inactivité devienne chronique) est essentielle pour maximiser les chances de réactivation des clients à risque.

**Possibilité des hypothèses**

J'ai vérifié plusieurs hypothèses en analysant les distributions, les corrélations et les tendances temporelles dans les données.

Les résultats montrent des relations intéressantes entre certaines variables et la probabilité de churn. Par exemple, les graphiques de distribution indiquent des tendances dans la fréquence des achats, la valeur moyenne des commandes et le délai entre les achats. De plus, la relation entre l’ancienneté des clients et leur probabilité de churn semble confirmer que le temps depuis le lancement influence ce risque.

J’ai également mis à disposition un tableau détaillant les corrélations avec le churn, ainsi que des statistiques descriptives pour vérifier les valeurs aberrantes. Nous pourrons approfondir ces résultats et ajuster les hypothèses si nécessaire en fonction des observations spécifiques.

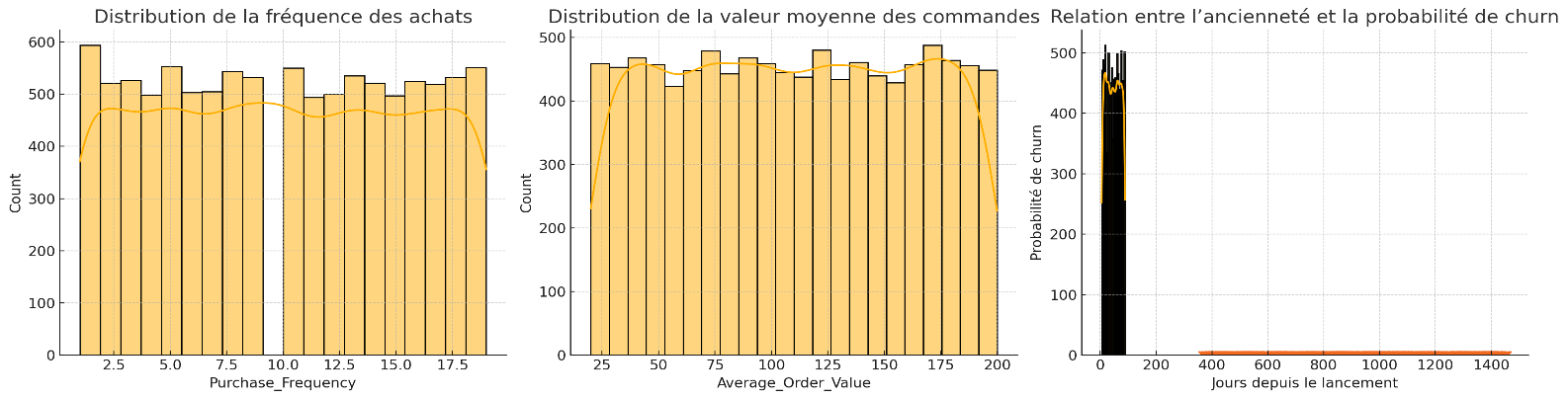


Tableau 1 : Corrélation avec Churn

|  |  |
| --- | --- |
| **Variable** | **Corrélation avec Churn** |
| Churn\_Probability | 1.000000 |
| Purchase\_Frequency | 0.018417 |
| Time\_Between\_Purchases | 0.010410 |
| Days\_Since\_Launch | 0.001371 |
| Average\_Order\_Value | -0.000871 |
| Lifetime\_Value | -0.006847 |

Tableau 2 : Statistiques des Valeurs

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Statistique** | **Fréquence d'achat** | **Valeur Moyenne** | **Temps entre Achats** | **Probabilité de Churn** |
| count | 10000.000000 | 10000.000000 | 10000.000000 | 10000.000000 |
| mean | 9.955700 | 110.006022 | 46.885300 | 0.501552 |
| std | 5.526209 | 52.096870 | 24.711746 | 0.288289 |
| min | 1.000000 | 20.010000 | 5.000000 | 0.000000 |
| 25% | 5.000000 | 65.262500 | 25.000000 | 0.250000 |
| 50% | 10.000000 | 109.930000 | 47.000000 | 0.500000 |
| 75% | 15.000000 | 155.480000 | 68.000000 | 0.750000 |
| max | 19.000000 | 199.960000 | 89.000000 | 1.000000 |

**Quantité de Data nécessaire**

**1. Données comportementales et transactionnelles**

Ces données sont essentielles pour comprendre les habitudes d’achat et les interactions des clients avec l’entreprise.

* Historique des achats : Fréquence des commandes, montants dépensés et types de produits achetés.
* Valeur vie client (Lifetime Value) : Total des revenus générés par chaque client depuis sa première interaction.
* Délai entre les transactions : Temps écoulé entre deux achats pour détecter des signes d’inactivité.
* Moyenne et variation des montants dépensés : Pour identifier des baisses d’engagement progressives.
* Date de la dernière transaction : Indicateur clé pour détecter un risque immédiat d’attrition.

**2. Données démographiques et géographiques**

Ces informations permettent de segmenter les clients en fonction de leurs profils et d’adapter les stratégies de rétention.

* Région : Pour analyser les tendances locales et régionales qui pourraient influencer le churn.
* Saisonnalité : Impact des périodes spécifiques sur les comportements d’achat.
* Données socio-économiques : Bien qu’optionnelles, elles peuvent fournir un contexte supplémentaire sur les capacités de dépenses des clients.

**3. Données sur l’engagement et la fidélisation**

Ces données mesurent les interactions des clients avec les stratégies de rétention et les campagnes marketing.

* Participation à des programmes de fidélité : Suivi de l’utilisation des récompenses ou des points accumulés.
* Réponse aux promotions : Historique des remises accordées et taux de réponse.
* Préférences d’achat : Moments préférés pour acheter (matin, soir) et catégories de produits favoris.
* Interactions marketing : Ouvertures d’emails, clics sur des offres et réponses aux enquêtes.

**4. Données temporelles et dynamiques**

Ces informations permettent d’évaluer la dynamique des relations clients.

* Ancienneté du client : Nombre de jours ou de mois depuis le premier achat.
* Date de lancement : Indicateur du temps passé sur la plateforme ou avec l’entreprise.
* Pics de vente : Analyse des comportements autour des périodes de promotions ou des événements spécifiques.

**5. Données de churn ou d’abandon passées**

Pour entraîner un modèle supervisé, il est nécessaire de disposer d’étiquettes précisant si un client a churné ou non.

* Probabilité de churn historique : Valeurs passées utilisées comme cibles pour l’entraînement des modèles.
* Comportements avant le churn : Pour comprendre les schémas récurrents menant à l’attrition.

**Quantités nécessaires**

Pour un modèle robuste et fiable, un volume suffisant de données est requis.

* Historique de 12 mois minimum pour capturer les tendances saisonnières et les variations à long terme.
* Taille d’échantillon minimale de 10 000 clients pour assurer une bonne représentativité statistique. Le dataset actuel, avec 10 000 lignes, semble suffisant pour un premier modèle mais pourra être enrichi si besoin.
* Données équilibrées entre clients churn et non-churn pour éviter les biais d’entraînement. Si la proportion de churn est faible, des techniques comme SMOTE (surdéveloppement des données minoritaires) peuvent être appliquées.

**Où obtenir la data et la documenter**

**1. Sources internes d’une entreprise**

Les entreprises collectent déjà de nombreuses données exploitables pour l’analyse du churn à partir de leurs systèmes internes :

* Systèmes de gestion des transactions (ERP) :  
  Ces systèmes contiennent l’historique des achats, les valeurs moyennes des commandes et les fréquences d’achat. Par exemple, un ERP comme SAP ou Odoo centralise ces informations.
* Bases de données CRM (Customer Relationship Management) :  
  Les outils comme Salesforce, HubSpot ou Zoho CRM stockent des données détaillées sur les interactions clients, les réponses aux campagnes marketing et les actions de fidélisation.
* Plateformes de marketing automatisé :  
  Les données sur l’engagement, comme les clics, ouvertures d’emails et taux de conversion, peuvent être extraites de plateformes telles que Mailchimp ou Marketo.
* Analyses web et e-commerce :  
  Les comportements en ligne peuvent être suivis à l’aide d’outils comme Google Analytics ou Shopify Analytics, qui enregistrent la navigation, les abandons de panier et les sessions d’achat.
* Historique des interactions avec le service client :  
  Les données issues des appels téléphoniques, chats et emails, souvent stockées dans des solutions comme Zendesk, sont précieuses pour détecter les signes d’insatisfaction.
* Logs d’activité :  
  Ces données, disponibles dans les systèmes informatiques internes, suivent les connexions, les achats en ligne et les modifications de comptes clients.

**2. Sources externes pour enrichir les données**

En complément des données internes, des informations externes peuvent être utilisées pour améliorer la précision des modèles :

* Données démographiques et socio-économiques :  
  Des plateformes comme INSEE en France ou Eurostat fournissent des statistiques démographiques sur les régions ciblées. Ces données permettent d’analyser l’impact des revenus moyens ou des niveaux d’éducation sur les comportements d’achat.
* Données géographiques :  
  Des API comme Google Maps ou OpenStreetMap peuvent être utilisées pour enrichir les profils avec des informations sur la localisation géographique et les densités de population.
* Données comportementales tierces :  
  Les fournisseurs de données comme Experian ou Acxiom vendent des jeux de données détaillés sur les comportements d’achat et les préférences des consommateurs.
* Séries temporelles et tendances économiques :  
  Des sites tels que Yahoo Finance ou World Bank Data permettent d’intégrer des indicateurs économiques susceptibles d’influencer les décisions d’achat.

**3. Simulation et génération de données manquantes**

En l’absence de données complètes, des techniques de data augmentation ou de génération synthétique peuvent être utilisées :

* Générateurs aléatoires dans Python (NumPy, Faker) pour créer des profils fictifs basés sur des distributions réalistes.
* Simulations basées sur des hypothèses métiers pour enrichir les données disponibles, par exemple en générant des comportements fictifs correspondant aux tendances observées dans l’historique.

**4. Documentation et traçabilité des données**

Pour chaque source de données, il est crucial de documenter :

* L’origine des données : interne ou externe.
* Le format et la structure : CSV, bases relationnelles, logs JSON.
* Les mises à jour : fréquence d’actualisation (quotidienne, mensuelle).
* La conformité RGPD : s’assurer que les données respectent les réglementations en vigueur, notamment sur la protection des données personnelles.
* L’accès et l’authentification : détails sur les permissions nécessaires pour exploiter les bases de données.

**Place du dataset utilisé**

**Analyse des ressources nécessaires :**

1. Taille sur disque : Environ 6 Mo pour 10 000 lignes et 15 colonnes, ce qui est compact et facilement gérable.
2. Mémoire vive (RAM) : L’utilisation mémoire après chargement est également 6 Mo, ce qui reste léger pour des analyses sur un ordinateur classique avec 8 Go ou plus de RAM.

**Scalabilité :**

* Si le volume de données augmente à 1 million de lignes, la mémoire requise serait d’environ 600 Mo, ce qui reste gérable avec des outils comme Pandas sur une machine standard.
* Pour des jeux de données dépassant 10 millions de lignes, il serait préférable d’envisager des outils optimisés tels que Dask, Spark ou bases SQL pour éviter les contraintes mémoire.

Le dataset actuel est suffisamment compact pour être manipulé sans difficulté avec des outils classiques en Python, mais des précautions devront être prises en cas d’augmentation importante du volume.

**Obligations légales, éléments d'autorisation**

**1. Conformité au RGPD (Règlement Général sur la Protection des Données)**

Le RGPD s’applique dès lors que les données concernent des individus au sein de l’Union Européenne. Les obligations suivantes doivent être vérifiées :

* Licéité du traitement des données :  
  Vérifier que les données collectées sont traitées sur la base d’un consentement explicite des clients ou dans le cadre d’un contrat. Si ce consentement n’est pas disponible, il doit être obtenu avant toute analyse.
* Finalité du traitement :  
  Confirmer que l’utilisation des données est clairement définie (prévision du churn et fidélisation des clients) et mentionnée dans la politique de confidentialité communiquée aux clients.
* Minimisation des données :  
  Vérifier que seules les données strictement nécessaires à l’objectif sont utilisées. Par exemple, des informations sensibles comme les données de santé ou les numéros de sécurité sociale doivent être exclues.
* Durée de conservation :  
  S’assurer que les données ne sont conservées que pour la durée nécessaire au traitement et qu’une politique d’archivage est définie.
* Droits des individus :  
  Les clients doivent pouvoir exercer leurs droits, notamment :
  + Accès et rectification : Demander quelles informations sont stockées et les corriger.
  + Effacement (droit à l’oubli) : Supprimer leurs données sur demande.
  + Opposition au traitement : Refuser l’utilisation de leurs données pour des analyses prédictives.
* Sécurisation des données :  
  Confirmer que les données sont stockées sur des serveurs sécurisés avec des mesures de chiffrement et des accès restreints aux personnes autorisées.

**2. Vérifications spécifiques à la collecte et au stockage**

* Origine des données :  
  Identifier si les données proviennent de systèmes internes ou de fournisseurs externes et s’assurer qu’elles ont été obtenues légalement avec des contrats de sous-traitance conformes au RGPD.
* Anonymisation et pseudonymisation :  
  Vérifier si les données peuvent être anonymisées ou pseudonymisées pour minimiser les risques en cas de violation. Cela peut inclure le remplacement des identifiants clients par des codes aléatoires.
* Clauses contractuelles :  
  Si des données sont partagées avec des prestataires tiers (hébergement, analyse), s’assurer que des clauses de traitement des données (DPA - Data Processing Agreement) sont en place pour encadrer ces relations.

**3. Autorisations et déclarations**

* Autorisation interne :  
  Obtenir l’accord du responsable de la protection des données (DPO) ou du service juridique pour valider la conformité avant tout traitement.
* Documentation des traitements :  
  Tenir un registre des traitements décrivant l’origine des données, les finalités, les responsables et les durées de conservation.
* Notification à la CNIL (ou équivalent) :  
  Si nécessaire, déclarer le traitement des données auprès des autorités de régulation, notamment en cas de transfert hors UE ou d’utilisation de données sensibles.

**4. Cas spécifiques pour les données sensibles ou transférées**

Si les données incluent des informations sensibles ou sont transférées en dehors de l’Union Européenne, il faudra :

* Mettre en place des clauses contractuelles types (CCT) approuvées par la Commission Européenne.
* Vérifier la conformité avec les réglementations locales dans les pays de destination.

**Autorisations d’accès (informatique)**

**1. Identification des ressources nécessaires**

Commencez par lister les systèmes et bases de données auxquels vous devez accéder :

* Serveurs de stockage des données (bases SQL, fichiers CSV ou entrepôts de données comme AWS S3).
* Systèmes CRM (Salesforce, HubSpot) pour les informations clients et les interactions marketing.
* ERP ou outils de gestion des transactions pour les historiques d’achat et les valeurs des commandes.
* Plateformes d’analyse (Google Analytics, BigQuery) pour suivre l’engagement des clients.

Ensuite, précisez les types d’accès requis :

* Lecture seule pour l’exploration et l’analyse des données.
* Écriture ou mise à jour si des tests ou des rapports doivent être intégrés dans les bases de données.
* Exportation pour extraire les données et les utiliser dans des outils externes comme Python ou Excel.

**2. Soumettre une demande formelle d’accès**

Rédigez une demande d’autorisation claire et détaillée. Cette demande doit inclure :

* Objet de l’accès : Analyse prédictive du churn pour optimiser les stratégies de fidélisation.
* Données spécifiques : Liste des types de données nécessaires (historique des achats, interactions marketing, valeurs vie client).
* Durée d’accès : Préciser si l’accès est temporaire (projet ponctuel) ou permanent (analyse continue).
* Niveau d’accès requis : Lecture seule, modification ou exportation.
* Responsable du traitement : Nom et fonction de la personne en charge de la gestion et de l’analyse des données.
* Mesures de sécurité : Engagement à respecter les politiques internes de confidentialité et à sécuriser les données traitées.

Cette demande doit être adressée :

* Au service informatique (DSI) pour la gestion des droits d’accès.
* Au responsable de la sécurité informatique (RSSI) pour valider les mesures de sécurité.
* Au DPO (Délégué à la protection des données) pour garantir la conformité RGPD.

**3. Validation des mesures de sécurité**

Assurez-vous que les accès sont sécurisés :

* Authentification forte (MFA) pour protéger les connexions.
* Journalisation des accès afin de suivre et d’auditer toutes les activités sur les bases de données.
* Contrôle des permissions pour limiter l’accès aux seules données nécessaires.
* Chiffrement des données pour assurer la protection lors du transfert ou du stockage.

**4. Mise en conformité avec les obligations légales**

Avant d’utiliser les données, obtenez une validation écrite du DPO confirmant que les accès et les traitements sont conformes au RGPD. Documentez toutes les approbations obtenues et conservez-les dans un registre des traitements.

**5. Tests d’accès et de sécurité**

Une fois l’accès obtenu, effectuez des tests pour vérifier :

* La capacité d’extraction des données nécessaires.
* La sécurisation des transferts si des fichiers sont téléchargés localement ou vers d’autres outils analytiques.
* La traçabilité des accès via les journaux d’audit.

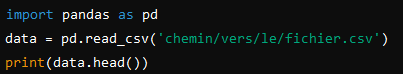
**Récupérer la data**

**1. Vérification des sources de données**

Identifiez les systèmes ou plateformes où sont stockées les données :

* Serveurs internes ou bases de données SQL : Données structurées stockées dans des bases comme MySQL, PostgreSQL, ou SQL Server.
* CRM ou ERP : Informations clients et historiques de transactions disponibles via des outils comme Salesforce, HubSpot ou SAP.
* Fichiers plats : CSV, Excel ou JSON accessibles localement ou sur un serveur partagé.
* Services cloud : Données hébergées sur AWS S3, Google Drive, OneDrive ou Dropbox.

**2. Connexion aux données**



**3. Validation et nettoyage des données**

Avant d’exploiter les données, effectuez des vérifications :

1. **Structure des colonnes** : Assurez-vous que toutes les colonnes nécessaires sont présentes (id client, valeur des commandes, fréquence d’achat).
2. **Valeurs manquantes** :



1. **Duplication des lignes** :



1. **Types de données** : Vérifiez et convertissez au besoin.



**4. Sécurisation et conformité**

* Confidentialité : Vérifiez si les données contiennent des informations personnelles comme des adresses email ou des numéros de téléphone. Si nécessaire, anonymisez-les avant le traitement.
* Traçabilité : Documentez l’origine des données et les étapes d’extraction.
* Conformité RGPD : Si des informations sensibles sont présentes, assurez-vous d’avoir l’autorisation d’accès et de traitement.

**5. Sauvegarde dans le workspace**

Enregistrez les données récupérées dans un répertoire dédié :



**Changer la data dans un format utilisable sans la modifier**

Pour convertir les données dans un format facilement manipulable tout en conservant leur structure d’origine, je recommande de les charger dans un DataFrame Pandas en Python. Ce format est largement utilisé pour l’analyse de données grâce à ses fonctionnalités avancées de filtrage, de tri et de manipulation. Voici les étapes détaillées :

* Chargement des données depuis un fichier CSV
* Vérification des types de données
* Conversion des types de données au besoin
* Exportation dans d’autres formats
* Création d’un échantillon

**Les données doivent être protégées ou supprimées**

Pour protéger les données sensibles et garantir leur conformité avec le RGPD, il est nécessaire d’appliquer des techniques d’anonymisation ou de pseudonymisation.

**1. Identification des données sensibles**

Les colonnes sensibles dans le dataset actuel pourraient inclure :

* Customer\_ID : Identifiant unique pouvant être relié à un individu.
* Transaction\_ID : Traçabilité des transactions associées à un client spécifique.
* Region : Données géographiques pouvant indirectement révéler des informations personnelles.
* Dates spécifiques (Launch\_Date, Peak\_Sales\_Date) : Données temporelles pouvant être exploitées pour identifier un individu.

**2. Anonymisation des identifiants uniques**

Pour garantir la confidentialité, les identifiants clients et transactions peuvent être remplacés par des valeurs générées aléatoirement via un hachage et du sel (comme SHA-256).

**3. Masquage des données temporelles sensibles**

Les dates peuvent être généralisées ou agrégées pour éviter une identification directe.

**4. Pseudonymisation des régions**

Pour éviter toute identification géographique, les noms de régions peuvent être remplacés par des codes aléatoires.

**5. Vérification finale des données sensibles**

Apres tous les traitements, effectuer une vérification et s’assurer que tous les champs sont protégés ou supprimés si nécessaire.

**6. Documentation des transformations**

Pour respecter la traçabilité et la conformité RGPD, documentez :

* Les colonnes anonymisées.
* Les techniques utilisées (hachage, pseudonymisation).
* Les dates de modification et les responsables des traitements.

**Vérifier la taille et les types de data**

**Type de données :**

1. **Données temporelles (time series) :**
   * Les colonnes Launch\_Date et Peak\_Sales\_Date contiennent des informations temporelles.
   * Ces données peuvent être utilisées pour des analyses chronologiques ou des tendances saisonnières, mais elles doivent être converties au format datetime pour des calculs précis.
   * Exploitation possible : Analyse de la fréquence des achats au fil du temps et détection des périodes critiques d’inactivité.
2. **Données transactionnelles (comportement d’achat) :**
   * Les colonnes Purchase\_Frequency, Average\_Order\_Value, et Time\_Between\_Purchases décrivent des comportements d’achat répétés.
   * Exploitation possible : Identifier des modèles d’achat réguliers ou des ruptures dans ces modèles pouvant signaler un churn.
3. **Données catégorielles et géographiques :**
   * Les colonnes Region, Season, et Most\_Frequent\_Category sont des variables qualitatives.
   * Exploitation possible : Segmenter les clients par localisation, saison ou préférences de produits pour adapter les stratégies de rétention.
4. **Données probabilistes (scores) :**
   * La colonne Churn\_Probability fournit un score entre 0 et 1, indiquant la probabilité d’attrition.
   * Exploitation possible : Utilisée directement comme cible pour des modèles prédictifs supervisés.
5. **Données relationnelles (identifiants) :**
   * Les colonnes Customer\_ID, Product\_ID, et Transaction\_ID agissent comme clés pour relier les enregistrements.
   * Exploitation possible : Analyser les transactions associées à un client ou un produit particulier.

Les données combinent plusieurs types :

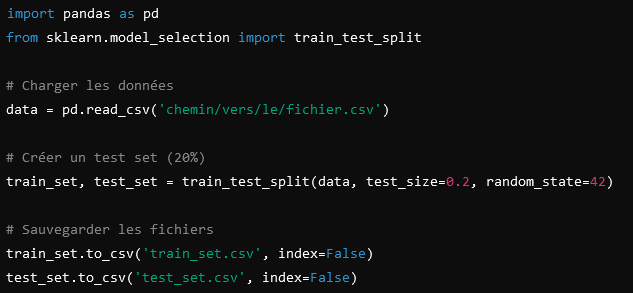
* **Temporelles (time series)** pour l’analyse des tendances et de la saisonnalité.
* **Transactionnelles** pour modéliser les comportements d’achat.
* **Catégorielles et géographiques** pour la segmentation.
* **Probabilistes** pour évaluer directement les risques de churn.
* **Relationnelles** pour relier les enregistrements et assurer la traçabilité.

Cette diversité permet une analyse complète, mais nécessite une préparation adaptée en fonction des objectifs (prédiction, segmentation ou tendances temporelles).

**Créer un set de test**

Je te recommande de suivre ces étapes localement pour créer un test set :

1. **Charger les données dans Python**

****

1. **Vérifier les fichiers créés** 
   * Le fichier train\_set.csv contiendra 80 % des données.
   * Le fichier test\_set.csv contiendra 20 % des données.
2. **Ne pas toucher au test set**   
   Conserve ce fichier séparé pour valider le modèle une fois qu’il aura été entraîné.