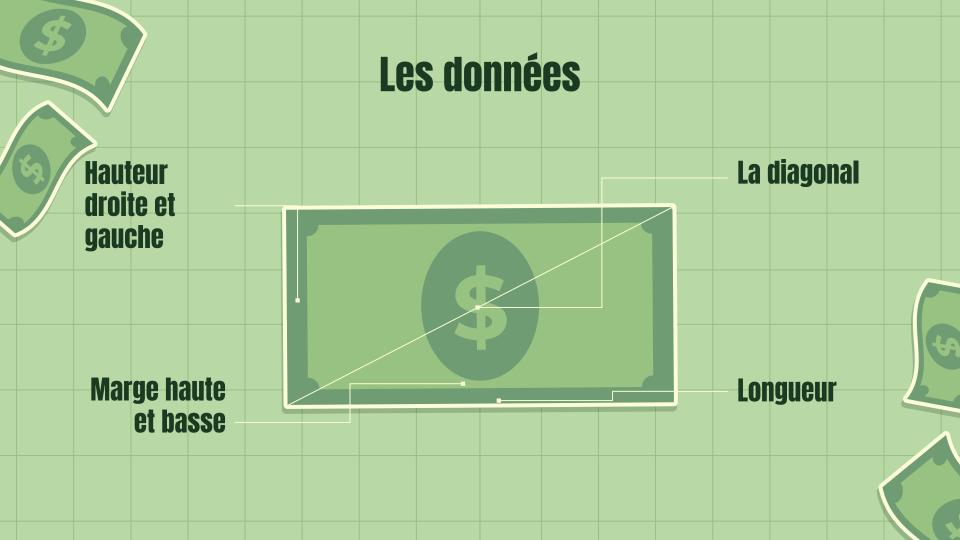


Gestion des données manquantes

Après avoir effectué un R², le R² passe de 0.477 à 0.475, ce qui est pratiquement identique. Cela confirme que diagonal n'apporterait rien de significatif à la prédiction de margin_low, (cela ne nuit pas non plus).

Je décide de ne pas garder les lignes de billets avec les données manquantes.



12. Vérification des hypothèses

- But principal:
 - ➤ S'assurer que les conditions nécessaires pour utiliser et interpréter correctement le modèle de régression sont respectées.
- Dans notre analyse:
 - ✔ On a vérifié la normalité des résidus à l'aide du QQ plot.
 - ✔ On a contrôlé la variance constante des résidus avec le graphique des résidus vs valeurs ajustées.
- Pourquoi c'est important ?
 - ➤ Si les hypothèses sont respectées, alors :
 - Les estimations sont fiables
 - · Les valeurs p et intervalles de confiance sont valides
 - · Le modèle est statistiquement solide

Le QQ plot

(Insérer ici le QQ plot des résidus)

- Objectif: S'assurer que les erreurs (résidus) du modèle suivent une loi normale.
- Méthode utilisée : QQ plot (quantile-quantile plot)
- Résultat : Les points du graphique suivent globalement la diagonale.
- Conclusion : L'hypothèse de normalité est globalement respectée, ce qui valide l'utilisation des tests statistiques du modèle.

L'homoscédasticité

- Objectif : Vérifier que la variance des résidus reste constante.
- Méthode utilisée : Graphique des résidus vs valeurs ajustées.
- Résultat : Pas de motif clair (pas de cône ou de forme particulière).
- Conclusion : L'hypothèse d'homoscédasticité est raisonnablement respectée.

(Insérer ici le graphique résidus vs valeurs ajustées)

13. Tests algorithmiques

But principal:

- ➤ Évaluer la performance réelle du modèle sur des données qu'il n'a jamais vues.
- ➤ Vérifier qu'il généralise bien et ne se contente pas de mémoriser l'entraînement (éviter le sur-apprentissage).

Dans notre analyse:

- ✔ On a séparé les données en jeu d'entraînement et de test
- ✔ On a comparé la performance sur les deux jeux avec des métriques comme le RMSE (Root Mean Square Error)

Pourquoi c'est important?

- ➤ Si le modèle fonctionne bien sur les deux jeux de données :
 - Il est robuste
 - Il peut faire de bonnes prédictions sur de nouvelles données
- ➤ Si le modèle est très bon en entraînement mais mauvais en test :
 - Il est probablement sur-appris

14. Choix des modèles

But principal:

- ➤ Combiner deux approches complémentaires :
- K-Means pour détecter des groupes cachés dans les données sans connaître les étiquettes (clustering non supervisé)
 - · Random Forest pour prédire de manière fiable si un billet est faux ou vrai (classification supervisée)

Dans notre analyse:

- ✓ K-Means a permis d'identifier des regroupements naturels entre billets vrais et faux, ce qui aide à explorer et visualiser les données
- ✓ Random Forest a montré de très bonnes performances en test, avec une robustesse au sur-apprentissage et une bonne interprétabilité (importance des variables)

Pourquoi c'est important?

- ➤ On utilise K-Means pour repérer des comportements suspects sans supervision
- ➤ On utilise Random Forest pour confirmer la détection avec un modèle fiable et précis
- ➤ Ensemble, ils offrent une solution complète : exploration + prédiction robuste

Le KMeans

- Objectif:
 - ➤ Regrouper les clients en profils similaires (clustering non supervisé)
- Méthode:
 - ✔ Choix du nombre optimal de clusters grâce
 à la méthode du coude (elbow method)
 - ✓ Utilisation de KMeans pour regrouper les individus selon leurs caractéristiques
- Résultat :
 - ➤ Les clusters obtenus permettent d'identifier des segments de clients avec des comportements ou besoins différents
 - ➤ Visualisation des clusters en 2D pour interprétation simple

(Insérer le graphique des clusters + inertie ici)

Le Random Forest

- Objectif:
 - ➤ Prédire une variable cible à partir de plusieurs variables explicatives
- Pourquoi Random Forest?
 - ✓ C'est un modèle puissant et robuste
 - ✔ Il limite le sur-apprentissage grâce à
 - l'agrégation de plusieurs arbres de décision ✓ Il permet de connaître l'importance des variables
- Résultat :
 - ➤ Bonnes performances sur les données de test
 - ➤ Mise en évidence des variables les plus influentes dans la prédiction

(Insérer la matrice de confusion et/ou l'importance des variables)



05. L'application

