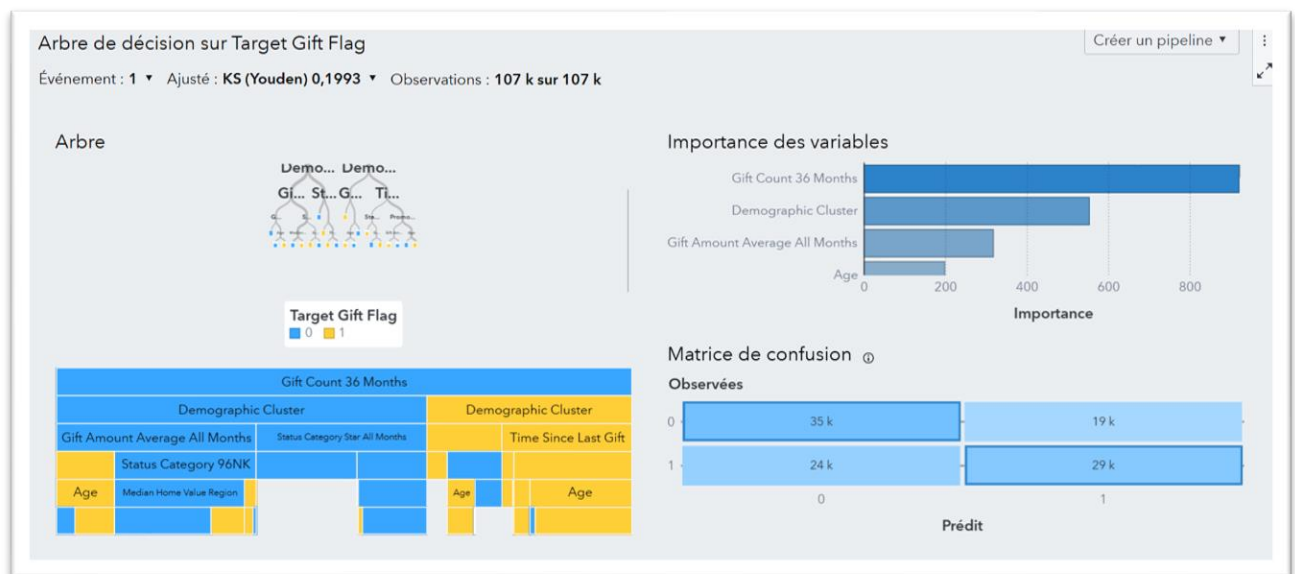


# Synthèse managériale

Onno Lilou

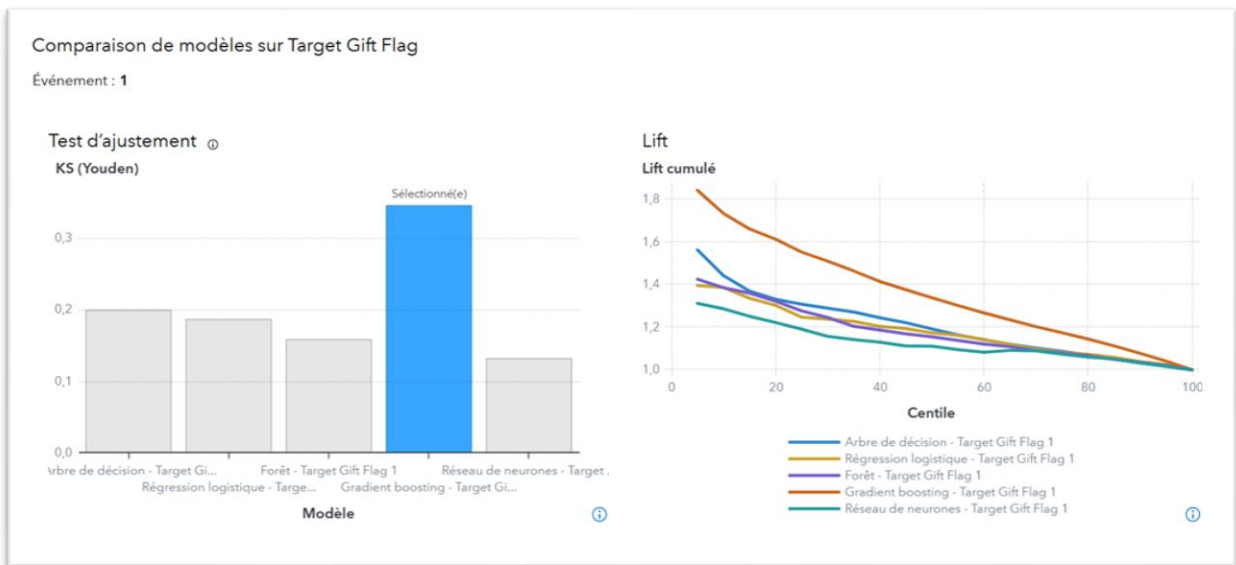


Parmi les variables explicatives, quatre se distinguent comme importantes : « Nombre de dons sur 36 mois », « Cluster démographique », « Montant moyen des dons sur l'ensemble des mois », et « Âge ».

Dans l'arbre de décision, la première variable discriminante est « Nombre de dons sur 36 mois » (Gift count 36 Months). Cela représente le nombre de dons effectués par une personne au cours des trois dernières années.

La base contient 106 546 personnes. Nous avons 50 % des individus qui ont fait des dons, et 50 % qui n'en ont pas fait.

En descendant jusqu'au nœud n°2, l'effectif se réduit à 37 939 personnes. Ces personnes se trouvent dans la catégorie des individus ayant fait plus de 4 dons au cours (<4) des 36 derniers mois. Parmi eux, 58,74 % ont répondu positivement aux sollicitations.



Lors de la comparaison de tous les modèles, et d'après les statistiques relatives à la variable « Target Gift Flag », le meilleur modèle est le Gradient Boosting (GB).

En examinant la courbe de Lift du Gradient Boosting, au point le plus élevé, on peut observer que le modèle atteint un lift de 1,84 à 5%. Cela signifie que si l'on sélectionne les 5% des individus ayant la probabilité la plus élevée de faire un don selon notre modèle, on peut s'attendre à obtenir un taux de retour 1,84 fois supérieur au taux de retour moyen.

Ainsi, en sélectionnant les 5% des clients les plus susceptibles de répondre positivement, nous pouvons espérer un taux de retour de  $1,84 * 50\% = 92\%$ . Cela indique qu'en ciblant ces 5% de la population, 92% d'entre eux devraient faire un don, selon le modèle.

Dans notre cas, le coût moyen d'un gadget est de 2 euros, et la marge nette moyenne est de 3 euros par don.

Si nous envoyons une communication à 10 000 personnes, avec un coût de 2 euros par envoi, et que seulement 50 % d'entre elles effectuent un don avec une marge nette de 3 euros, nous perdons de l'argent. L'équation serait :

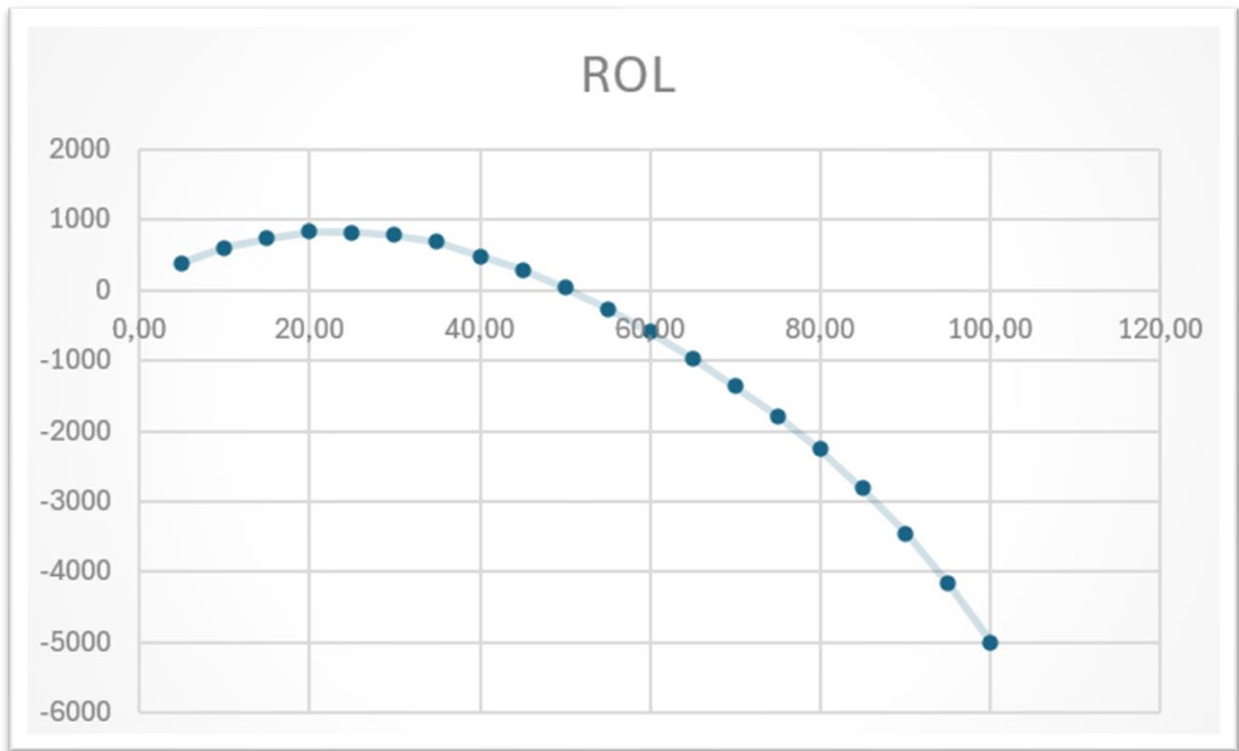
$$10\,000 * (-2 + 3 * 50\%) = 10\,000 * (-2 + 1,5) = 10\,000 * -0,5 = -5\,000 \text{ euros.}$$

Cependant, avec le Gradient Boosting, qui a appris à mieux cibler les 5% de notre base ayant la probabilité la plus forte de faire un don, le taux de retour ne serait plus de 50% mais de 90% (en arrondissant).

Si nous appliquons cela aux 5% de la base (soit 500 personnes), nous obtenons :

$$500 * (-2 + 3 * 90\%) = 500 * (-2 + 2,7) = 500 * 0,7 = 350 \text{ euros de profit.}$$

Cela montre qu'en utilisant le modèle pour cibler plus efficacement, nous pouvons transformer une perte en bénéfice en augmentant le taux de retour.



Le ROL (Return on Lift) atteint son maximum à 20%. Ainsi, en sélectionnant les 20% des individus ayant la probabilité la plus élevée de faire un don selon notre modèle, on pourrait réaliser un gain de 839,31 euros.