PROJET BIG DATA

Rapport

RESUME
Identification de phénomène d'antisélection en assurance automobile, par l'utilisation de modèles de Machine Learning sur deux bases de données normalisées. L'une venant d'un portefeuille d'assurance et l'autre venant du gouvernement.

Soline BLOCH

Table des matières

I- Introduction

L'assurance automobile est un produit d'assurance très encadré et obligatoire dans la plupart des pays du monde. Cette assurance permet de se protéger notamment en responsabilité civile automobile, c'est-à-dire se protéger en cas d'accident où un tiers serait victime. La responsabilité civile automobile en général et surtout en France engendre les sinistres les plus coûteux pour l'assureur et pour cause l'assureur est tenu d'indemniser intégralement la victime depuis la loi Badinter de 1985 (rente s'il n'est plus capable de travailler, tierce personne…).

Les assureurs ont une vision des événements et des risques via leur portefeuille. Cette vision des risques peut être biaisé par plusieurs phénomènes et notamment par le risque d'antisélection. L'antisélection pourrait être résumé comme le fait d'attirer de mauvais risques à cause d'une tarification qui ne reflète pas suffisamment le niveau de risque de l'individu. C'est pour cela que croiser ses données avec des données plus globales est un exercice intéressant qui peut aider à savoir si l'assurance est sujette d'antisélection.

Couramment, en assurance automobile, la variable affectant le plus la tarification est l'âge, c'est pour cela que nous nous proposons dans ce projet d'étudier un portefeuille d'assurance auto via des techniques de Machine Learning, puis de croiser nos données avec des données du gouvernement pour vérifier si ce portefeuille subit un phénomène d'antisélection.

II- Le portefeuille d'assurance automobile

Présentation de la base de données

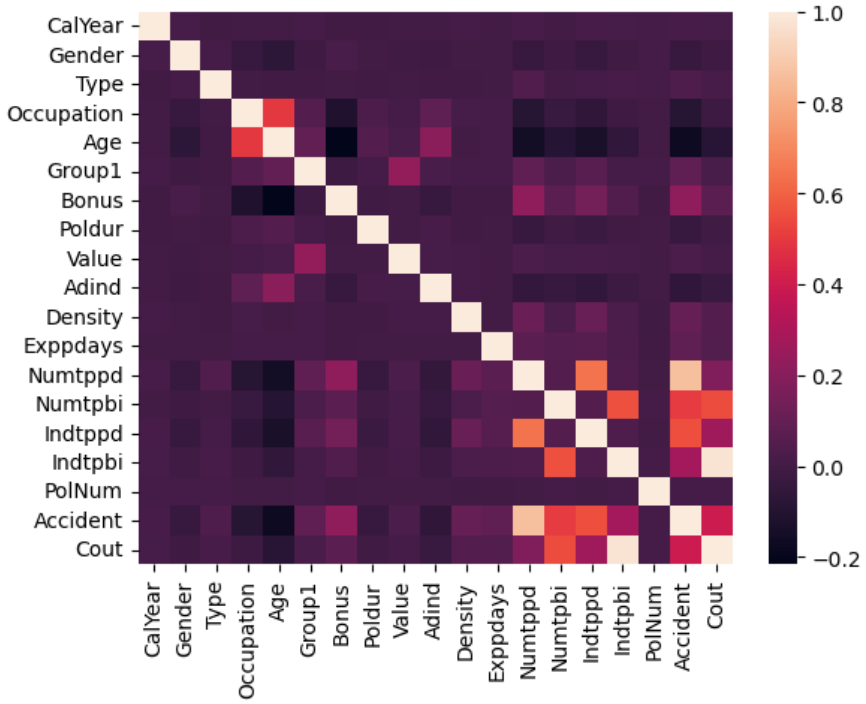
Le portefeuille d'assurance que nous avons a été trouvé sur Kaggle (https://www.kaggle.com/competitions/machinelearningesilv/overview?fbclid=IwAR0yWRKxBYGtQCYsrdDI4m2s9kDoNU9SxuFRRbMt-XRROrYj8He_PmQ-POQ) et nous savons qu'il a été donné par le professeur Arthur Charpentier. Cependant, nous ne sommes pas sûr de quel pays les données viennent, mais étant donné que les assurés ont tout au moins 18 ans, nous supposerons que ce sont des données européennes. Cette base de données contient diverses infirmations sur 80 000 assurés qui ont souscrit en 2009 et en 2010 :

- Sur l'assuré : âge, genre, occupation dans la vie et densité de population dans sa ville
- La voiture : type (allant de A à F et décrivant citadine, mini…), la catégorie qui reprend la variable type en moins précisé avec juste 3 modalités (Large, Medium, Small), ainsi que la valeur du véhicule
- Des informations sur le contrat : nombre de jours d'exposition, année de souscription, bonus ou malus, l'ajout d'une garantie dommage matériel
- Des informations sur les sinistres : nous savons si un sinistre à un tiers a eu lieu corporel ou matériel ainsi que son coût.

Etude préliminaires sur le portefeuille d'assurance

Afin de repérer un lien entre nos données, nous réalisons une matrice de corrélation en ayant préalablement retraité nos variables catégorielles en variables quantitatives (par exemple pour le genre, nous avions les modalités « F » ou « M » nous les remplaçons respectivement par 1 et 0). Dans notre base de données, nous avions les variables Numtppd et Numtpbi qui sont respectivement le nombre de sinistres matériel et corporel au tiers ainsi que les variables Indtppd et Indtpbi qui représentent leur coût. Nous sommons donc ces variables pour obtenir le nombre d'accidents globaux que nous appellerons « Accident » (qui prend soit 1 soit 0) et le goût des accidents que nous appellerons « Coût ».

Matrice de corrélation de nos données de portefeuille

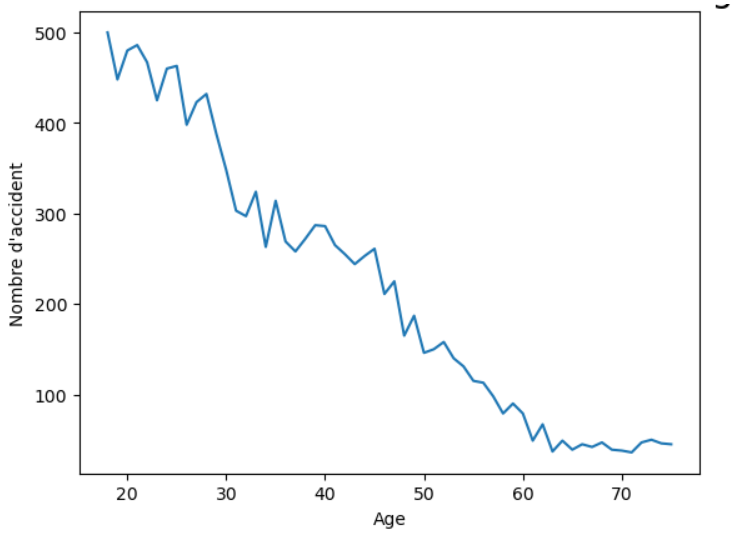


Nous obtenons la matrice de corrélation suivante, les corrélations que nous voyons en bas à droite sont normales puisque les variables Accident et Cout en sommant les autres variables. Nous remarquons une corrélation entre l'âge et l'occupation dans la vie qui est logique au vu des modalités que prend la variable occupation (les jeunes sont le plus souvent étudiants et les personnes âgées sont souvent retraitées).

Un chiffre intéressant est qu'il y a 15,79% de notre portefeuille qui ont eu un accident

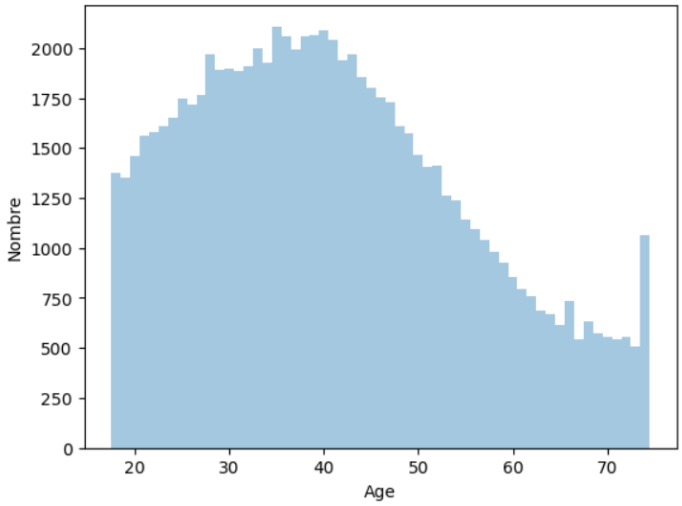
Nous voulions vérifier si l'âge avait réellement un impact sur le nombre d'accident

Graphique du nombre d'accident en fonction de l'âge



Sur le graphique suivant nous voyons clairement que les âges jeunes sont plus accidentogènes que les âges plus élevés. Comparons par rapport à la répartition des âges dans notre portefeuille.

Histogramme de la répartition des âges dans le portefeuille



Nous remarquons que nous n'avons pas particulièrement beaucoup de jeunes dans le portefeuille, en effet, le pic des âges est plutôt atteint aux alentours des 40 ans. Nous pouvons donc dire que l'âge semble jouer un rôle dans le fait d'avoir des accidents.

Machine Learning sur le portefeuille

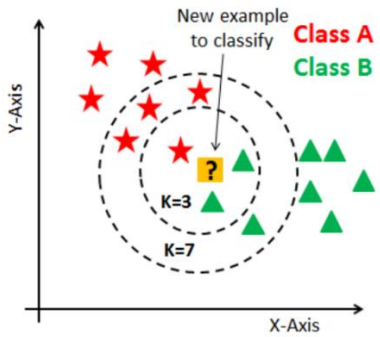
Afin de vérifier nos points précédents, nous allons tenter de développer des techniques de Machine Learning pour classifier les assurés qui auraient un accident et peut-être comprendre l'importance de l'âge dans les accidents. Nous avons décidé de se placer en situation où nous aurions un potentiel client qui nous appellerait en nous donnant très peu d'information et que nous souhaiterions savoir si c'est un bon ou un mauvais risque. Les informations qu'il nous donnerait seraient les suivantes : son âge, son genre, le type de voiture qu'il a (de A à F) et son occupation dans la vie.

Dans tous les modèles qui seront présentés, nous aurons séparé notre portefeuille en deux. 80 % de notre portefeuille nous permettra de calibrer notre modèle et 20 % de le tester. C'est-à-dire que pour les 20 % de tests nous demandons à notre modèle d'indiquer si la personne a eu un accident ou non et nous comparons par rapport au vrai résultat que nous connaissons.

Les K Nearest Neighbors

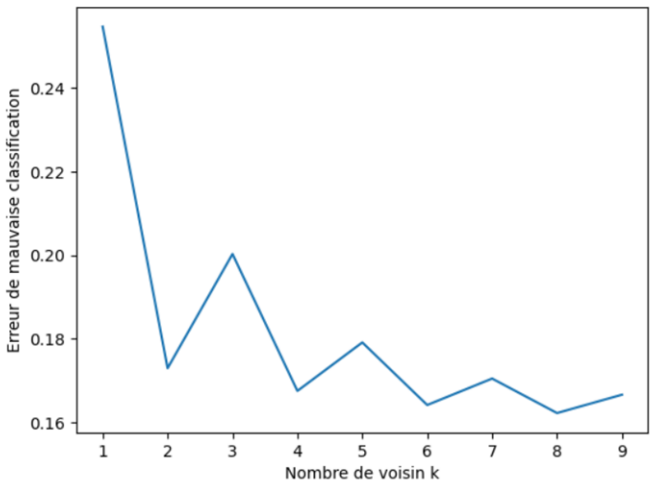
Le KNN ou K Nearest Neighbors est une technique de Machine Learning supervisé où l'algorithme va assigner une classe à chaque individu du test en regardant la classe de ces k voisins les plus proches et en assignant la classe majoritaire de ces voisins.

Schéma explicatif KNN



En fonction du nombre de voisins choisit le résultat peut varier dans le schéma ci-dessus nous remarquons qu'en choisissant k=3 la classe majoritaire sera la classe B alors qu'en choisissant k=7 la classe majoritaire sera la classe A. Pour bien choisir notre nombre de voisins nous avons réalisé une boucle qui teste pour différents k et nous choisissons le k qui minimise l'erreur de prédiction

Graphique de l'erreur de classification en fonction du nombre de voisin considéré

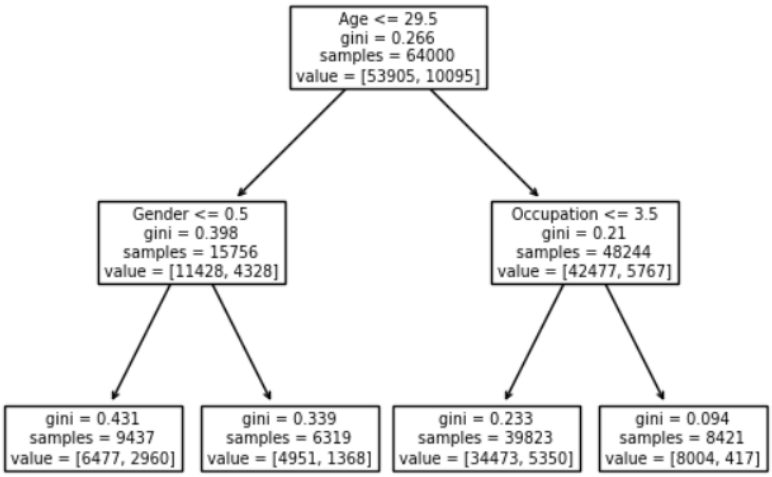


Le nombre idéal de voisins dans notre cas est donc de 8 et ce modèle nous donne une précision de 83,7% (c'est-à-dire que l'algorithme a raison dans 83,7% de ces prédictions).

L'arbre de décision

L'arbre de décision est une technique de machine Learning qui permet de classifier en plusieurs catégories des données. L'arbre de décision choisit à chaque fois un critère le plus discriminant pour séparer les données et hiérarchise ces critères, cependant avec cette technique le risque de surapprentissage, c'est-à-dire le fait d'être trop adapté aux données d'entraînement et avoir une précision moyenne sur les données test, est élevé.

Arbre de décision sur les données du portefeuille



L'arbre de décision que nous avons réalisé ci-dessus sur les données d'entraînement nous indique que le premier nœud, critère discriminant est l'âge. Nous remarquons cependant qu'avec cette profondeur de 2 nœuds, nous n'arrivons pas à avoir de feuille pure, c'est-à-dire à avoir une feuille qui contient seulement des personnes accidentées ou non accidentées. Cela montre qu'il reste toujours une part de hasard sans le fait d'avoir un accident. L'indice Gini mesure la probabilité qu'un individu choisit au hasard dans le nœud soit mal classé. Plus l'indice est de zéro plus cela signifie que les individus sont bien classés.

L'arbre de décision nous donne un score de 84,15 %, c'est légèrement plus élevé que le KNN, mais cela reste le même ordre de grandeur, nous constatons que dans le premier nœud qui prend comme critère l'âge nous avons un indice gini de 0,266 cela signifie que rien qu'avec l'âge, nous sommes capables de prédire si la personne aura un accident.

La régression logistique

La régression logistique est une technique de base en statistiques et en Machine Learning, elle est utilisée lorsque la variable cible est binaire, une fonction sigmoïde est créée à partir de coefficient des variables explicatives. C'est une méthode plutôt simple qui ne demande pas trop de puissance de calcul. Nous avons obtenu un score de 84 % également.

L'importance de la variable âge

Suite aux observations que nous avons pu faire grâce au graphique du nombre d'accidents en fonction de l'âge et à l'arbre de décision, nous avons décidé de tester les modèles en ne gardant que l'âge et le genre comme variables explicatives. Les résultats obtenus avec l'arbre de décision et la régression logistique dans ce cas sont très semblables au cas où nous avions toutes les variables explicatives.

III- Croisement des données

Un portefeuille d'assurance nous donne un certain nombre d'information, mais il peut être biaisé par différents phénomènes comme l'anti sélection que nous avons expliqué plus haut. Il se pourrait que le portefeuille que nous étudions ne mette pas des tarifs suffisamment élevés pour les jeunes conducteurs et attirent donc des mauvais risques. Pour avoir une vision globale des accidents de la route nous nous sommes rendus sur le site data.gouv (https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/bases-de-donnees-annuelles-des-accidents-corporels-de-la-circulation-routiere-annees-de-2005-a-2021/)

Présentation et retraitement de la base de données véhicules 2021

La base de données utilisée pour croiser nos données provient de data.gouv c'est la base usager.2021 qui concentre des informations sur les accidents relevés par les forces de l'ordre en 2021 et remplissant au moins une des trois conditions suivantes :

- Implique au moins une victime
- Survient sur une voie publique ou privée, ouverte à la circulation
- Implique au moins un véhicule

La base usager comporte une ligne par individu et chaque individu est relié à l'accident par le numéro d'accident et par l'identifiant du véhicule.

Numero accident	Identifiant véhicule	Rôle dans l'accident (conducteur/ passager/ piéton)	Age	Sexe	Gravité

Nous transformons cette base afin d'avoir la vue suivante avec une ligne non pas par individus concernés par l'accident, mais pour avoir une ligne par véhicule. Pour la gravité de l'accident, nous prenons la gravité maximale des individus concernés par l'accident. La gravité de l'accident est une variable qui prend ses valeurs de 1 à 4 (1- Indemne, 2- Blessé léger, 3- Blessé hospitalisé, 4- Tué). Pour déterminer la gravité globale de l'accident nous prenons la gravité maximale cela nous indiquera si le sinistre sera onéreux.

Identifiant véhicule	Nombre de conducteur (toujours égale à 1)	Age du conducteur	Sexe du conducteur	Nombre de passager	Nombre de piéton	Gravité de l'accident

Comparabilité des bases et utilisation

Dans la base du gouvernement, nous avons seulement des individus accidentés et des détails sur les accidents ainsi que leur niveau de gravité. Dans la base de notre portefeuille, nous avons des individus accidentés et non accidentés nous ne sélectionnons que les individus accidentés, il faut également noter que ce ne sont que les accidents avec un tiers concerné qui sont reportés. C'est pour cela, que nous avons gardé dans la base du gouvernement que les accidents où il y avait au moins un passager ou un piéton concerné.

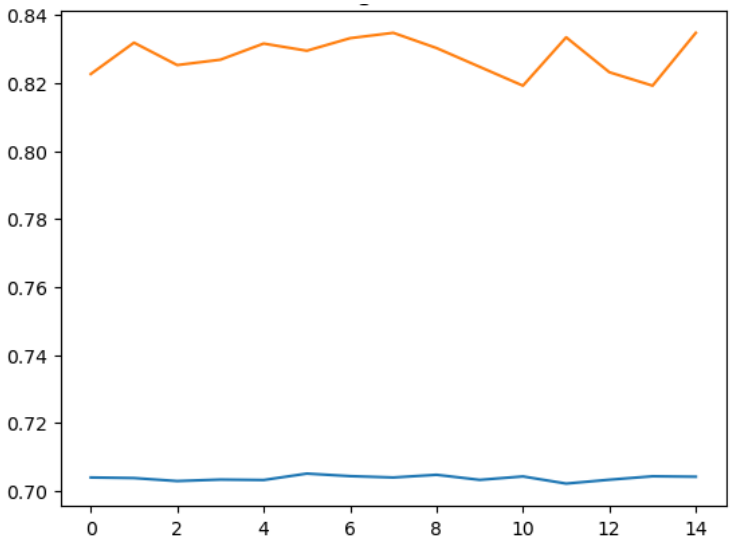
Etant donné que nos bases ne sont pas homogènes (une contient que des accidentés, et l'autre des accidentés et des non accidentés) nous décidons que nous nous concentrerons sur les sinistres graves qui sont ceux qui sont onéreux. Pour la base du gouvernement un sinistre est grave si au moins une des victimes a été blessé et hospitalisé (gravité niveau 3). Pour la base du portefeuille trouver cette limite est plus délicat, nous pourrons procéder des deux manières différentes :

- Considérer qu'un sinistre est grave lorsque le coût associé dépasse le coût de 24h hospitalisation (le coût d'une nuit d'hospitalisation est d'environ 1300 euros en France, nous choisirons donc ce seuil)
- Se référer au pourcentage d'accidents graves dans la base du gouvernement (ceux qui sont en gravité 3 ou 4) et prendre comme seuil sur la base du portefeuille le plus petit montant de ce pourcentage des accidents les plus onéreux.

Le but ici est non pas comme avant de développer un modèle permettant de prédire si un individu aurait un accident (puisque nos bases ne contiennent plus que des individus accidentés).

Seuil accident grave à 1300 euros

Graphique des scores de précision de la régression logistique
orange : données test portefeuille, bleu : données gouvernementales



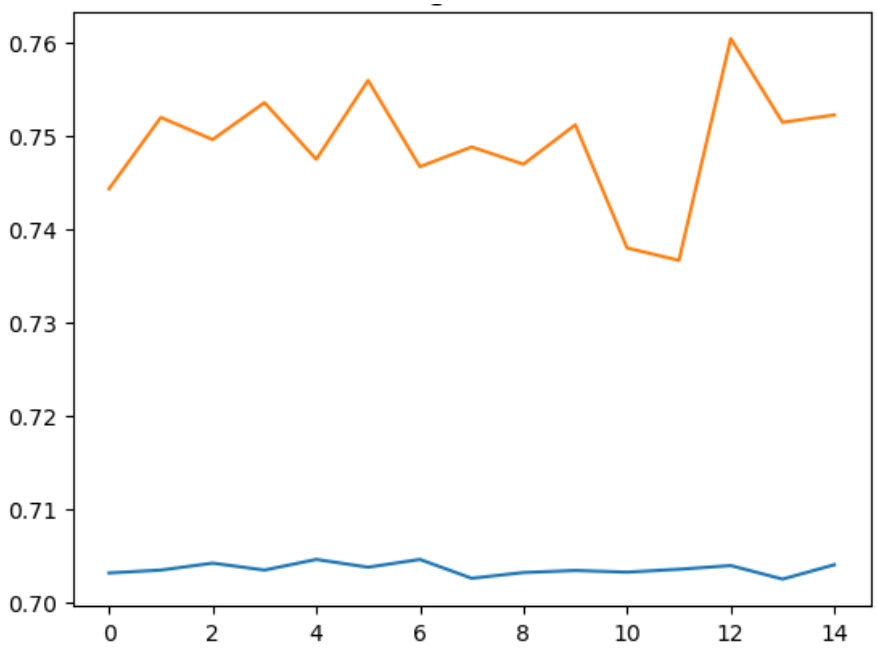
Nous prenons un seuil d'accident grave à 1300 euros et les identifions dans la base portefeuille. Puis nous divisons ces données pour avoir un set d'entraînement et un set de test. Nous entraînons le modèle sur les données d'entraînement de la base d'assurance puis nous testons notre modèle sur les données test du portefeuille et sur les données du gouvernement.

Sur les données du portefeuille, le score est aux alentours de 82% de précision, alors que pour le test sur les données du gouvernement, le score est aux alentours de 70% de précision. Cet écart de plus de 10% est significatif, cela pourrait être le signe d'anti sélection dans notre portefeuille.

Seuil en pourcentage des accidents graves dans les données gouvernementales

Nous avons testé cette méthode, mais elle semble peu adéquate. Pour se faire nous avons calculé le ratio des accidents en catégorie 3 ou 4 dans la base gouvernementale sur l'ensemble des accidents. 29% des accidents de la base gouvernementale sont graves. Dans notre portefeuille, nous rangeons par ordre croissant les coûts des accidents et nous sélectionnons la plus petite valeur faisant partie des 29% des accidents les plus graves. La valeur que nous avons trouvée était de 130. Nous retestons nos données en considérant comme grave sur la base du portefeuille les accidents ayant coûté plus de 130 euros. Cependant, cela semble incohérent puisque 130 euros n'est pas le montant d'un accident grave.

Graphique des scores de précision de la régression logistique
orange : données test portefeuille, bleu : données gouvernementales



L'écart est moins important, mais nous retenons que la méthode semble incohérente.

IV- Conclusion

Pour conclure, ce projet avait pour but d'utiliser le Machine Learning afin de détecter l'anti sélection dans des portefeuilles d'assurance automobile. Lors de l'étude de notre portefeuille, nous avions remarqué que l'âge jouait un rôle plus qu'essentiel dans la prédiction des accidents. Au point qu'en retirant les variables explicatives « Occupation » et « Type » de véhicule pour ne garder que les variable « Age » et « Genre » nous conservions le même niveau de précision du modèle. Nous avons donc décidé de croiser nos données avec celle du gouvernement en France trouvées sur data. Gouv. Nous nous intéressions plus au fait d'avoir un accident ou non mais au fait d'avoir un accident grave.

La méthode où nous fixons un seuil à 1300 euros semble plus pertinente et réaliste que la seconde méthode. Nous trouvions un écart de plus de 10% ce qui serait le signe d'anti sélection.

Cependant, cette étude comporte des limites et des axes d'amélioration. Au niveau de la base concernant le portefeuille d'assurance, nous n'avions pas de détail sur la provenance des données et leur pays d'origine. Au niveau des données du gouvernement, nous avions l'ensemble des accidents, mais nous ne savions si le conducteur était toujours responsable de l'accident nous avons donc supposer qu'il l'était.

Une dernière approximation est le seuil à partir duquel on identifie un accident grave nous avons choisit 1300 euros qui est le coût d'une nuit d'hospitalisation cependant nous ne connaissons pas le coût des accidents en gravité 3 et 4 de la base gouvernementale et nous ne savons pas quel est le coût d'une nuit d'hospitalisation pour un assureur en moyenne sachant que la Sécurité Sociale prend en charge une partie.

Annexe

Vous retrouverez mon Jupyter notebook ainsi que mes bases de données utilisées pour ce rapport :

https://github.com/SolineBl/Anti-s-lection-Machine-Learning