RAPPORT D'ANALYSE DES DONNÉES •

Projet Kickstarter

Cursus Data Analyst

Réalisé par:

M. Kevin CARO







DEFINITIONS



CROWDFUNDING

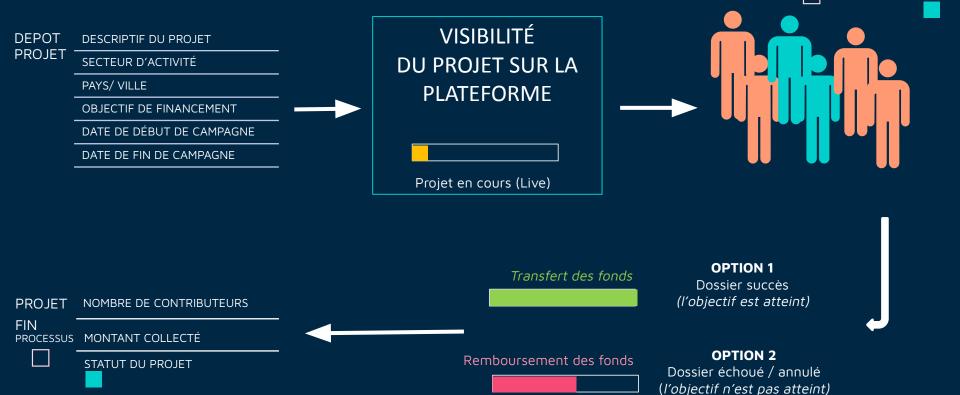
Le crowdfunding est un nouveau mécanisme qui a pour objectif de collecter des apports financiers de particuliers (sous forme de dons, de prêts, d'investissement...) via une plateforme internet comme Kickstarter, ulule...



KICKSTARTER

Créé en 2009, Kickstarter est une plateforme américaine de crowdfunding, qui a été précurseur dans ce domaine. Elle donne la possibilité aux internautes (porteurs de projets) de financer des projets encore au stade d'idée (en réduisant les lourdeurs associées aux modes traditionnels d'investissement, comme les prêts bancaire)

FONCTIONNEMENT DE LA PLATEFORME



NOTRE OBJECTIF

- Comprendre et analyser les tenants qui contribuent au succès ou à l'échec d'un projet
- Créer un modèle capable de prédire les statuts (successful ou failed) des projets dans le but d'aider les créateurs potentiels à concevoir une bonne campagne de financement





LE JEU DE DONNÉES

KAGGLE

- Source: site KAGGLE
- Périodicité : d'avril 2009, jusqu'à la fin 2020.
- Nombre de colonnes: 19 colonnes.
- Nombre de projets: 217 252 projets avant traitement (Chaque ligne correspond à un projet).
- Colonne cible: est la colonne "status" qui détermine si une campagne a fonctionné, échoué, annulé ou est en cours.
- Type informatique : int, float, catégorielle ou numérique.

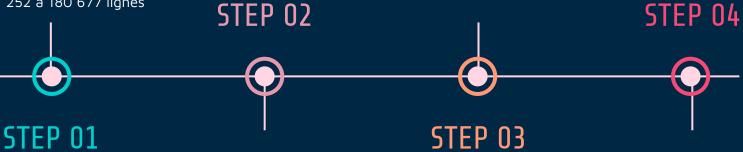
Ø	
Nom de la colonne	Description
Unnamed0	Indexation croissante 1,2,3
ID	Identifiant unique du projet
Name	Le nom du projet
Currency	La devise (USD, CAD)
Launched_at	La date de lancement d'un projet
Backers_count	Le nombre de contributeurs par projet
Blurb	Texte de présentation du projet
Country	Le pays dans lequel la campagne a été lancé
Deadline	La date à laquelle la campagne se termine
Slug	La partie qui identifie chaque page de votre site
Status	Elle détermine si une campagne a fonctionné :
	successful ou a échoué : failed ou est encore en cours
Used_pledged	Est le montant engagé dans la campagne, c'est-à-dire la
	somme des dons
Sub_category	La colonne des sous catégories des projets
Main_category	Les catégories principales
Creator_id	L'identifiant du créateur
Blurb_length	La longueur du texte de présentation du projet
Goal_usd	Objectif fixé
City	La ville du projet
Duration	Durée du projet
	** 110 · · · · · · · · · · · · · · · · · ·



NOTRE PROCÉDURE DE NETTOYAGE

- Vérification des données manquantes, des NAN (Le Dataset Kaggle ne comportait pas de NAN)
- Suppression des doublons passant de 217 252 à 180 677 lignes

- Supprimer les variables d'indexation;
- Supprimer certaines colonnes fortement corrélées (Nous avons conservé la colonne Country et supprimé colonne City par exemple): Matrice de corrélation, V_Cramer, p-valeur;
- Spliter la colonne « launched_at » : jour, mois, année



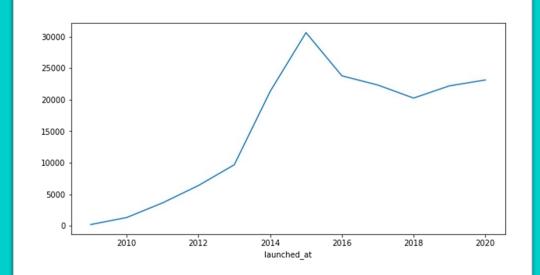
 Corriger les intitulés des colonnes "sub_category" et "main_category"

- La variable « status » a été transformé afin de ne garder que les projets échoués (failed) et ceux à succès (successful)
- On a mis de côté les projets "lives" (les projets en cours) pour les utiliser avec notre modèle



Nombre de projets par année

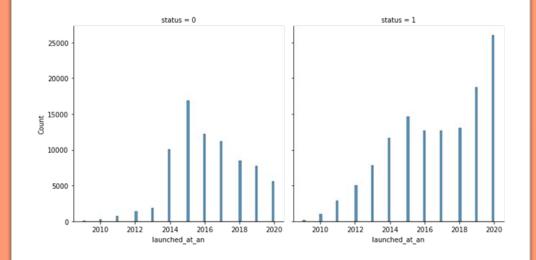
- En 2015, la plateforme a enregistré le plus de projets depuis sa creation.
- Ce pic est suivi d'une faible décroissance jusqu'en 2018, où l'on observe une évolution positive.



Le nombre de projets suivant le « Status » (successful ou failed) par année

- Pour les projets échoués (status=0), à partir de 2014, le nombre de projets échoués a connu un réel pic en 2015. L'année suivante, l'enregistrement des projets échoués n'a cessé de diminuer.
- Pour les projets réussis (status = 1), l'évolution en nombre s'est faite progressivement, et d'une façon continue, de 2009 à 2015. Le nombre de projets réussis a enregistré un pic en 2015, suivi d'une stagnation de 2016 à 2018, puis d'une croissance accrue en 2019 qui s'est confirmée durant l'année 2020.

Tout porte à croire que la plateforme a entrepris des actions, à partir de l'année 2015 qui ont eu un bénéfice conséquent sur la réussite des projets.

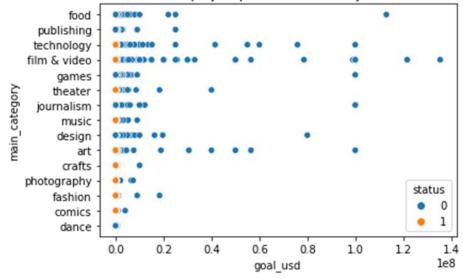


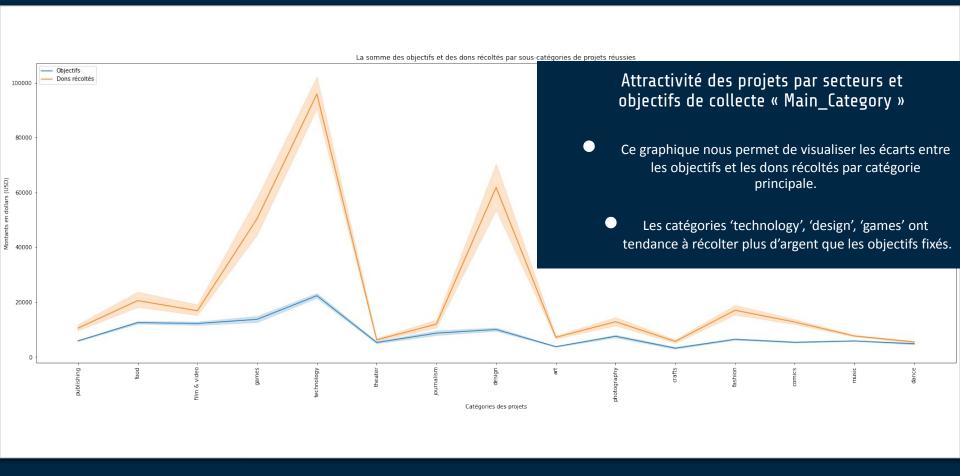
Attractivité des projets par secteurs et objectifs de collecte

- L'objectif de collecte Goal_usd est un levier important dans la réussite ou non d'une campagne de financement.
- Il existe donc un seuil psychologique à prendre en considération:
 - l'objectif de collecte moyen des projets réussis est de :
 8 857.67 USD,
 - Contre un **objectif moyen** des projets non réussis est de :

83 216.44 USD.





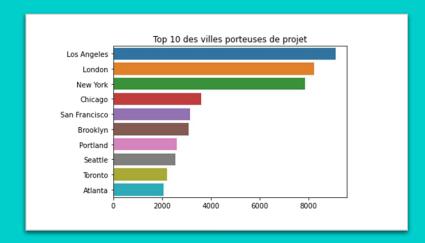


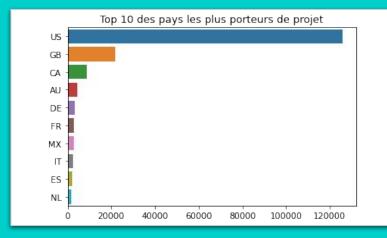
L'emplacement géographique

On constate que les villes se situent majoritairement dans les pays anglosaxons (Etats-Unis, Angleterre, Canada). Probablement, du fait de la généralisation de ce mode de financement, de la culture de l'entreprenariat dans ces pays...

Le graphique du classement Pays le confirme, à savoir que les pays anglosaxons sont majoritaires (*US, Grande Bretagne, Canada*).

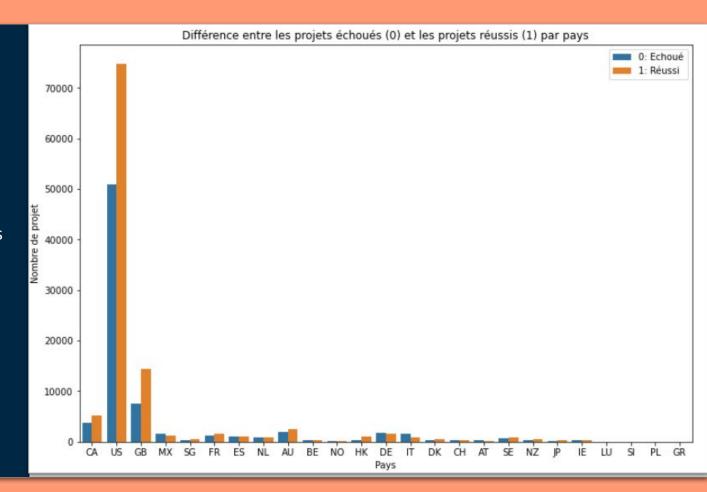
Les Etats-Unis sont et demeurent largement dominants en termes de projets





L'emplacement géographique

On constate que les
 Etats-Unis sont le pays
 qui comptabilise le plus
 de projets réussis et de
 projets échoués.





PRÉPARATION DU JEU DE DONNÉES POUR LES MODÈLES

 Enlever les variables qui sont déterminées qu'après la fin de la campagne, il s'agit de: «usd_pledged » et « backers_count »

STEP 02

 Utilisation, pour la mise à l'échelle des valeurs, de la librairie StandardScaler de Scikit-learn.

 Affectation de la variable « status » comme étant la variable cible «target ».



STEP 01

- Séparation des variables explicatives.
- Création d'un dataframe "feats" dans lequel les variables explicatives (features) dichotomisées ont été stockées.





TEST

NOTRE JEU <u>DE DONNÉES</u>



RESULTATS DES MODELES

Random Forest 67.91 % Regression logistique

68 %

XGB00ST

71,56 %



>Décèle 60% des projets échoués

>Prédit 74% des projets à succès

>Précision pour les projets à succès 73%



>Décèle 45% des projets échoués >Prédits 84% des projets à succès.

Ce modèle a une forte tendance à classer les projets comme étant des succès



KNN

68, 87%

>Décèle 56% des projets échoués

>Prédit 79% des projets réussis

>Précision pour les projets réussis est de 72%

Le KNN est le modèle le plus lent avec 2.8 min. de temps d'exécution



>Décèle 51 % des projets échoués

>Prédit 86% des projets à succès.

>Précision pour les projets à succès est estimée à 72%





AMELIORATION DU MODELE XGBOOST

Changer les hyper paramètres par défaut

 D'après les résultats précédents, le XGBOOST a obtenu le meilleur score.

 Nous avons réussi à améliorer le score obtenu grâce aux paramètres (max_depth=10)



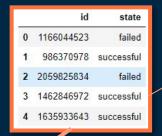
- Evaluation du score du modèle
- Etude de la matrice de confusion
- Prise en compte de la durée de traitement du modèle et de son exécution

Augmentation de +1,65

PREDICTIONS DES PROJETS LIVE

Dataset des projets en cours (Live)





Dataset Webrobots avec les derniers statuts des projets

- Nous avions conservé les projets en cours (live) pour évaluer notre modèle, grâce aux données de Dataframes plus récents récupérés sur la plateforme Webrobot
- Le but étant de comparer les prédictions

Merge



matrice de confusion pred vs résultat réel Status_pred 0 1 state 0 244 597 1 90 1528

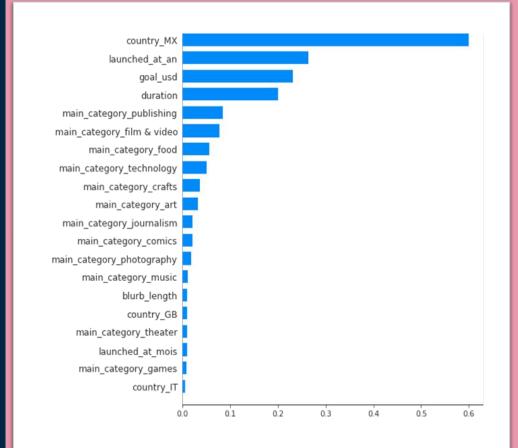
Score du Model sur des données réelles 0.725091500610004

Matrice diagonale Score 72,25% vs 73,21%



INTERPRÉTABILITÉ DU MODÈLE XGBOOST

- Pour analyser notre modèle nous avons utilisé la librairie Shap
- D'après le graphique obtenu, nous remarquons que notre modèle accorde une grande importance aux variables goal_usd, launched_at_annee, duration et country_MX (Mexique)



/12/

- Les valeurs des caractéristiques qui augmentent les prédictions sont en rouge et leur taille visuelle montre leur ampleur dans notre modèle de prédictions.
 - launched_at_anne,
 - o goal_usd,
 - o main_category_publishing...
- Les valeurs qui ont un effet significatif sur la diminution de la prédiction.
 - country_MX (Mexique)
 - duration



Ces techniques nous ont permis de:

- Mettre en place une méthodologie visant à comprendre et expliquer notre problématique, à savoir la compréhension au travers une analyse approfondie, des tenants qui influencent et contribuent au succès, ou à l'échec d'un projet sur la plateforme Kickstarter.
- Notre but étant d'aider les créateurs, porteurs de projets potentiels à concevoir la meilleure campagne de financement.
- Grâce à nos études nous avons pu faire ressortir des tendances qui vont permettre aux futurs porteurs de projets d'optimiser, d'augmenter la possibilité de réussite d'un projet, grâce à notre modèle pleinement fonctionnel.



Pistes d'amélioration:

- Faire des regroupements par continent afin d'essayer d'améliorer les scores des modèles.
- Tester le comportement des modèles sans la variable Duration, qui a un effet significatif sur la diminution de la prédiction.



