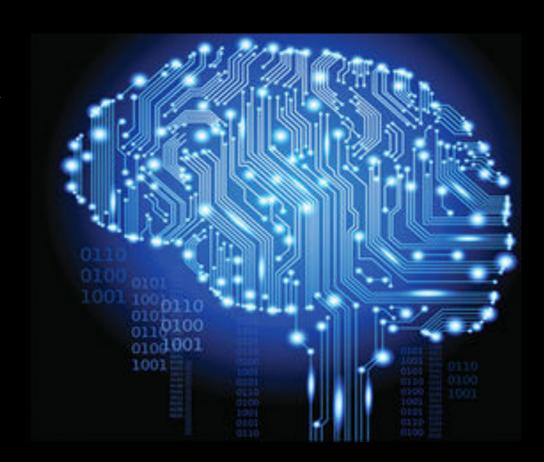
SPAM DETECTOR

HENRY ROMAIN
LANG JORDAN
SPIELDENNER JEREMY



GITHUB.COM/SPIELDY/SPAMDETECT

Sommaire

- * Introduction
- * Etude du cahier des charges
- * Répartition des tâches
- * Normalisation et statistiques
- * 2-Means
- Django et Highcharts
- * Test unitaires
- Conception graphique
- * Difficultés rencontrées
- * Conclusion

Introduction

Etude du cahier des charges

- * Python / Django
- * K-Means
- * Git / Github
- * Architecture MVC
- * JavaScript / Highcharts.js









Répartition des tâches

- Méthode agile : Extrem Programming
- * Romain et Jordan : modèle et contrôleur
 - * K-Means, normalisation, statistiques
- * Jérémy : vue et contrôleur
 - * Django, Highcharts, maquette

Normalisation et statistiques



- * Séparation des données en spam/non spam
- * Statistiques sur les deux types de données
- * Prospection des paramètres significatifs

× 2-Means

- * Deux clusters (spam / non spam)
- * Initialisation forcée des centroids
- * Clusterisation des données
- * Permettre l'extraction de données

Django et Highcharts.js

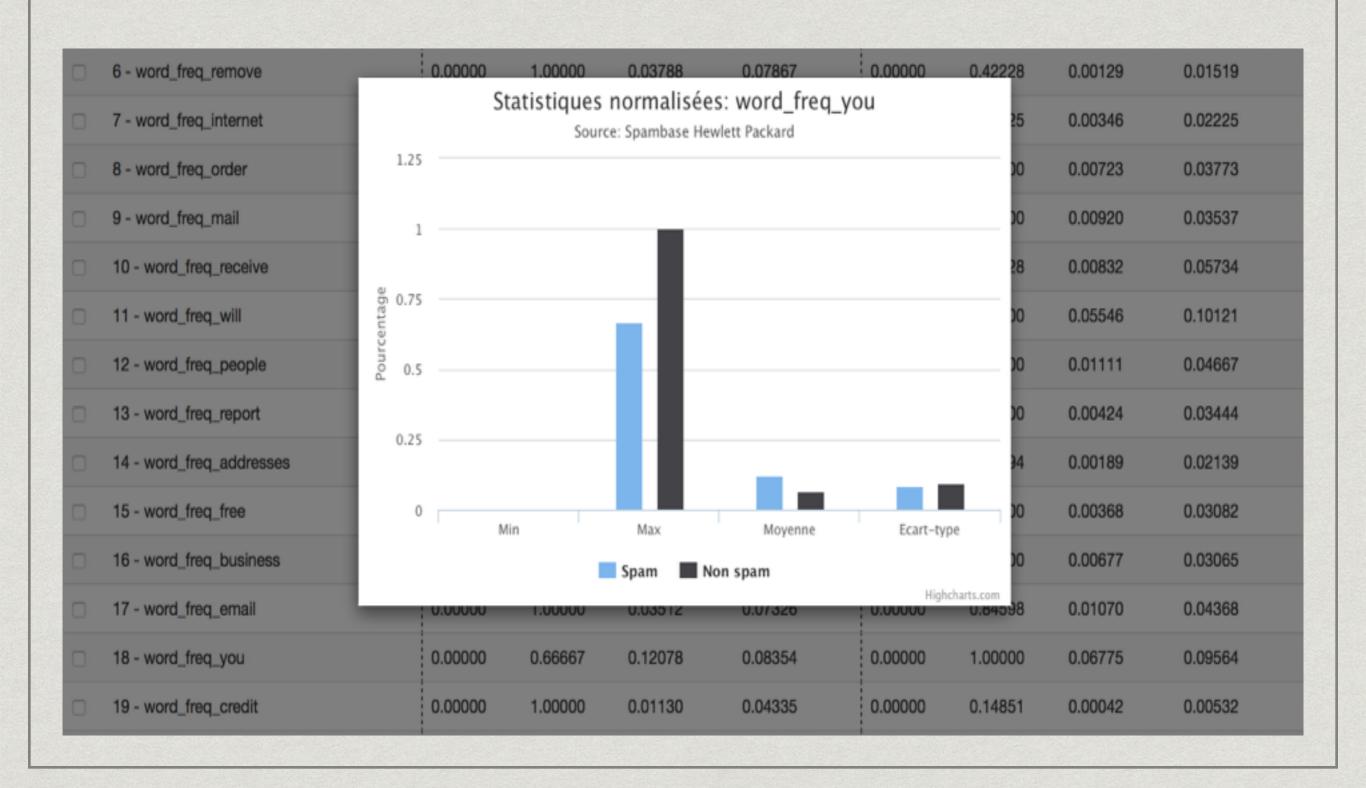
- * Django
 - * Web framework pour Python
 - * Gestion des routes
 - * Transfert de données
- * Highcharts.js
 - * Uniquement du JavaScript
 - * Fonctionnalités plus complexe à notre portée

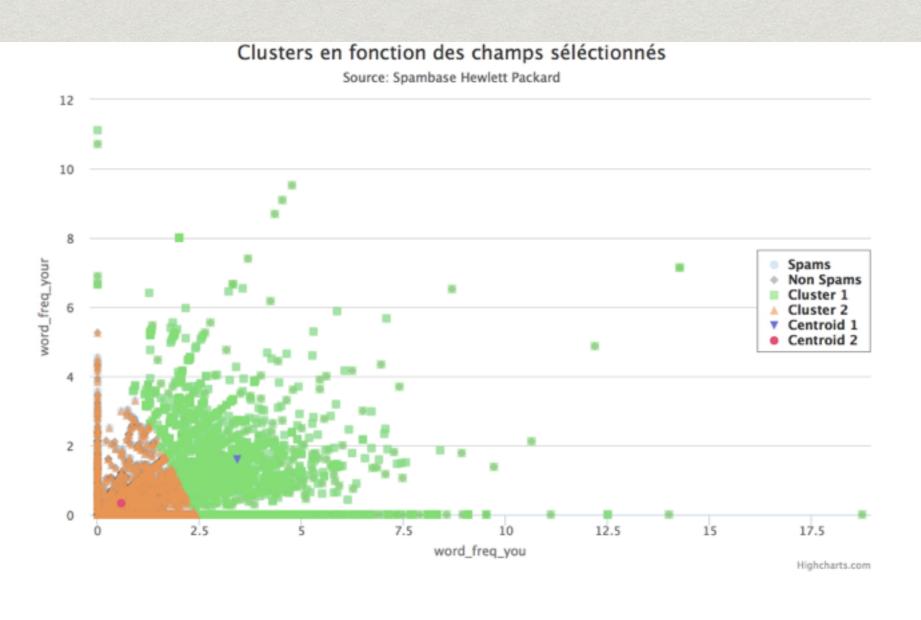
Tests unitaires

- * Initialisation des clusters
- * Assignation des clusters
- * Mise à jour des clusters
- * Normalisation des données
- * Statistiques sur les données



Choix dataset K-means	Spam			Non Spam				
	Min	Max	Moyenne	Ecart-type	Min	Max	Moyenne	Ecart-type
0 - word_freq_make	0.00000	1.00000	0.03355	0.06841	0.00000	0.95595	0.01618	0.06559
1 - word_freq_address	0.00000	0.33333	0.01153	0.02443	0.00000	1.00000	0.01712	0.11435
2 - word_freq_all	0.00000	0.72549	0.07918	0.09423	0.00000	1.00000	0.03933	0.09860
3 - word_freq_3d	0.00000	1.00000	0.00385	0.05182	0.00000	0.02032	0.00002	0.00050
4 - word_freq_our	0.00000	0.76900	0.05140	0.07070	0.00000	1.00000	0.01810	0.06144
5 - word_freq_over	0.00000	0.43197	0.02974	0.05473	0.00000	1.00000	0.00758	0.03790
6 - word_freq_remove	0.00000	1.00000	0.03788	0.07867	0.00000	0.42228	0.00129	0.01519
7 - word_freq_internet	0.00000	1.00000	0.01873	0.04903	0.00000	0.52925	0.00346	0.02225
8 - word_freq_order	0.00000	0.63308	0.03233	0.06743	0.00000	1.00000	0.00723	0.03773
9 - word_freq_mail	0.00000	0.41529	0.01928	0.03472	0.00000	1.00000	0.00920	0.03537
10 - word_freq_receive	0.00000	1.00000	0.04538	0.09613	0.00000	0.76628	0.00832	0.05734
11 - word_freq_will	0.00000	0.64633	0.05687	0.06628	0.00000	1.00000	0.05546	0.10121
12 - word_freq_people	0.00000	1.00000	0.02586	0.06311	0.00000	1.00000	0.01111	0.04667





Extraction des N%

Entrer N (0-100)

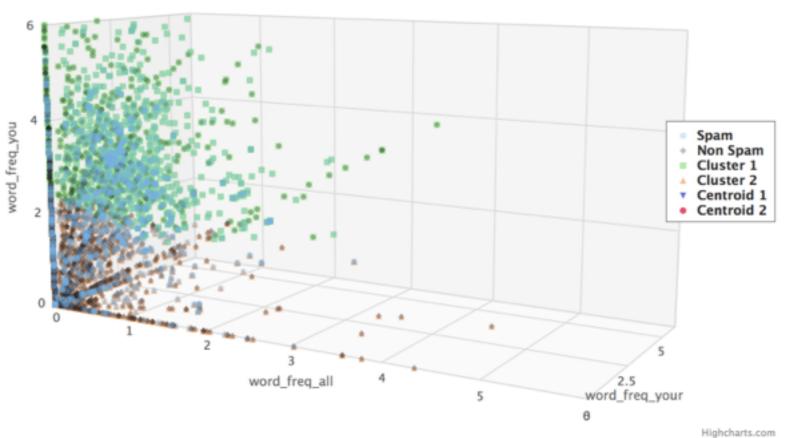
Valider

Réinitialiser

Supprime les points pouvant être non significatifs

Clusters en fonction des champs séléctionnés

Source: Spambase Hewlett Packard



Extraction des N%

Entrer N (0-100)

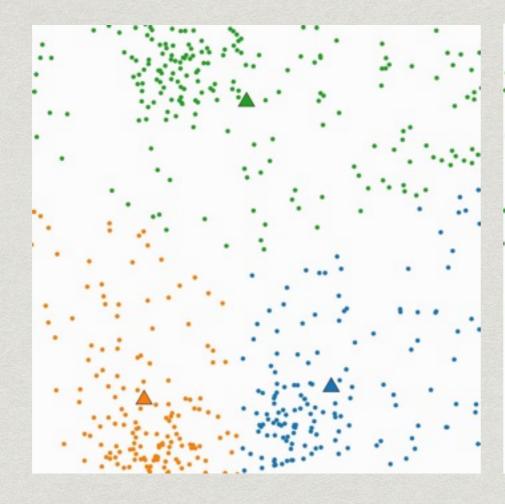
Valider

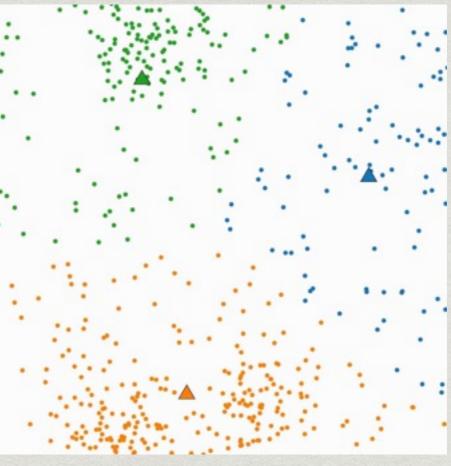
Réinitialiser

Supprime les points pouvant être non significatifs

Difficultés rencontrées

- * K-Means et ses limites
- * Trouver des champs significatifs





Conclusion

Cahier des charges

L'application développée

- est basée de préférence sur Python/Django
- · affiche les anomalies en 2D ou 3D, au choix
- inclut 1 interface graphique, utilisant de préférence la bibliothèque. D3JS: http://d3js.org/. L'interface graphique pourra être composée de 2 écrans:
 - Optionnel: chaque log est représenté, et est accessible directement par l'écran de détection d'anomalie
- inclue 1 bibliothèque de classification (SVM) ou de clustering (K-Means) des données
- incluant des tests unitaires pyunit pour cette bibliothèque.

L'utilisation de langages et d'outil alternatifs est acceptée.

Le choix des champs de données du dataset à utiliser comme référence pour la détection d'anomalies fait partie du travail à réaliser par le groupe, ainsi que le choix des paramètres des algorithmes.