Détection de compte suspects sur Twitter

CECILLE Aurélien, DELLA VEDOVA Thomas, GILLOT Francois, JOBARD Timothée, ZRIG Hazem

Sommaire

- Introduction
- Data exploration et traitement des données
- Approche non supervisée
- Approche supervisé
- Comparaison des deux méthodes
- Conclusion

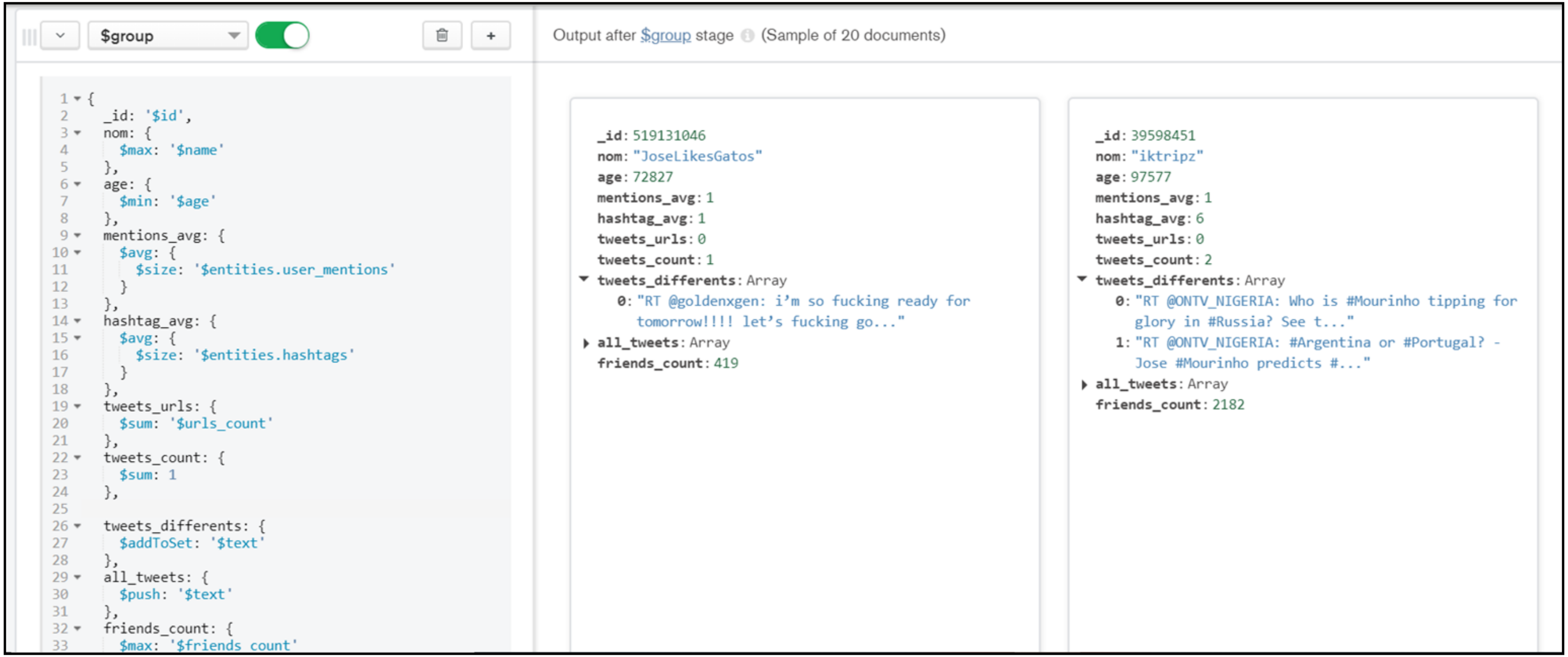
Introduction

Data exploration et traitement des données

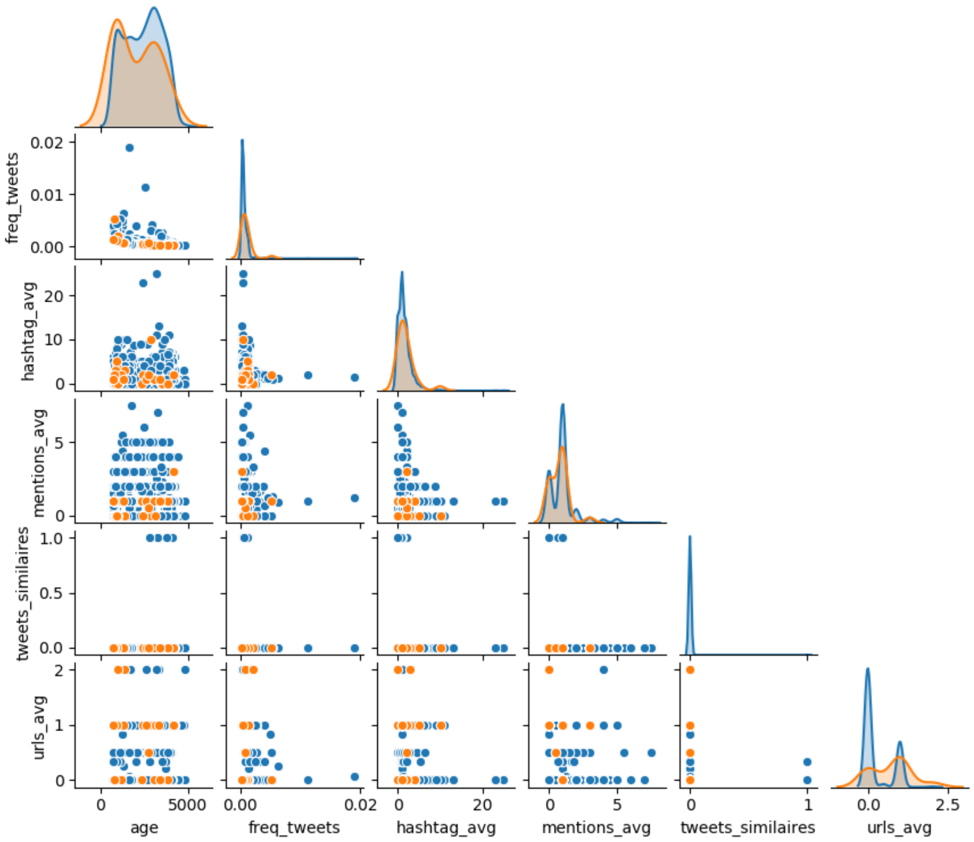
Traitement sous MongoDB


```
_id: ObjectId("5ee1fb796ebd3103e39bde36")
created_date: "2018-06-14 04:14:25"
current_time: 1528942465150
> quoted_status: Object
in_reply_to_status_id_str: null
in_reply_to_status_id: null
created_at: "Thu Jun 14 02:14:24 +0000 2018"
in_reply_to_user_id_str: null
source: "<a href="http://twitter.com/download/iphone" rel="nofollow">Twitter fo..."
quoted_status_id: 1007083141671026689
retweet_count: 0
retweeted: false
geo: null
filter_level: "low"
in_reply_to_screen_name: null
is_quote_status: true
id_str: "1007083806053068801"
in_reply_to_user_id: null
favorite_count: 0
id: 1007083806053068801
text: "Aula! Nós somos a história! https://t.co/x0r46v3FOS"
place: null
> quoted_status_permalink: Object
lang: "pt"
quote_count: 0
```

Exploration de critères pertinents



Graphes de relations des premiers critères choisis



Recherche de nouveaux indicateurs plus pertinents

$$Visibility = \frac{\sum_{E \in \{@, \#\}} Avg(E) \cdot C(E)}{140}$$

avec C(E) : cout moyen de caractère nécessaire pour une référence de @ ou # (=11,5)

$$Aggressiveness = \frac{f_{tweets} + f_{friends}}{350}$$

avec f_{tweets} : fréquence des tweets publiés par heure

$f_{friends}$: fréquence du nombre d'amis ajoutés par heure

350 : nombre d'actions maximum possibles imposé par l'API

2 nouveaux indicateurs calculés

$addFields

Output after $addFields stage (Sample of 20 documents)

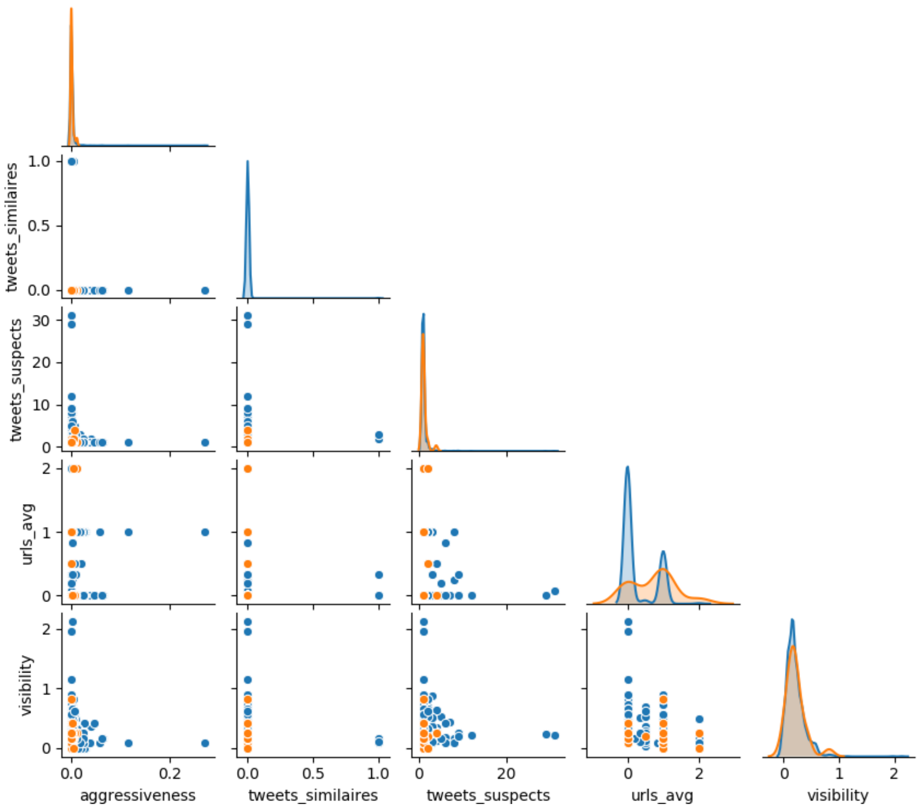
```
{
  aggressiveness: {
    $divide: [
      {
        $sum: [
          {
            $divide: [
              '$tweets_count',
              '$age'
            ]
          },
          {
            $divide: [
              '$friends_count',
              '$age'
            ]
          }
        ]
      },
      350
    ]
  },
  visibility: {
    $divide: [
      {
        $sum: [
          '$hashtag_avg',
          '$mentions_avg'
        ]
      },
      12.174
    ]
  },
```

```
_id: 954793774483431424
nom: "SaddiqB25"
age: 21451
mentions_avg: 0
hashtag_avg: 0
tweets_urls: 0
tweets_count: 1
tweets_suspects: 1
tweets_differents: Array
all_tweets: Array
friends_count: 1881
aggressiveness: 0.0002506709643906045
visibility: 0
tweets_similaires: 0
danger: 1
```

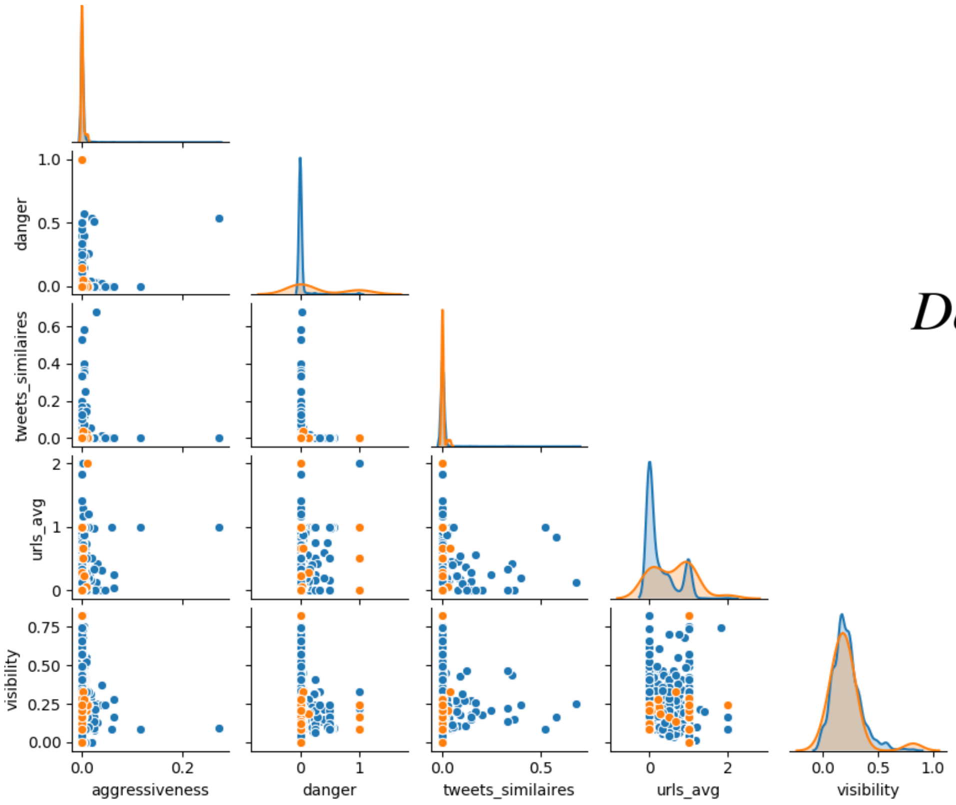
```
_id: 905223162400567296
nom: "ameisaber"
age: 24733
mentions_avg: 0
hashtag_avg: 6
tweets_urls: 0
tweets_count: 1
tweets_suspects: 1
tweets_differents: Array
all_tweets: Array
friends_count: 164
aggressiveness: 0.000019060711253328404
visibility: 0.49285362247412523
tweets_similaires: 0
danger: 1
```

```
_id:
nom:
age:
ment
hash
twee
twee
twee
twee
all_
frie
aggr
visi
twee
dang
```

Graphes de relations avec ces nouveaux critères

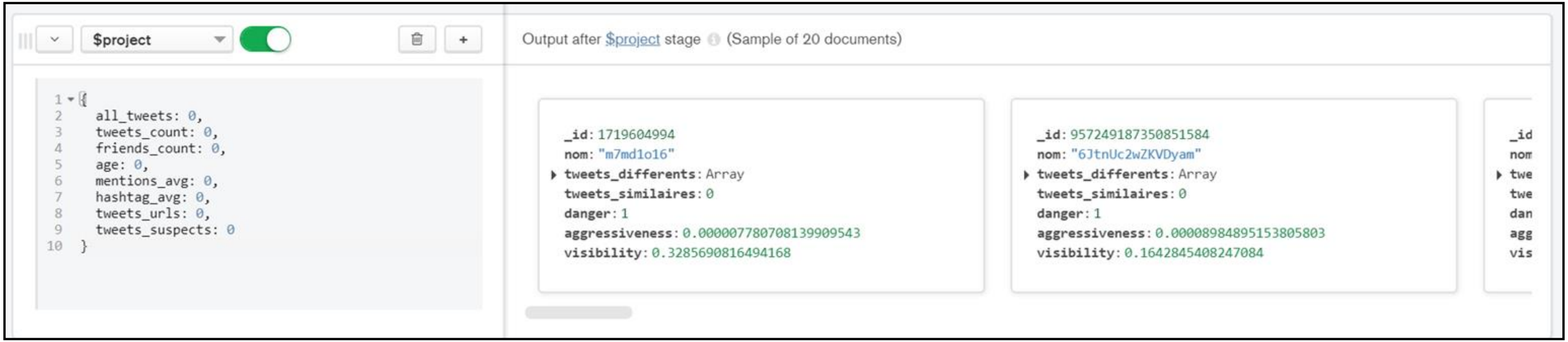


Graphes de relations en rajoutant le critère *danger*



$$Danger = \frac{tweets\ suspects}{tweets\ count}$$

Finalisation du traitement des données pertinentes sous MongoDB



Indicateurs finaux

<u>Pour conclure voici nos 4 indicateurs :</u>

$$Aggressiveness = \frac{f_{tweets} + f_{friends}}{350}$$

avec f_{tweets} : fréquence des tweets publiés par heure

$f_{friends}$: fréquence du nombre d'amis ajoutés par heure

350 : nombre d'actions maximum possibles imposé par l'API

$$Danger = \frac{tweets\ suspects + tweets\ urls}{tweets\ count}$$

modification de **url_avg** en **tweets_url** = nombre de tweets contenant au moins 2 urls ou plus, sur un même compte

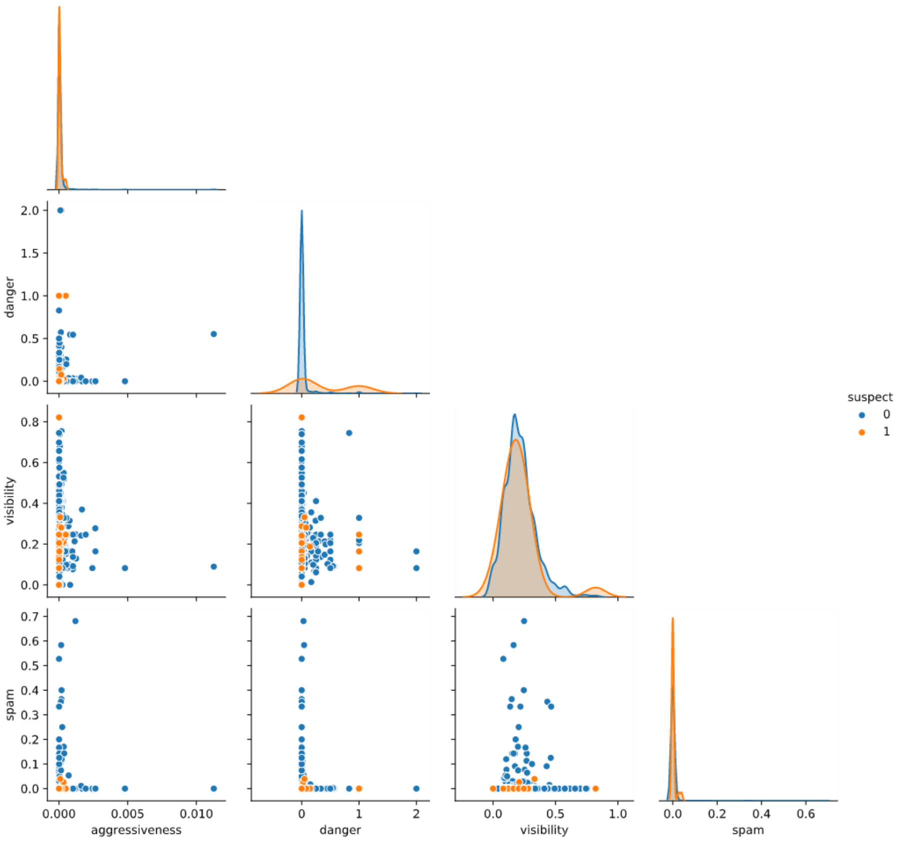
---

$$Visibility = \frac{\sum_{E \in \{@, \#\}} Avg(E) \cdot C(E)}{140}$$

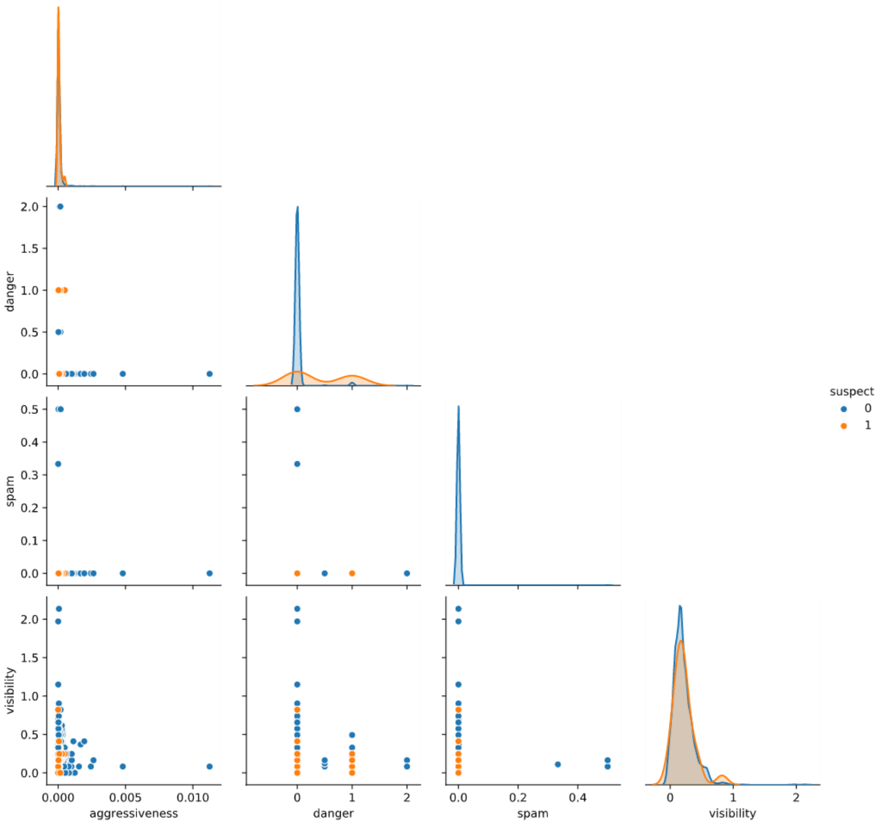
avec C(E) : cout moyen de caractère nécessaire pour une référence de @ ou # (=11,5)

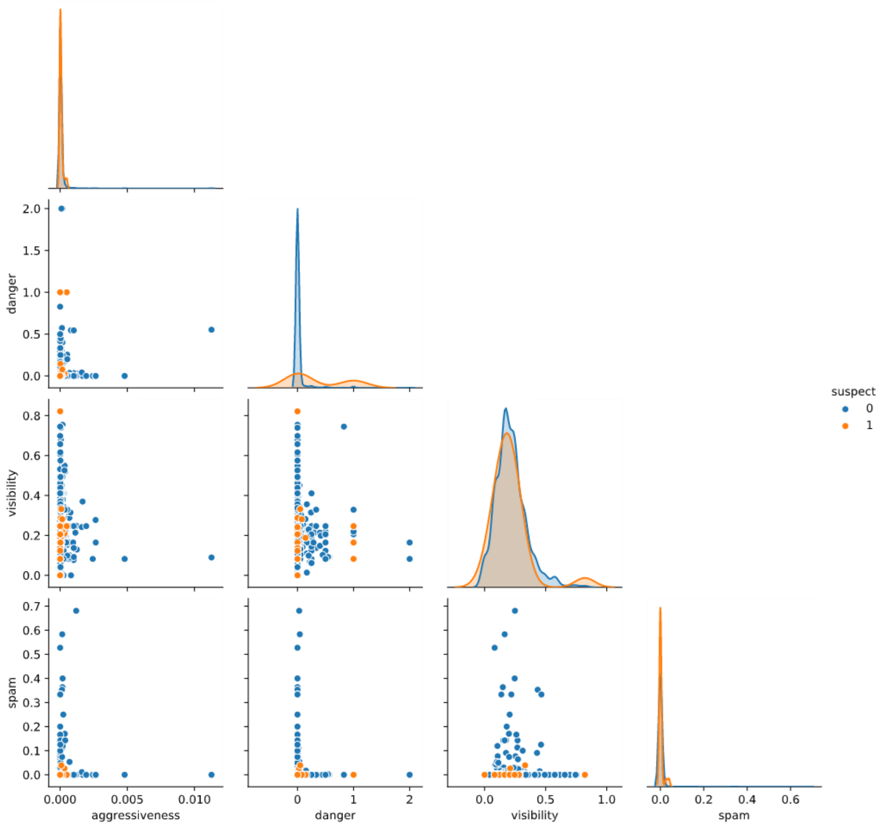
$$Spam = \frac{tweets\ similaires}{tweets\ count}$$

Graphes de relation des indicateurs finaux



Augmentation des données

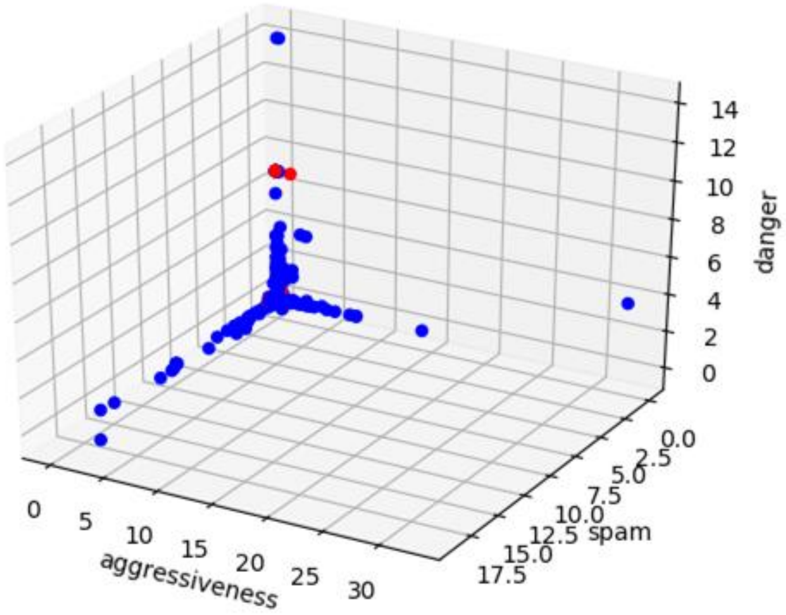




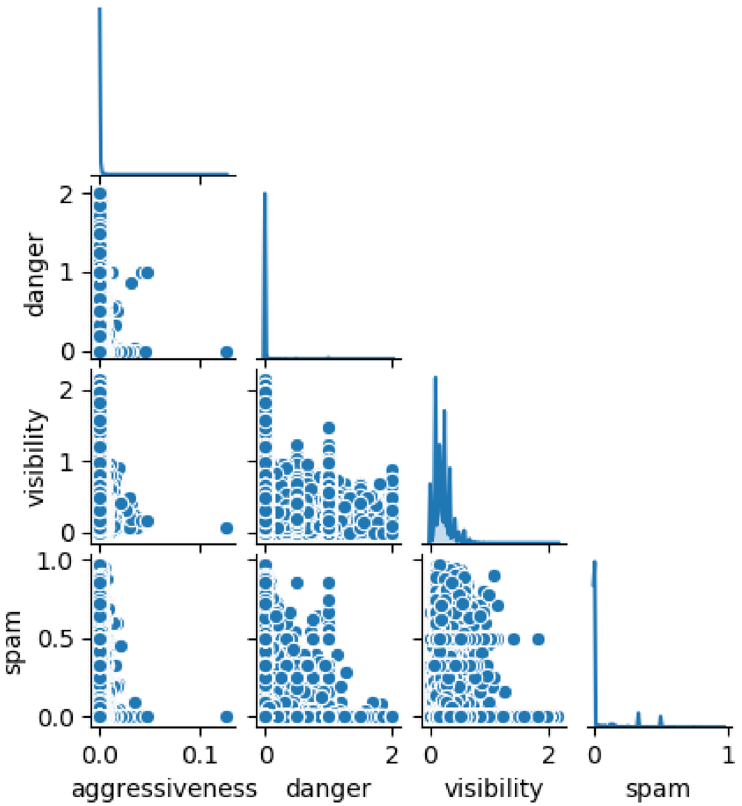
Intérêt de l'ACP ?

Variable	1	2	3	4
Pourcentage expliqué	27%	25%	24%	22%

Visualisation des suspects trouvés à la main



Visualisation sur les 1.8 millions de compte du dataset total de tweets

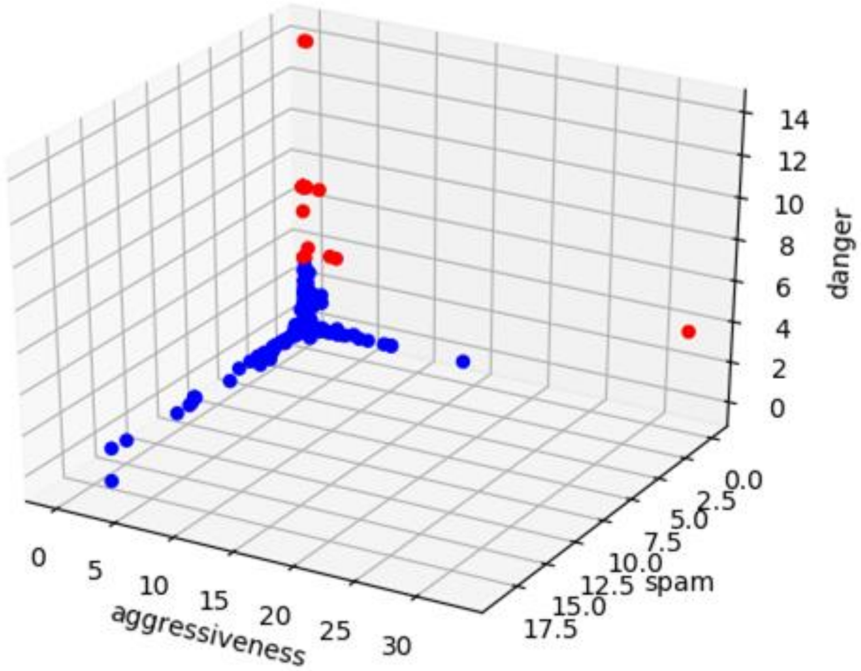


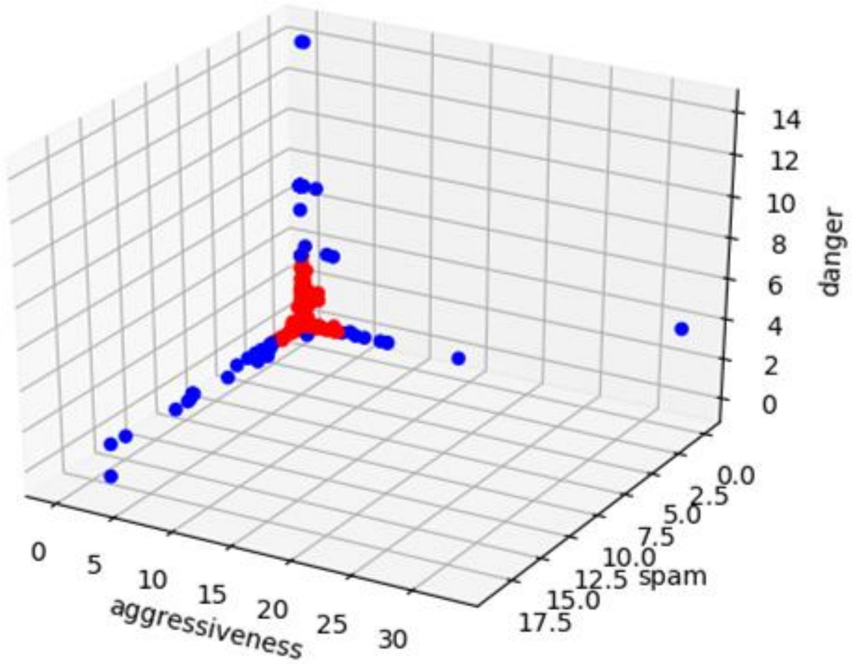
Modèle Non-Supervisé

Matrice de confusion

Valeur à la main / Prédiction	Positif	Négatif
Positif	Comptes non-suspects correctement prédit (Vrai positif)	Comptes non-suspects incorrectement prédit (Faux positif)
Négatif	Comptes suspects incorrectement prédit (Faux négatif)	Comptes suspects correctement prédit (Vrai négatif)

Algorithme de clustering





KMeans :

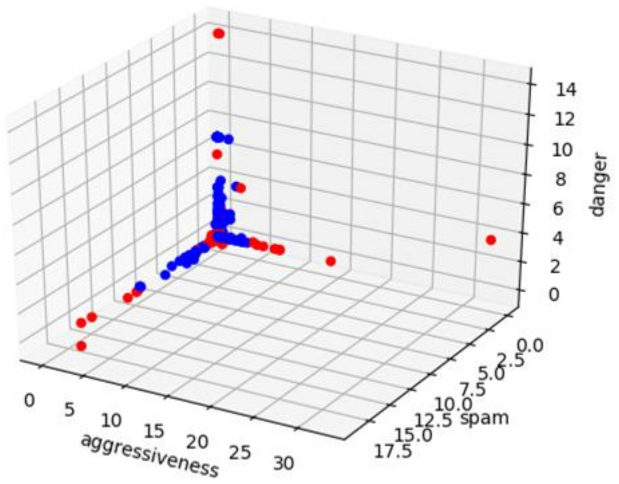
1649	27
16	8

DBSCAN:

1624	52
16	8

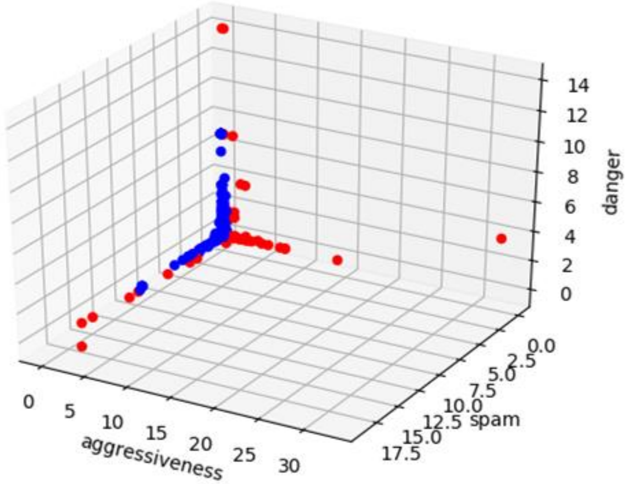
Algorithme de détection d'anomalie

Local Outlier Factor



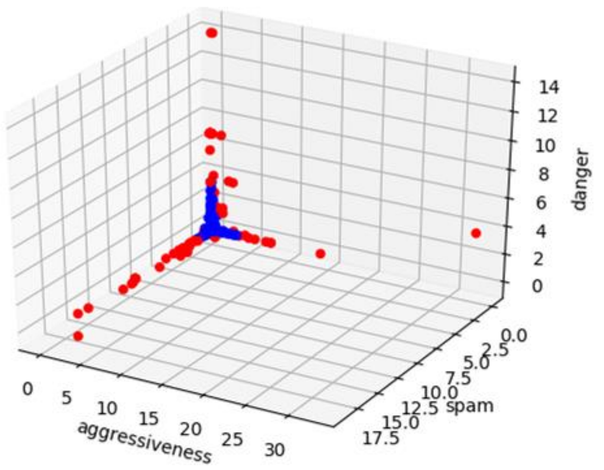
1509	167
21	3

Elliptic Envelope



1594	82
21	3

Isolation Forest



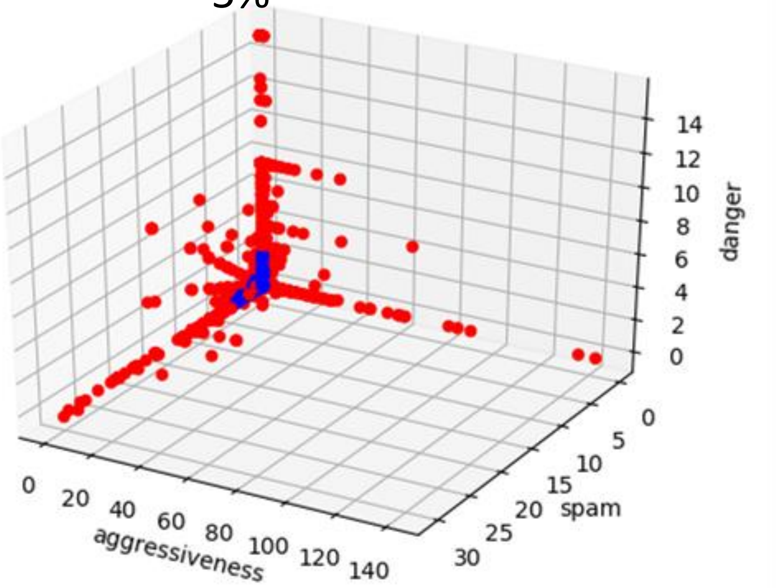
1633	43
16	8

Exemples de Faux-Positifs

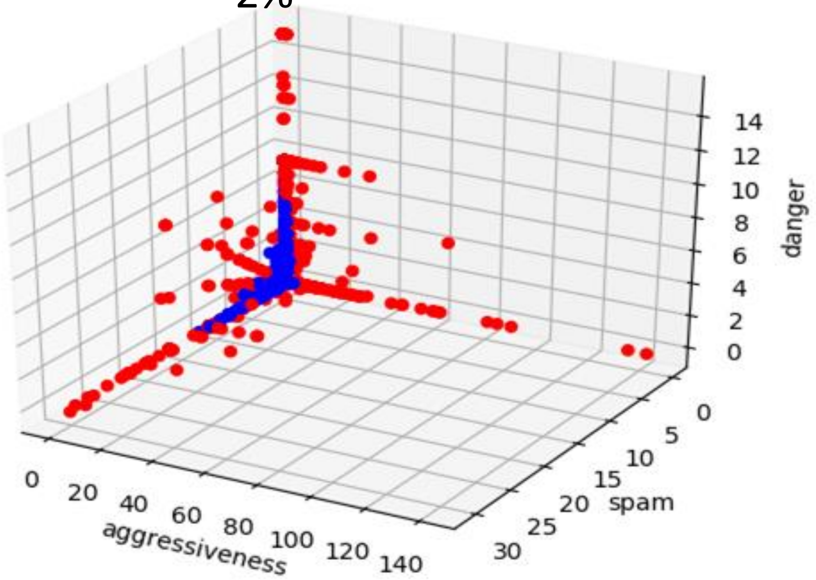
RT @casinobitcoin: Bet with confidence and the best odds for the #WorldCup with #bitcoin and #adk only at https://t.co/s5Z1cFLQTC
🏆 WORLD CUP SPECIALS 🏆\n\nGet price boosts, free bets and tons more ahead of Saturday's games in Russia ! 👇… https://t.co/nEZ2kc8Ddp
📐Science seed\nhttps://t.co/RGDgpW9iPs\n\n#HealthXPh #Jobs #life #love #animals #startup #music #photography #poetry… https://t.co/icKkbYICvN
Get 100% up to £50 when you sign up for an account during the #WorldCup ⬇️\n\n18+. T&Cs apply.… https://t.co/JwjYDQGXmr
We are doing a #WorldCup2018 Challenge Pool. Sign up for free and win some $$: https://t.co/zGJoJgMAYd https://t.co/2BvJjOJXCn

Optimisation sur l’ensemble des données

Contamination: 5%

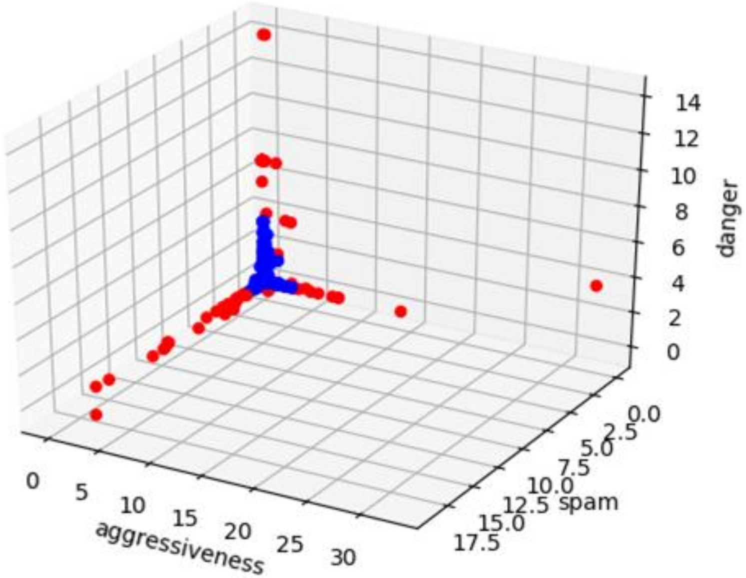


Contamination: 2%



Modèle Supervisé

SVM sur 1700 compte



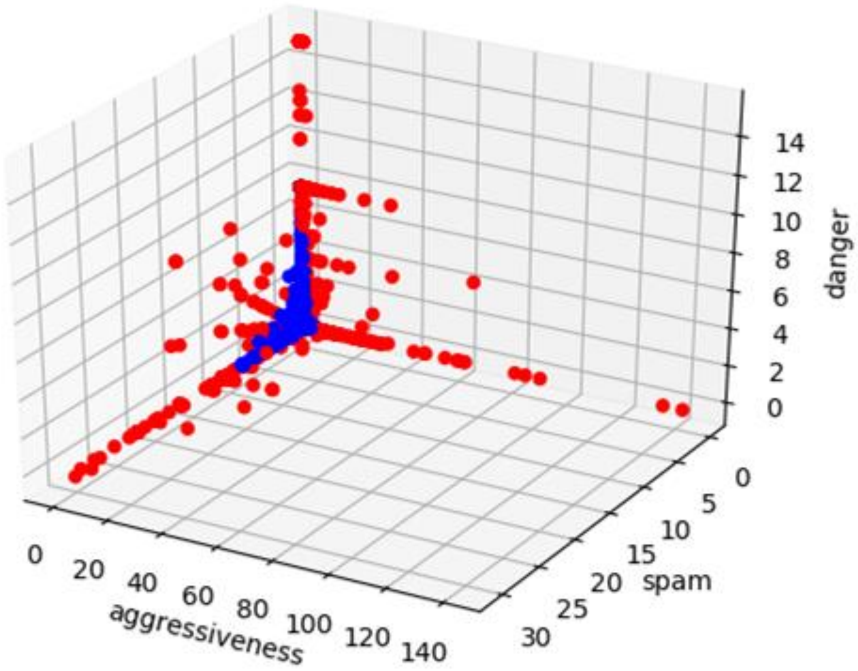
Données de test:

482	0
7	21

Données à la main:

1614	62
15	9

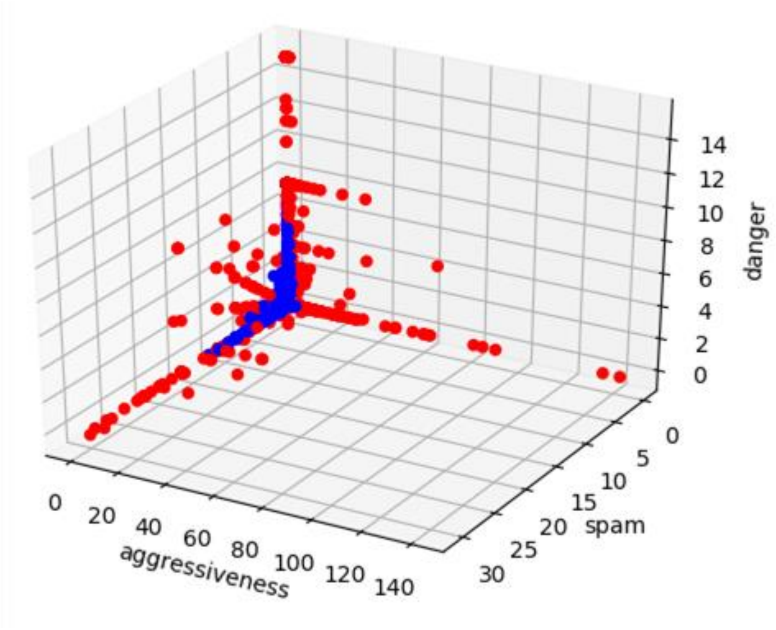
SVM sur l'ensemble des données



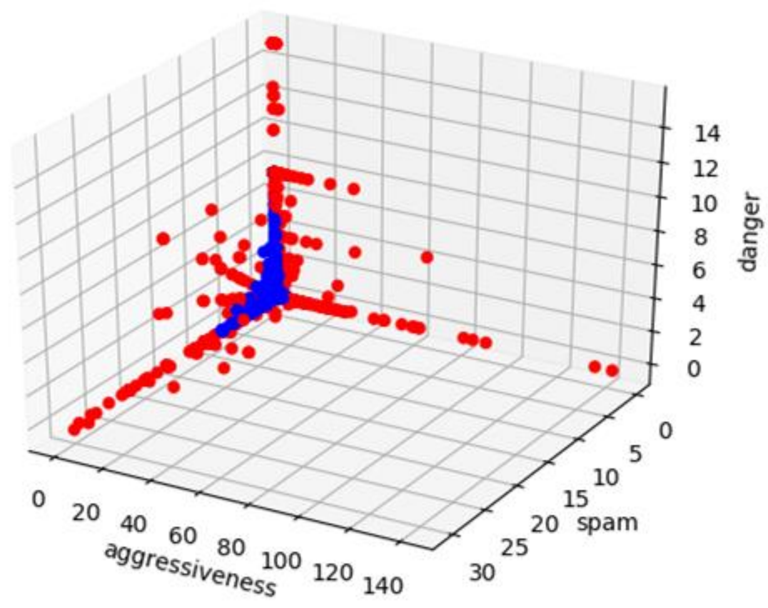
Données de test:

36147	22
70	645

Comparaison des deux méthodes



Non-
supervisé



Supervisé

Conclusion