

Détection de régions statistiquement peu probables dans un nuage de points

Noé Aubin-Cadot

12 mars 2020

But

But : Déetecter des régions statistiquement peu probables dans un nuage de points à valeurs binaires.

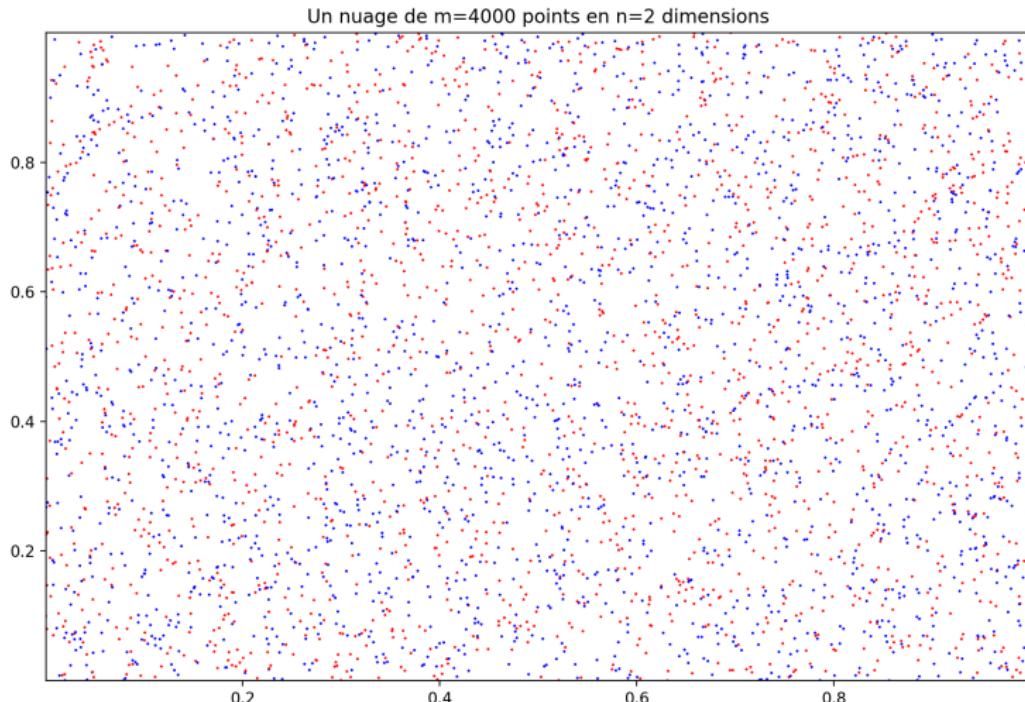
Plan

Plan :

1. Visualiser le problème.
2. Algorithme de détections.
3. Utilisation de l'algorithme.
4. Réflexions à propos de l'algorithme.

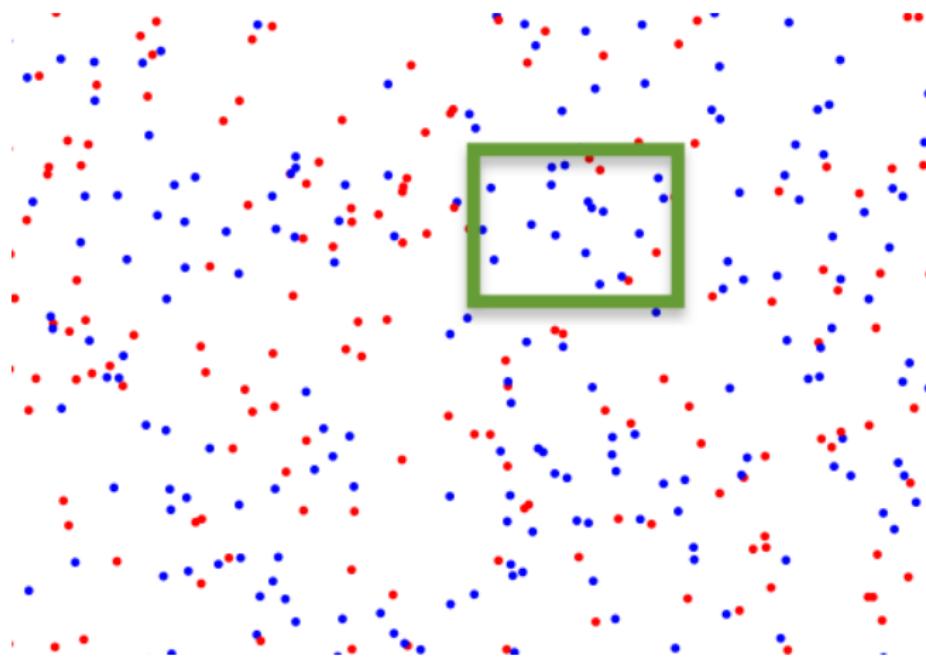
Visualiser le problème

On considère un nuage de m points dans un espace de dimension n . Chaque point est à valeurs binaires $\{0, 1\}$.



Visualiser le problème

On cherche des régions où la proportion locale de **0** et de **1** est éloignée de la proportion globale de **0** et de **1**.



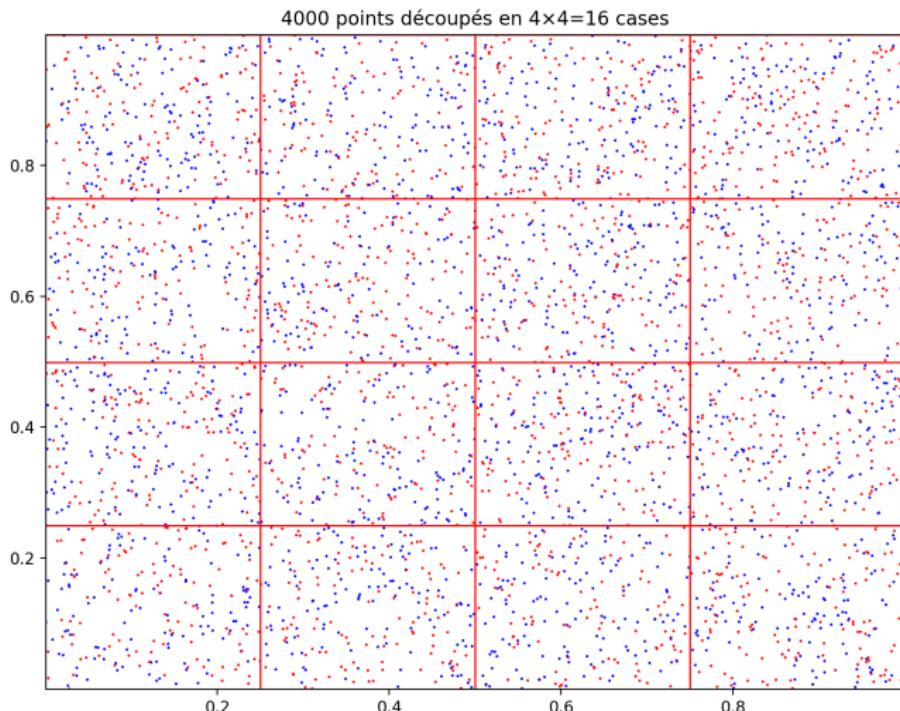
Algorithme de détections

Il existe plusieurs manières d'aborder ce problème.

En voici une.

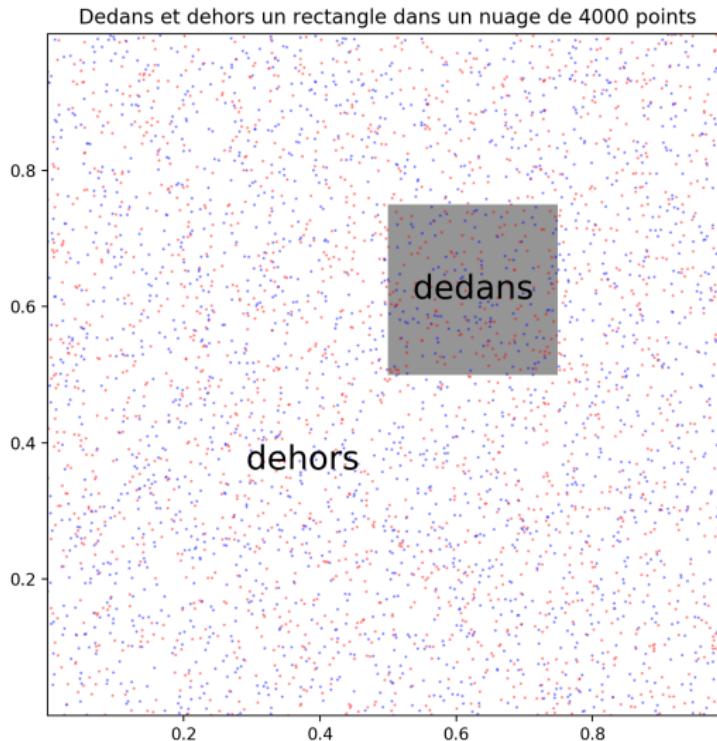
Algorithme de détections

D'abord, on découpe le nuage de points selon une grille de résolution $k_1 \times k_2 \times \dots \times k_n$.



Algorithme de détections

On choisit une case de la grille et on dénombre les points **0** et **1** en dedans et en dehors de cette case.



Algorithme de détections

On place ces dénombrements dans un tableau de contingence O des valeurs observées :

| | 0 | 1 | total |
|--------|------|------|-------|
| dedans | 122 | 140 | 262 |
| dehors | 1904 | 1834 | 3738 |
| total | 2026 | 1974 | 4000 |

Algorithme de détections

On se donne comme *hypothèse nulle* H_0 qu'il n'existe pas de relation entre « le nombre de 0 et de 1 » et « le dedans et le dehors ».

Le tableau O induit un tableau de contingence T des valeurs théoriques correspondantes à l'hypothèse nulle :

| | 0 | 1 | total |
|--------|------------------------|------------------------|-------|
| dedans | $262 \cdot 2026/4000$ | $262 \cdot 1974/4000$ | 262 |
| dehors | $3738 \cdot 2026/4000$ | $3738 \cdot 1974/4000$ | 3738 |
| total | 2026 | 1974 | 4000 |

Algorithme de détections

On évalue alors le χ^2 entre les valeurs observées O et les valeurs théoriques T de l'hypothèse nulle :

$$\chi^2(O, T) = \sum_{\substack{i=\text{dedans, dehors} \\ j=0,1}} \frac{(T_{i,j} - O_{i,j})^2}{T_{i,j}} \approx 1.872$$

Ici il y a $\nu = (2 - 1) \cdot (2 - 1) = 1$ *degré de liberté*.

Pour déterminer si l'hypothèse nulle est rejetée ou non par l'observation on doit se donner un *risque* α_{case} de rejeter à tort H_0 par un test de χ^2 . Lequel prendre ?

Algorithme de détections

La probabilité de détecter "quelque chose" pour du bruit dans une case est α_{case} .

La probabilité de détecter "quelque chose" pour du bruit sur toute la grille est :

$$\alpha_{\text{grille}} = 1 - (1 - \alpha_{\text{case}})^{\text{résolution utile}}$$

Ici, la résolution utile est le nombre de cases de la grille qui possèdent "assez de points".

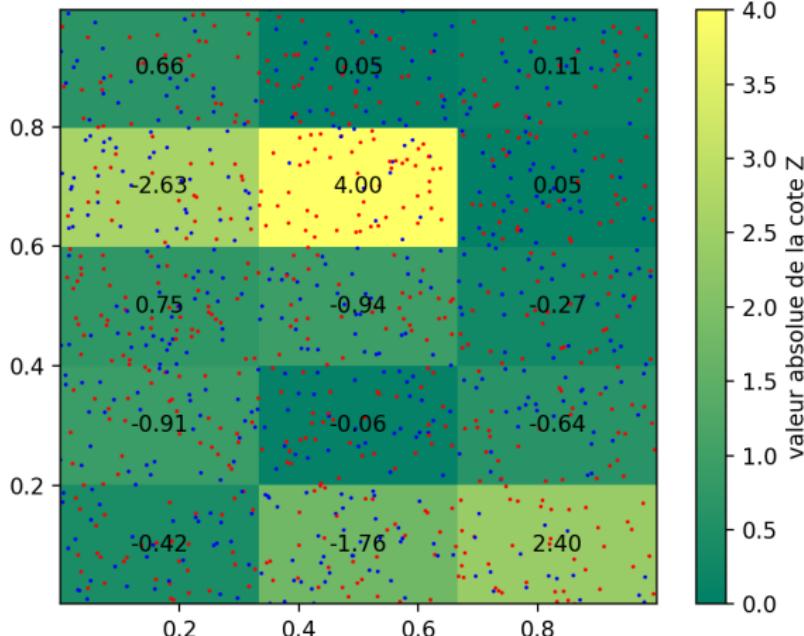
La probabilité de détecter "quelque chose" pour du bruit selon toutes les grilles de résolution $k_1 \times \dots \times k_n$, $k_i \leq K$, est :

$$\alpha_{\text{total}} = 1 - (1 - \alpha_{\text{grille}})^{K^n - 1}$$

Le nombre de grilles différentes utilisées est le nombre de résolutions possibles moins la grille $1 \times \dots \times 1$. On prend $\alpha_{\text{total}} = 0.05$.

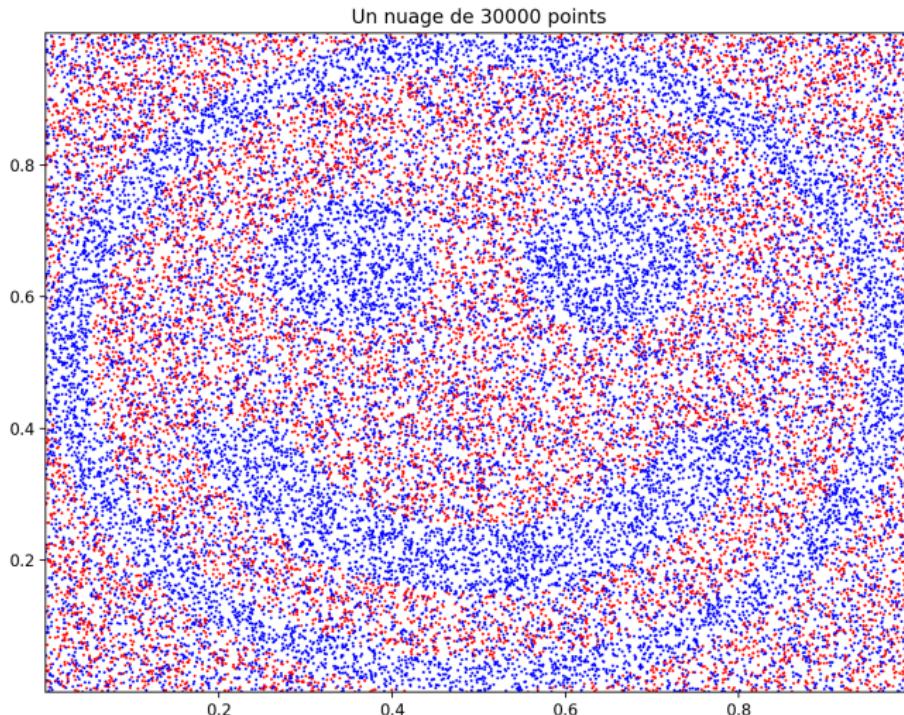
Algorithme de détections

Un autre critère de détection équivalent est de se donner une borne sur la cote Z entre la proportion de **0** et de **1** dans une case versus la proportion globale du nuage de points.



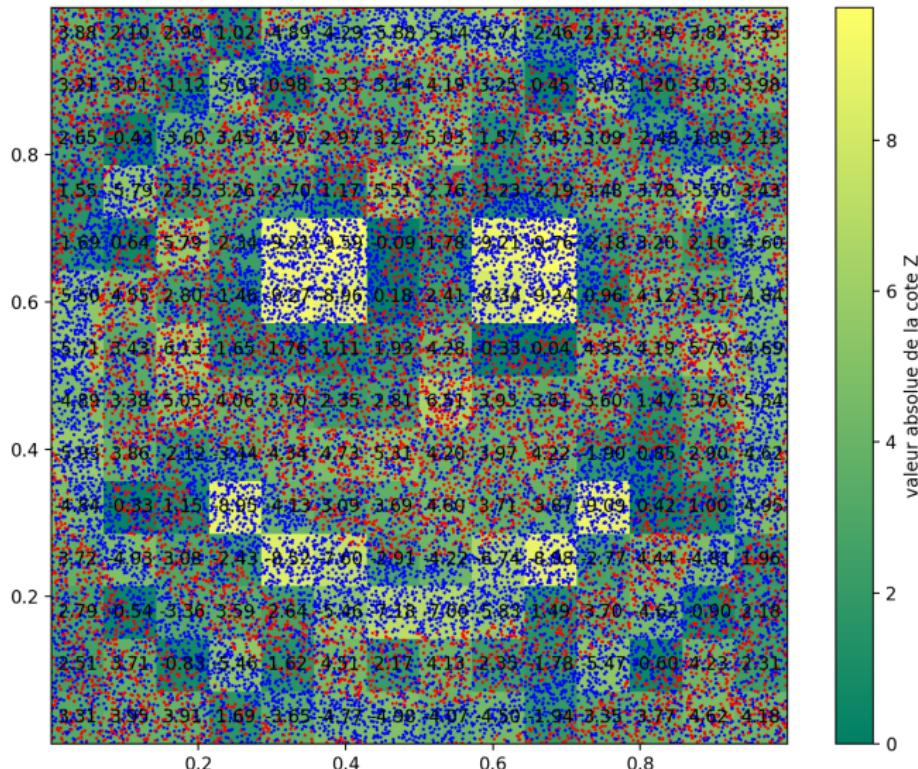
Utilisation de l'algorithme

Considérons un nuage de points.



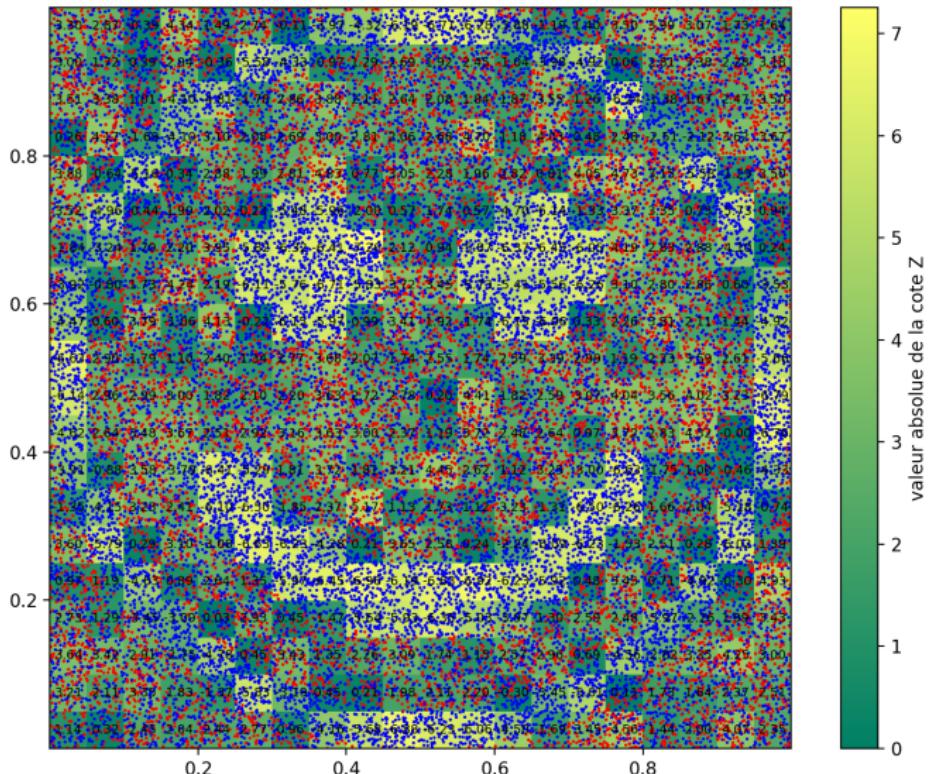
Utilisation de l'algorithme

La cote Z varie d'une case à l'autre.



Utilisation de l'algorithme

On peut faire varier la résolution du détecteur.



Réflexions à propos de l'algorithme

En dimension $n = 2$ et pour une résolution maximale de $K \times K$, l'algorithme roule rapidement sur un ordinateur portable, même pour un très grand nombre m de points. En particulier, il existe au plus m cases qui contiennent des points. Ce faisant, les cases sont les composantes d'un array *numpy sparse* d'au plus m valeurs non nulles.

En dimension $n \gg 2$, la complexité algorithmique est énorme :

$$\mathcal{O}(mK^{2n})$$

Un mK^n est dû à la classification des m points en les cases et l'autre K^n est dû à toutes les résolutions $k_1 \times \dots \times k_n$, $k_i \leq K$.

Enfin, l'algorithme n'est pas utilisable sur des données incomplètes où les coordonnées de certains points sont inconnues.

Merci de votre attention ☺

| | | | | | | | | | |
|------|-------|-------|-------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1.37 | -0.59 | 0.20 | 1.07 | 2.01 | 0.83 | 0.74 | 0.17 | 0.58 | 0.11 |
| 0.70 | -1.39 | -0.49 | 0.40 | 0.95 | 1.52 | -1.93 | -0.21 | 0.74 | 1.24 |
| 0.24 | 0.68 | 0.19 | -0.58 | 0.40 | 0.45 | 0.99 | 0.35 | 0.32 | 1.64 |
| 0.36 | 0.53 | 0.10 | 0.42 | 0.33 | 0.17 | 0.63 | 0.38 | 0.14 | 1.83 |
| 1.39 | 0.46 | -0.63 | 0.31 | 0.44 | -1.49 | 0.45 | 0.61 | 1.99 | 0.96 |
| 1.45 | 1.30 | -0.93 | 1.31 | 1.51 | 0.77 | 0.30 | 0.48 | 2.74 | -0.57 |
| 0.12 | -0.97 | 2.17 | 1.24 | 0.24 | 0.73 | 1.26 | 0.24 | -1.46 | 1.01 |
| 0.64 | 2.48 | 0.05 | 0.17 | 0.36 | 1.83 | -0.62 | -0.62 | -2.31 | -1.45 |
| 1.27 | 0.60 | 0.10 | 1.03 | 3.48 | -1.81 | 0.41 | 0.91 | 0.71 | 1.16 |
| 0.92 | -2.05 | 1.96 | 0.08 | 0.88 | 0.43 | -0.41 | 0.58 | 0.51 | -1.41 |