# Robustesse de l'apprentissage machine face au bruit

Noé Aubin-Cadot

22 février 2020

#### But

<u>But</u>: Déterminer à quel point l'apprentissage machine est robuste en présence de bruit.

#### Plan

#### Plan:

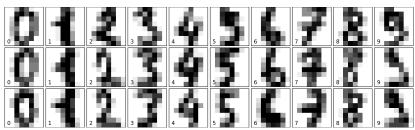
- 1. Trouver des données.
- 2. Préparer les données.
- 3. Visualiser les données.
- 4. Apprentissage machine sur les données.

#### Trouver des données

On considère les données digits de Scikit-learn :

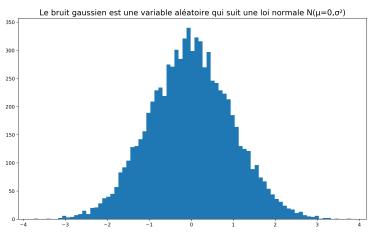
- source X = images.
- but  $y = \text{chiffres } \{0, 1, 2, ..., 9\}.$

Ces données contiennent 1797 images de  $8 \times 8$  pixels monochromes de 4 bits, i.e. à valeurs en  $\{0, 1, 2, ..., 15\}$ .



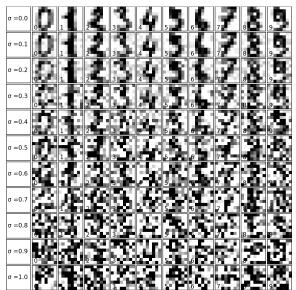
# Préparer les données

On normalise les pixels pour qu'ils soient à valeurs *décimales* [0, 1] au lieu qu'ils soient à valeurs *entières* {0, 1, 2, ..., 15}. Ensuite on ajoute du bruit gaussien aux pixels. Si le pixel vaut > 1, on l'égalise à 1 et s'il vaut < 0 on l'égalise à 0.



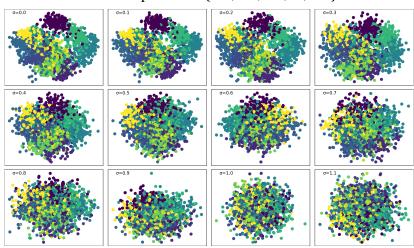
#### Visualiser les données

Le bruit dépend uniquement de l'écart-type  $\sigma$  :



#### Visualiser les données

Plus le bruit est grand, moins l'apprentissage machine sera performant. Voici l'analyse en composantes principales (PCA) des données bruitées pour  $\sigma \in \{0.0, 0.1, 0.2, ..., 1.1\}$ :



On scinde les données (X, y) en deux sous-ensembles :

- 75%: entraînement (**X**<sub>train</sub>, **y**<sub>train</sub>), 1347 images.
- 25%:  $test(\mathbf{X}_{test}, \mathbf{y}_{test})$ , 450 images.

On entraîne un classificateur sur les données d'entraînement et on évalue ses résultats sur les données de test.

On peut essayer divers classificateurs scikit-learn e.g. KNN, BNG, BNB, SVM, lbfgs, liblinear, RFC, Perceptron, SGDC, DTC, etc.

Scores d'apprentissage sur les images non bruitées (i.e.  $\sigma = 0$ ) :

Nom	Train	Test
KNN	100.0%	98.2%
BNG	87.6%	85.6%
BNB	86.3%	87.3%
SVM	99.2%	98.2%
lbf	98.4%	96.2%
lib	97.8%	96.7%
RFC	100.0%	93.6%
Per	97.2%	95.1%
SGD	98.5%	96.0%
DTC	100.0%	85.1%

Matrice de confusion (i, j) = (réel, prédit) pour classificateur SVM sur les données non bruitées :

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	45	0	1	0	0	0	0
4	0	0	0	0	49	0	0	0	1	0
5	0	0	0	0	0	48	1	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	51	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0
8	0	2	0	1	0	0	0	0	42	0
9	0	0	0	0	0	1	0	0	0	50

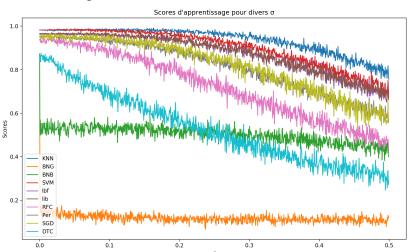
8 mauvaises classifications sur 450 prédictions.

On ajoute maintenant du bruit aux images.

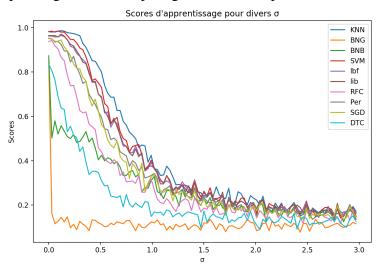
Deux manières intéressantes d'étudier la robustesse de l'apprentissage machine face au bruit :

- 1. Bruiter  $\mathbf{X}_{\text{test}}$  mais non  $\mathbf{X}_{\text{train}}$ .
- 2. Bruiter  $\mathbf{X}_{\text{test}}$  et  $\mathbf{X}_{\text{train}}$ .

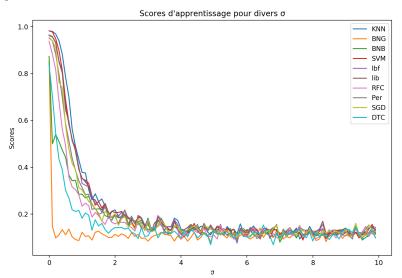
Pour  $X_{test}$  bruité mais  $X_{train}$  non bruité l'algorithme KNN (k = 1) est le plus robuste face au bruit :



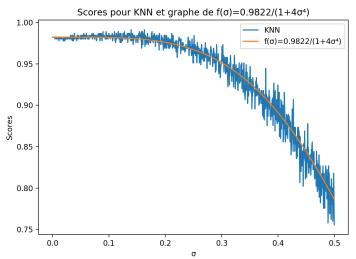
On peut regarder sur un plus grand domaine pour  $\sigma$ :



Quand  $\sigma \to \infty$ , les scores tendent à 1 chance sur 10 :

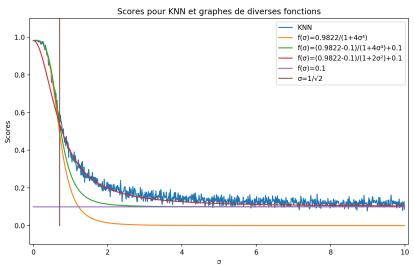


Pour  $\sigma = 0$ , le score de KNN était de 98.22%. Pour  $\sigma$  petit, les scores de KNN suivent  $f(\sigma) = 0.9822/(1 + 4\sigma^4)$ :

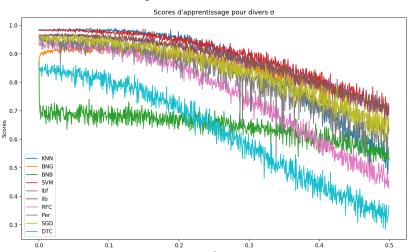


#### 1. X<sub>test</sub> bruité mais X<sub>train</sub> non bruité

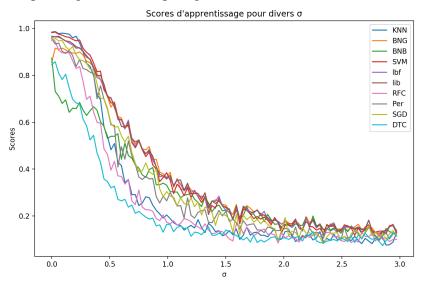
Pour  $\sigma \le 1/\sqrt{2}$  le score suit  $f(\sigma) = 0.9822/(1+4\sigma^4)$ , pour  $\sigma \ge 1/\sqrt{2}$  le score suit  $f(\sigma) = (0.9822-0.1)/(1+2\sigma^2)+0.1$ :



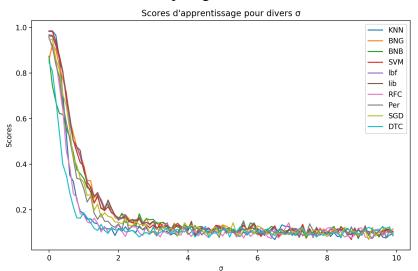
Maintenant on bruite  $\mathbf{X}_{test}$  et  $\mathbf{X}_{train}$ . KNN ne domine plus les scores. Ici c'est SVM qui domine :



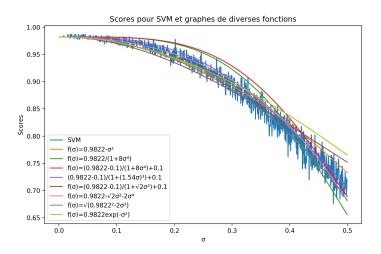
#### On peut regarder sur un plus grand domaine :



#### Et sur un domaine encore plus grand :



Pour  $\sigma$  petit il est difficile de *fitter* une fonction sur les scores de SVM :



Pour  $\sigma$  grand il est tout aussi difficile de *fitter* une fonction sur les scores de SVM :

