



# CHALLENGE DATA ENS 2019

## SHARPE RATIO CHALLENGE

L. DEBORDE – JAN. 2020

## Methods

- Feature Engineering
- Gradient Boosting & Random Forest
- (a bit of) Parameter Tuning
- I had more success on time series challenges

## Tools

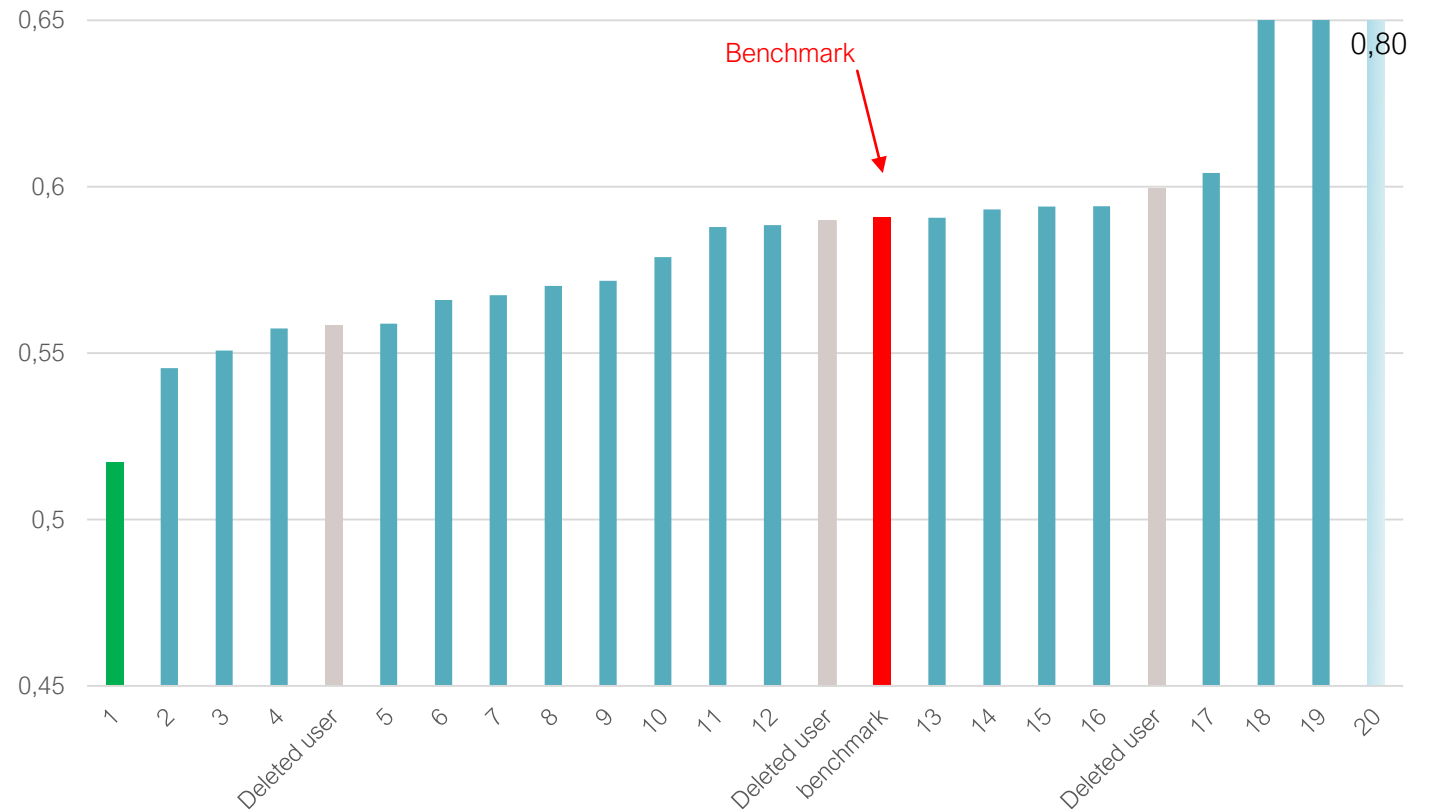
- Python (Jupyter)
- Pandas
- Scikit-learn
- LightGBM (very fast)
- Personal Computer (Windows, local small CPU)

Notebooks for my submissions on 3 challenges are available here: <https://github.com/ljmdeb>

## PREDICTION OF SHARPE RATIO FOR BLENDS OF QUANTITATIVE STRATEGIES BY NAPOLEON X

- Few (20\*) competitors : the quite technical statement probably deterred people with no finance or math background from participating
- Moderate improvement between benchmark and best scores

Final rankings and scores



a bit of a lucky shot : given their score on the open leaderboard, my other late – more planned- submissions would probably have scored around 0,53)

# PREDICTION OF SHARPE RATIO FOR BLENDS OF QUANTITATIVE STRATEGIES

## POSITION DU PROBLÈME

Au-delà de l'apparente technicité du problème...

*“The problem is a prediction challenge that aims at helping the Company to build an optimal blend of quantitative strategies, given a set of such strategies.[...]”*

Given the log returns

$$Lr_{i,s} = \log\left(\frac{I_{i,s}}{I_{i,s-1}}\right)$$

for each strategy  $i$  and time  $s$ , the Sharpe ratio of the combination  $(w_1, \dots, w_7)$  is defined for all time  $t$ , as:

$$S_t^*(w_1, \dots, w_7) = \frac{\frac{252}{5} \sum_{i=1}^7 w_i \times \left( \sum_{s=t+1}^{t+5} Lr_{i,s} \right)}{\text{Max} \left( \sqrt{252 \times \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 w_i w_j \sum_{s=t-20}^{t+5} (Lr_{i,s} - \bar{Lr}_i)(Lr_{j,s} - \bar{Lr}_j); 0.005} \right)}$$

# PREDICTION OF SHARPE RATIO FOR BLENDS OF QUANTITATIVE STRATEGIES

## POSITION DU PROBLÈME

- « *..a prediction challenge..* »
  - Apprentissage supervisé
- « *..a challenge consisting in predicting the Sharpe ratio..* »
  - Régression
- « *The input data contains a 7-uplet of weights, then 7 time series of 21 trading days, corresponding to 7 strategies, and then 3 time series of 21 trading days corresponding to 3 financial indicators.* »
  - A traiter comme séries temporelles... ou pas

## UNE MÉTRIQUE EXOTIQUE

Ailleurs on utilise souvent la simple moyenne (ou somme) des valeurs absolues des écarts (norme L1)

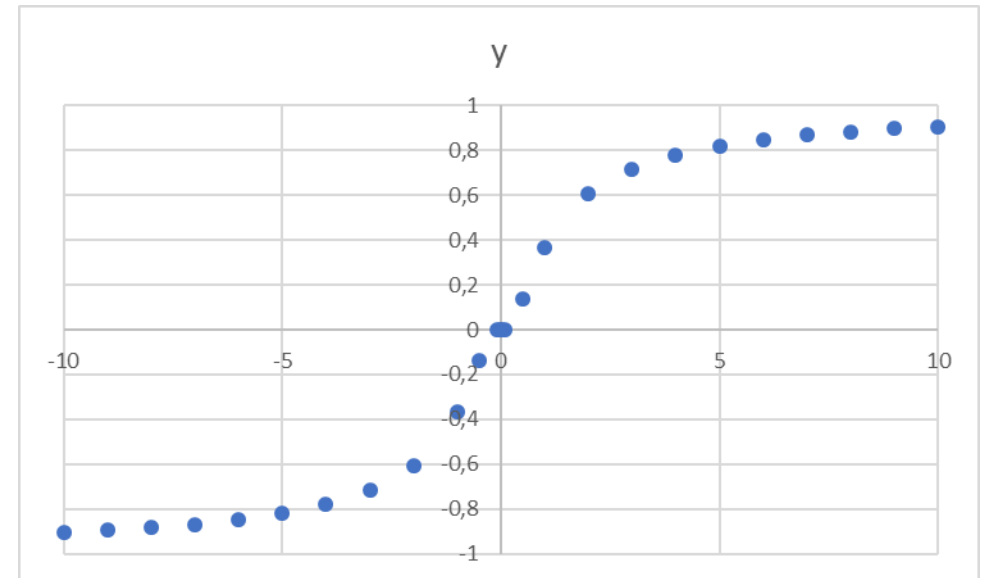
$$d(y, \hat{y}) = \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

Mais ici c'est :

$$d(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f(y_i) - f(\hat{y}_i)|$$

$$f(x) = \text{sign}(x) \times e^{-\frac{1}{\text{abs}(x)}}$$

avec



# UNE MÉTRIQUE ORIGINALE

## COMMENT EN TENIR COMPTE ?

### Metric and benchmark

For each model, the test outputs will be compared to the actual value of the Sharpe ratio of the corresponding blend. But in order to smoothen the extremes, we have decided to apply a function

$$f(x) = \text{sign}(x) \times e^{-\frac{1}{\text{abs}(x)}}$$

to the results. The scoring function  $d$  between an output vector  $y\_hat = (y\_hat\_1, \dots, y\_hat\_N)$  and the real vector  $y = (y\_1, \dots, y\_N)$  is defined as:

$$d(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f(y_i) - f(\hat{y}_i)|$$

The lower the score, the better.

- Les auteurs du problème convertissent nos prévisions et leurs cibles avec une fonction  $f$
- avant de calculer une distance absolue moyenne (norme L1)
- Faut-il utiliser cette norme dans les algorithmes ?
- Plus simple : calculons les images par  $f$  des cibles. Nous pourrions ensuite appliquer une simple norme L1 dans nos algorithmes. Sans oublier une fois les prévisions déterminées de les transformer par  $f^{-1}$  avant upload.





ATTENTION À LA FLECHE DU TEMPS !



# ATTENTION À LA FLECHE DU TEMPS !

- *“On a given set of 21 trading days, there could be up to 50 different samples (basically the 7-uplets are different, while the 10 time series are the same).”*
- Comme indiqué dans l'énoncé, dans l'ensemble d'apprentissage chaque groupe de série temporelle apparaît à 50 lignes différentes (avec des poids  $w_i$  par stratégie différents à chaque ligne)
- Autrement dit chaque date de mesure apparaît 50 fois
- Et comme on pouvait aisément le vérifier (même si ce n'était pas mentionné explicitement), les séries temporelles (les dates) sont différentes entre ensemble d'apprentissage et de test
- Aussi il faut pour les validations réserver un certain nombre de dates spécifiques (autrement dit faire le « train test split » sur les dates, pas à l'aveugle sur les lignes), faute de quoi le modèle n'apprendra à prévoir... que le présent ! (ce qu'on repère à des modèles apparemment excellents en validation, et mauvais en test)

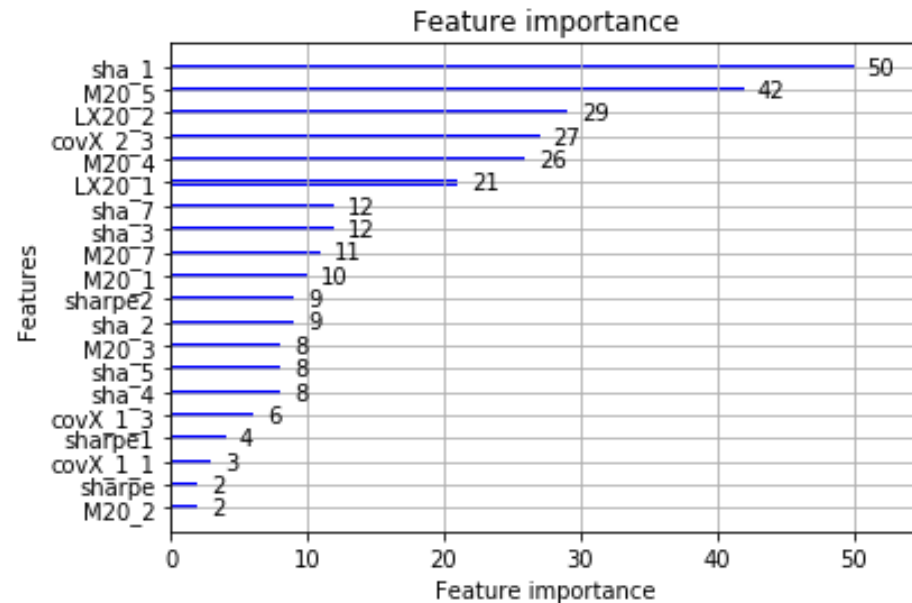
## FEATURES CALCULÉS (EN + DES $W_i$ , POIDS DE CHAQUE STRATÉGIE)

- Performances des stratégies et des indicateurs macros sur 5 jours et 21 jours
- Volatilité du portefeuille
- Sharpe Ratios des différentes stratégies
- Sharpe Ratios du portefeuille
- Covariances des stratégies entre elles et avec les variables macro

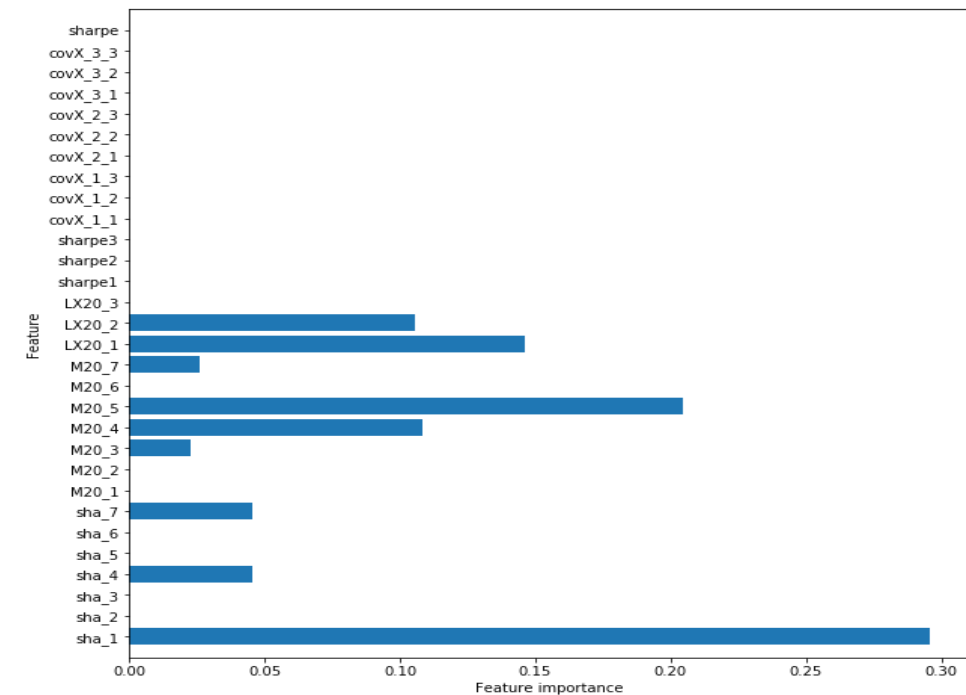
Trop de features pour une optimisation efficace -> chercher des sous-ensembles de features

# MEILLEURS MODÈLES :

**LightGBM** ('max\_depth': 2,'learning\_rate':0.03,  
'objective': 'regression\_l1','reg\_lambda': 0.01)  
Public score : 0,5428



**Random Forest** (Max\_depth=2, metric = mae)  
Public score : 0,5434



Moyenne des 2 -> Public score : 0,539

# A LUCKY STRIKE :

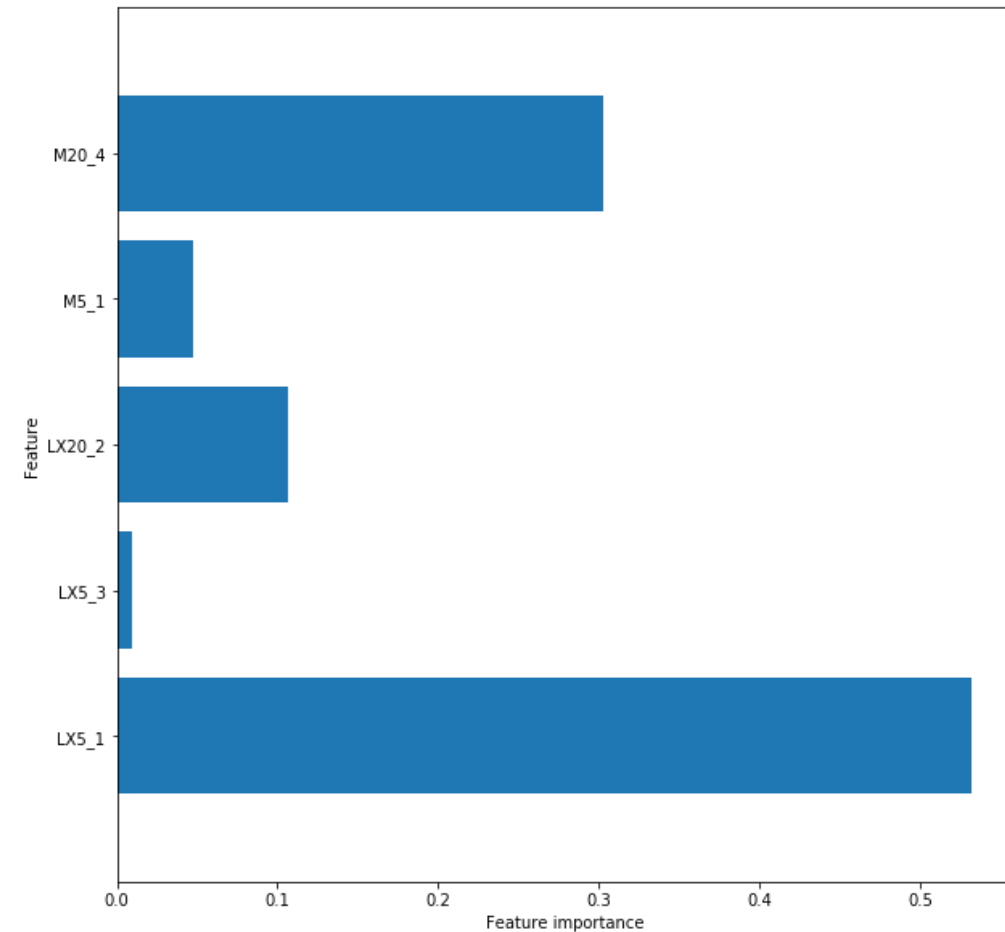
## Random Forest

(Max\_depth=2, metric = mae)

Public Score : 0,527

### Suprenant :

- Des données très simples  
( variables macro, performances de portefeuilles)
- Qui ne couvrent pas toutes les stratégies explicitement



## POUR ALLER PLUS LOIN...

- Augmenter la taille de l'échantillon
- Probablement de fortes corrélations entre les variables
- Etudier les relations des features dans le modèle (avec Shap ?)
- Comparer avec Equal Risk Contribution (quel est son score au fait ?)

# LEXIQUE

- M20\_i : performance de la stratégie i sur 20 jours
- M5\_i : performance de la stratégie i sur 5 jours
- LX20\_i : performance de l'indicateur macro i sur 20 jours
- LX5\_i : performance de l'indicateur macro i sur 20 jours
- Sharpe : sharpe du portefeuille
- Sha\_i : sharpe de la i ème stratégie