

# OpenVaccine: COVID-19 mRNA Vaccine Degradation Prediction

---

Lynda MESSAD DIT MAHTAL

Laëtitia HOLLIER

Opale RAMBAUD

M2BI / 2020



# SOMMAIRE

- ❖ Introduction
- ❖ Matériels et Méthodes
  - Présentation des données
  - Vérifications des données
  - Pré-traitement
  - Design du réseau
- ❖ Résultats
- ❖ Conclusion

# Introduction

- ❖ Pandémie mondiale de COVID-19 dû au SARS-CoV-2

**But: prédire les régions des molécules d'ARNm susceptibles de posséder un taux de dégradations élevé selon la position des bases et leur type**

- ❖ Méthode de Deep Learning de type Régression via un réseau récurrent GRU (Gated Recurrent Unit)
- ❖ Comparaison de 2 méthodes de traitement de données:
  - troncage des données en amont du réseau
  - troncage des données au sein du tenseur

# Matériels et méthodes

## Présentation des données

3 fichiers mis à disposition sur la plateforme Kaggle:

- **train.json** ⇒ data train avec 2400 lignes, 19 descripteurs
- **test.json** ⇒ data test avec 3634 lignes, 7 descripteurs
- **sample submission.csv** ⇒ fichier de sortie au bon format attendu à la fin

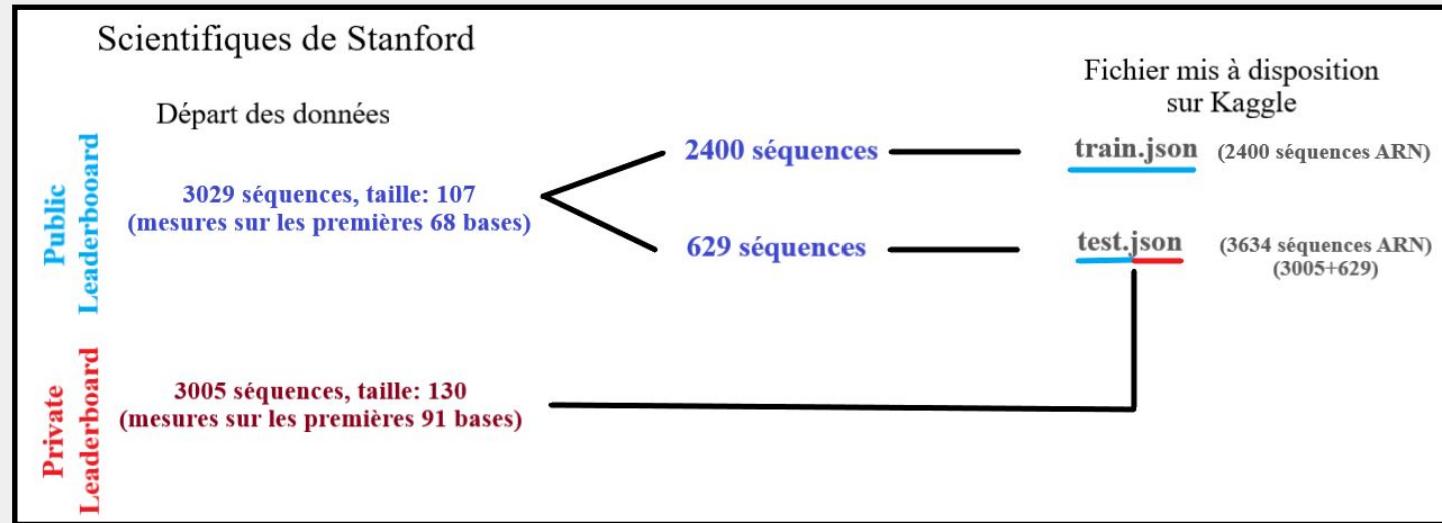


Schéma récapitulatif des données et comment elles ont été obtenues par les scientifiques de l'université de Stanford.

# Matériels et méthodes

## Vérification des données

### Data Train

Descriptif de la data Train					
	index	signal_to_noise	SN_filter	seq_length	seq_scored
count	2400.000000	2400.000000	2400.000000	2400.0	2400.0
mean	1199.500000	4.530456	0.662083	107.0	68.0
std	692.964646	2.835142	0.473099	0.0	0.0
min	0.000000	-0.103000	0.000000	107.0	68.0
25%	599.750000	2.391000	0.000000	107.0	68.0
50%	1199.500000	4.442500	1.000000	107.0	68.0
75%	1799.250000	6.294250	1.000000	107.0	68.0
max	2399.000000	17.194000	1.000000	107.0	68.0

### Data Test

Descriptif de la data Test			
	index	seq_length	seq_scored
count	3634.000000	3634.000000	3634.000000
mean	1816.500000	126.018987	87.018987
std	1049.189767	8.702624	8.702624
min	0.000000	107.000000	68.000000
25%	908.250000	130.000000	91.000000
50%	1816.500000	130.000000	91.000000
75%	2724.750000	130.000000	91.000000
max	3633.000000	130.000000	91.000000

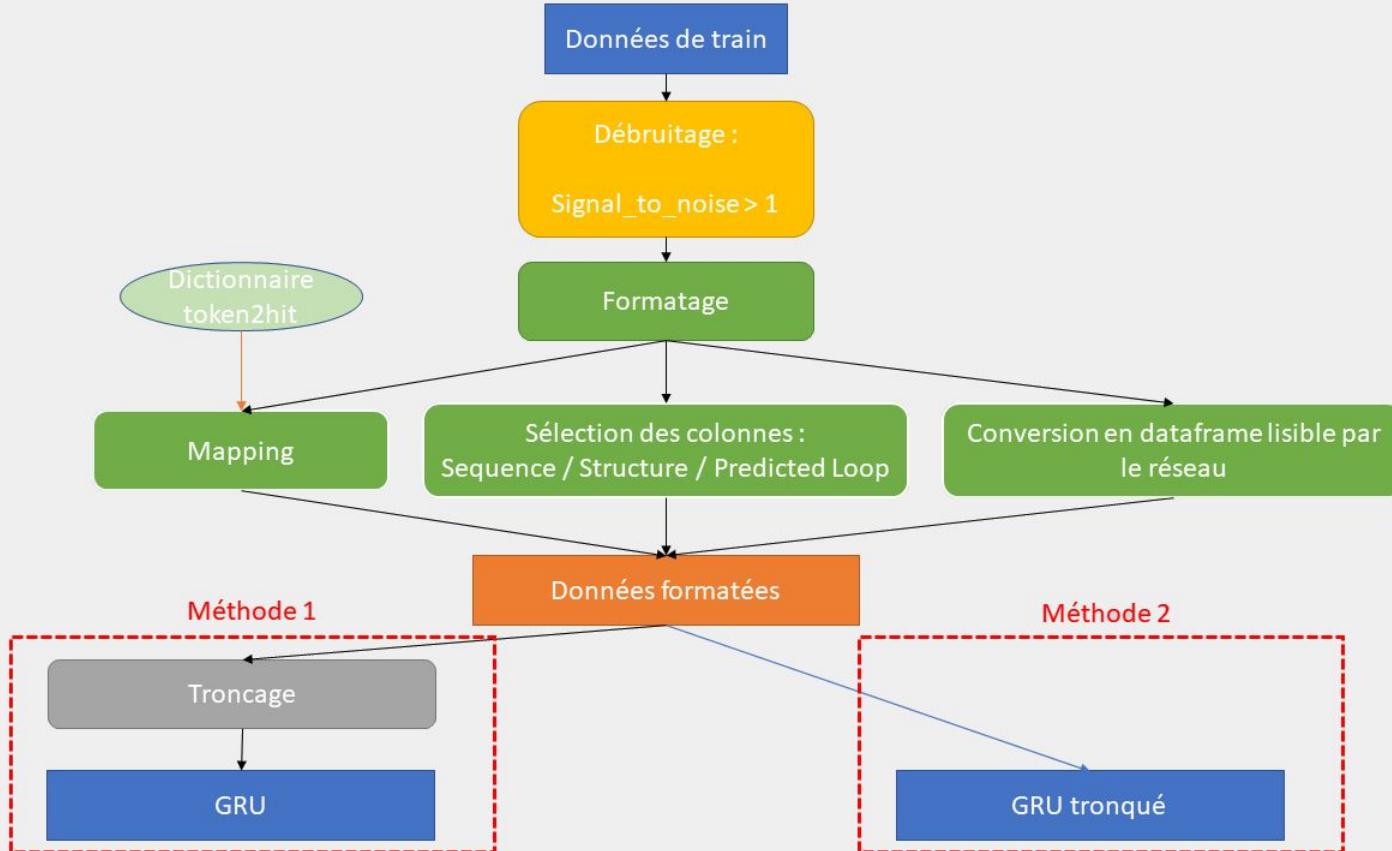
### Alignement multiple Clustal Omega

sequence1500	-----G-UC-G-----G-----AG-GA-GG----AGGAA-----	45
sequence964	---AG-CG-GA-C-G-AAU-AUA-CG-UU---CGCAU-AG-CG---AUCGA-----	58
sequence1378	---AG-CG-AG-C-U-CG-ACG-CG-UG---CACAU-AA-UG---CACGC-----	48
sequence807	-----A-GA-G-C-ACC-CGC-CG-AU---CGUAC-AG-CC---GACGA-----	58
sequence554	---GG-AG-AA-G-U-CAU-AGU-CA-GA---CGCGG-AG-UG---GAAGU-----	58
sequence1713	---GC-AG-AA-G-U-GAU-AGU-UG-GA---CGCGG-AG-UG---GAAGU-----	58
sequence1119	UA-A---AGA-----CAAG---A-CA-----AGA--U-AG-AAACC-AUA-AUUUCG	79
sequence976	UA-U---ACA-----CAAC---A-CA-----AGA--U-AG-AAACG-UGA-UAUUCG	79
sequence1293	UA-U---ACA-----CAAC---A-CA-----AGA--U-AG-UACCA-UAA-UGUUCG	79
sequence491	UA-U---ACA-----CAAC---A-CA-----AGA--U-AG-UACCU-UGA-GGUUCG	79

sequence1260	--GGA---A-AA-----	6
sequence2070	--GGA---A-AA-----	6
sequence1145	--GGA---A-AGCGG-A-----A-----	11
sequence819	--GGA---A-A-----	5
sequence335	--GGA---A-ACUCG-A-----A-----AU-A-A-----	15
sequence3415	--GGA---A-----	4
sequence745	--GGA---A-AAC-----	7
sequence2965	--GG-----	2
sequence639	--GGA---A-ACAA-----	9
sequence1309	--GGA---A-AAAC-A-----A-----AC-A-A-----	15
sequence2894	--GGA---A-AAACA-A-----A-----AG-A-A-----	15

# Matériels et méthodes

## Pré-traitement des données



# Matériels et méthodes

## Gated Recurrent Unit (GRU)

- **Réseau de neurones récurrents :** constitué de neurones interconnectées interagissant non-linéairement et pour lequel il existe au moins un cycle dans la structure
- **Reset Gate** : sert à contrôler combien d'information passée le réseau doit oublier.
- **Update Gate** : décide des informations à conserver et de celles à oublier

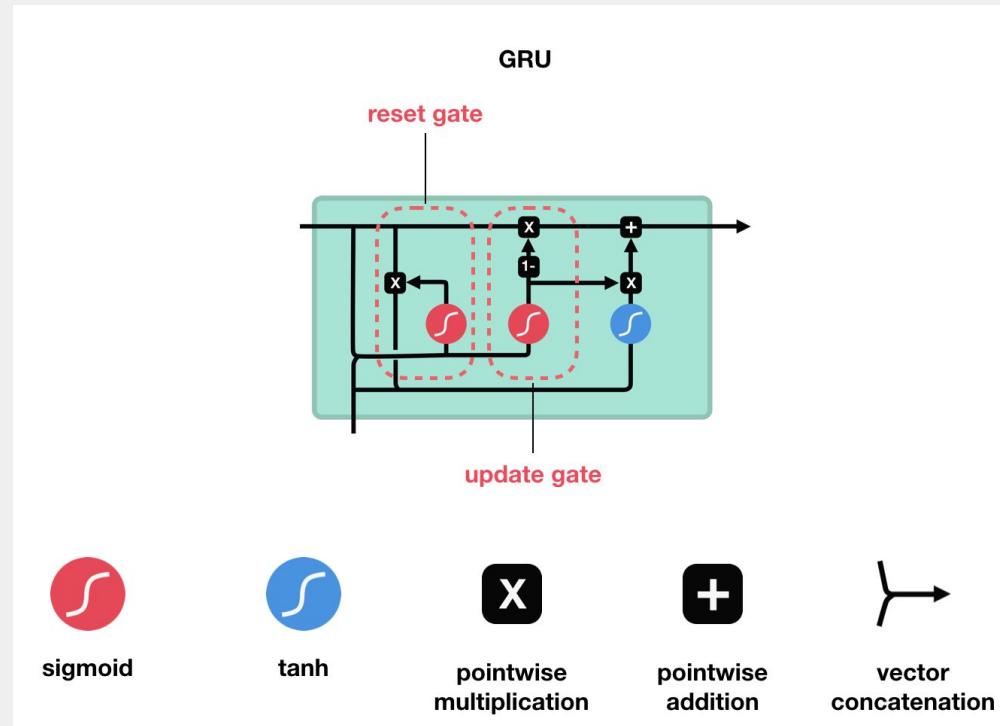


Schéma d'un GRU (source : [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com/))

# Matériels et méthodes

## Design du réseau

Réseau normal

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
input_2 (InputLayer)	[(None, 68, 3)]	0
embedding (Embedding)	(None, 68, 3, 100)	1400
tf_op_layer_Reshape (TensorF [(None, 68, 300)])	0	
spatial_dropout1d (SpatialDr (None, 68, 300))	0	
bidirectional (Bidirectional (None, 68, 300))	406800	
bidirectional_1 (Bidirection (None, 68, 300))	406800	
bidirectional_2 (Bidirection (None, 68, 300))	406800	
tf_op_layer_strided_slice (T [(None, 68, 300)])	0	
dense_3 (Dense)	(None, 68, 5)	1505
=====		
Total params:	1,223,305	
Trainable params:	1,223,305	
Non-trainable params:	0	

Réseau tronqué

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
input_2 (InputLayer)	[(None, 107, 3)]	0
embedding_1 (Embedding)	(None, 107, 3, 100)	1400
tf_op_layer_Reshape_1 (Tenso [(None, 107, 300)])	0	
spatial_dropout1d_1 (Spatial (None, 107, 300))	0	
bidirectional (Bidirectional (None, 107, 300))	406800	
bidirectional_1 (Bidirection (None, 107, 300))	406800	
bidirectional_2 (Bidirection (None, 107, 300))	406800	
tf_op_layer_strided_slice (T [(None, 68, 300)])	0	
dense (Dense)	(None, 68, 5)	1505
=====		
Total params:	1,223,305	
Trainable params:	1,223,305	
Non-trainable params:	0	

- Loss function : **MCRMSE**

- Metric : **Accuracy**

# Résultats

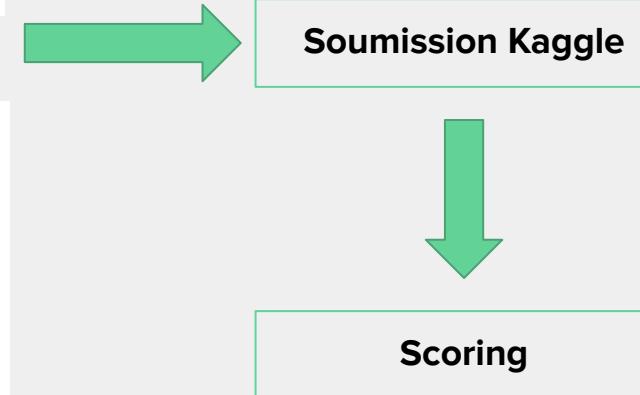
## Prédictions

	reactivity	deg_Mg_pH10	deg_Mg_50C	deg_pH10	deg_50C	id_seqpos
0	0.714691	0.723065	0.636777	2.171737	0.835025	id_00073f8be_0
1	2.397619	3.301251	3.539931	4.499967	3.084261	id_00073f8be_1
2	1.509842	0.562209	0.624255	0.602935	0.686217	id_00073f8be_2
3	1.421088	1.264342	1.809805	1.328547	1.812573	id_00073f8be_3
4	0.892619	0.693451	0.907562	0.570246	0.904023	id_00073f8be_4

5 premières lignes du fichier de prédictions avec la méthode 1

	reactivity	deg_Mg_pH10	deg_Mg_50C	deg_pH10	deg_50C	id_seqpos
0	0.588973	0.625430	0.539917	1.986531	0.792241	id_00073f8be_0
1	2.160224	3.196975	3.410743	4.401863	3.056409	id_00073f8be_1
2	1.367732	0.595218	0.638190	0.572630	0.758136	id_00073f8be_2
3	1.266218	1.225548	1.709989	1.134518	1.741791	id_00073f8be_3
4	0.830383	0.563159	0.879607	0.518978	0.931565	id_00073f8be_4

5 premières lignes du fichier de prédictions avec la méthode 2

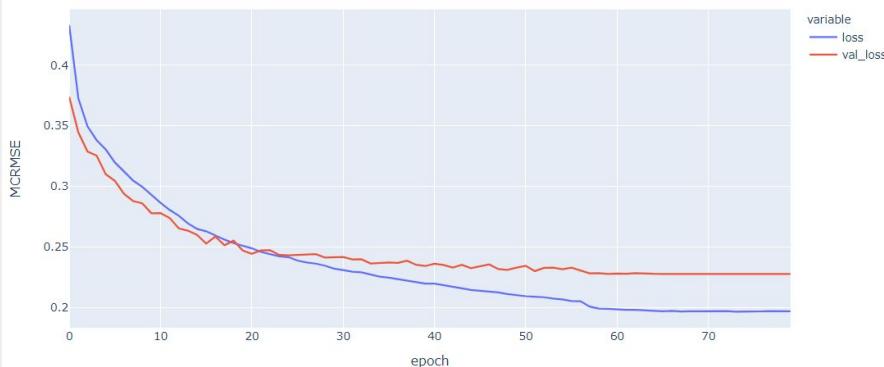


# Résultats

## Comparaison des méthodes

### Méthode 1

Training History Méthode 1



**loss = 0.182 acc = 0.550**

Private Score

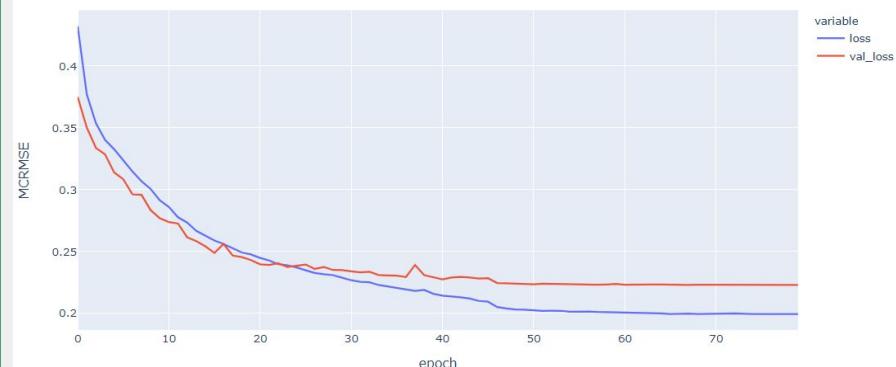
0.38704

Public Score

0.27812

### Méthode 2

Training History Méthode 2



**loss = 0.184 acc = 0.549**

Private Score

0.38772

Public Score

0.27014

# Conclusion

- ❖ Les 2 méthodes possèdent des résultats similaires
- ❖ Le fait de tronquer les données en amont ou au sein du tenseur ne change pas les performances du réseaux
- ❖ Intéressant de comparer ces résultats avec une 3ème méthode qui crée une fenêtre glissante de taille 68 sur la séquence afin de ne prédire que le nucléotide central ⇒ amélioration des résultats de prédictions ?

**Merci de votre attention**