

Formation Machine Learning

Atelier Pratique AP-ML7

ALIASE

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

Objectif : **Prédire l'évolution du nombre de passagers** d'une compagnie aérienne.

Dataset = **nombre de passagers / mois** depuis janvier 1949



1) Charger le fichier '*Airline_Passengers.csv*' dans un dataframe

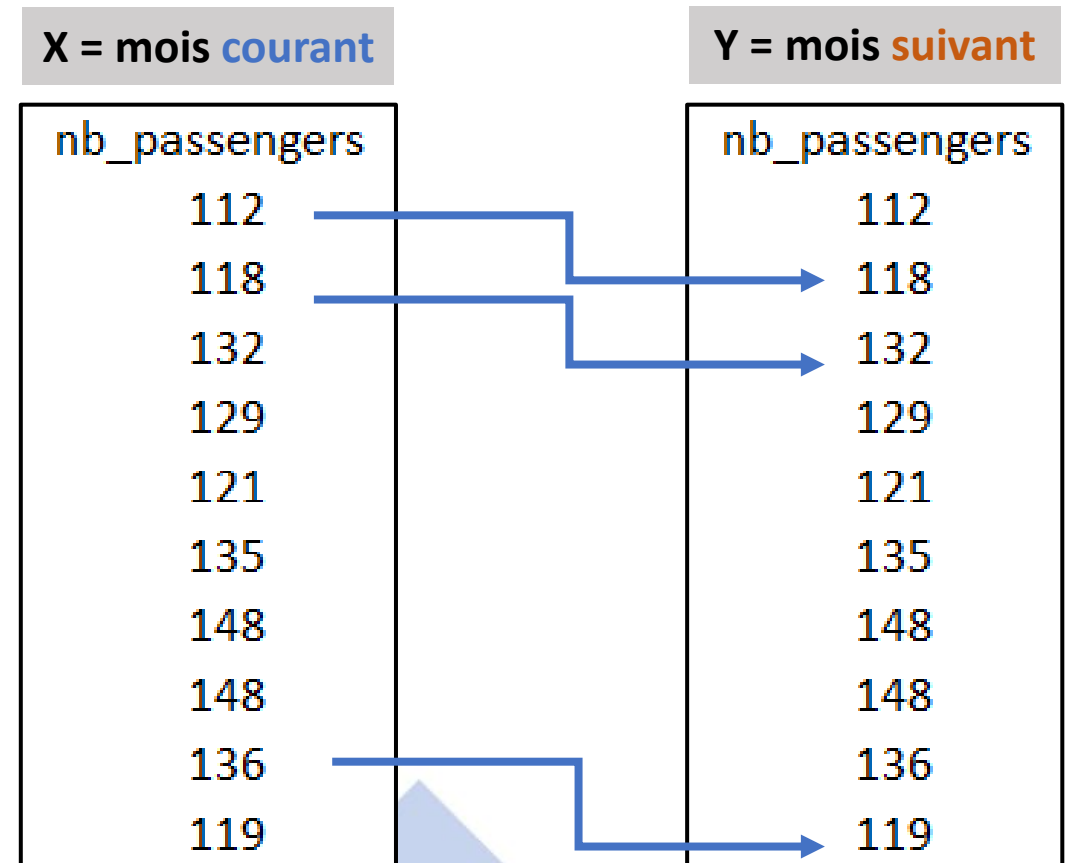
- `dataset = pd.read_csv( . . . )`
- Seule la 2ème colonne ("*nb_passengers*") nous interesse
- Convertir le dataset en array

Month	nb_passengers
1949-01	112
1949-02	118
1949-03	132
1949-04	129
1949-05	121
1949-06	135
1949-07	148
1949-08	148
1949-09	136
1949-10	119

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

2) Créer le dataset avec X = nb passagers au mois **courant**, Y = nb passagers au mois **suivant**
chaque label (Y) sera égal à la valeur à **t+1** (c.a.d mois suivant)

- Créer une variable **look_back = 1**
signifie qu'on veut observer uniquement **un** mois précédent
- Définir une fonction **create_dataset(dataset, look_back)**
qui crée et retourne X et Y
- Afficher X et Y avec un for ... in zip(...)
- Convertir X et Y en tableaux de dimension 2



Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

3) Normaliser X et Y avec le transformer *MinMaxScaler()*

4) Transformer **X en dimension 3**, car pour utiliser X dans un RNN, il faut qu'il soit de dimension 3

L'input (X) doit avoir le format *(nb samples, time steps, features)*

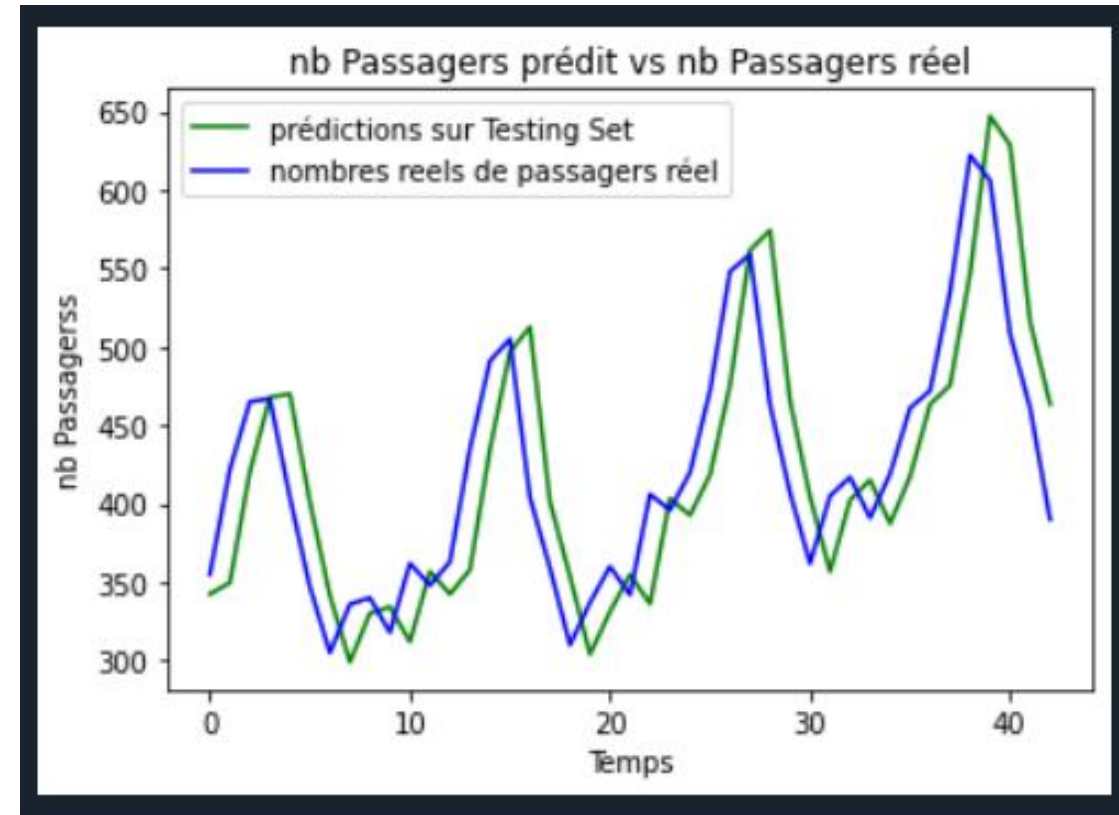
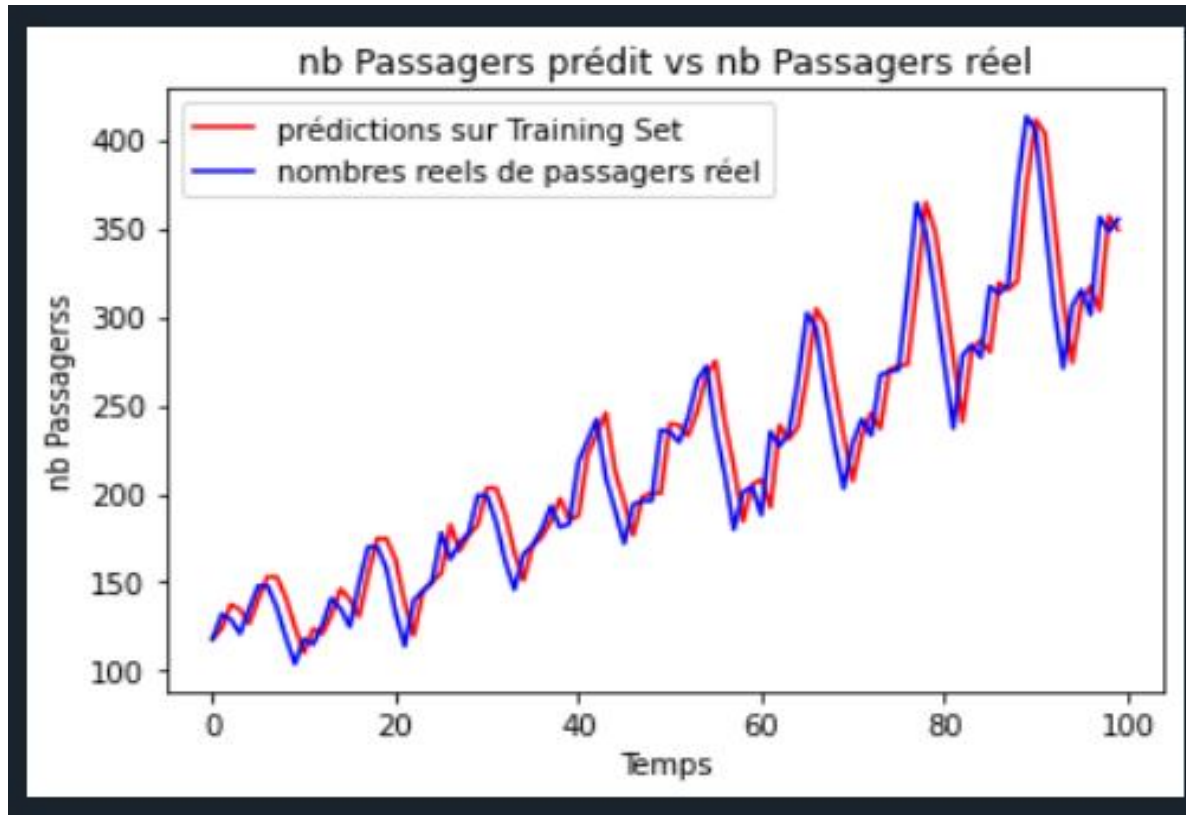
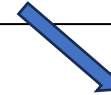
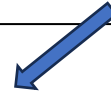
- `nb_samples` = nb total de données dans le dataset
- `input_length` = nb de données en entrée (input), c'est aussi = à *look_back*
- `nb_features` = 1 , nb de colonnes dans l'entrée

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

- 5) Découper X en *Training Set* (70%) et *Testing Set* (30%)
- 6) Créer le modèle RNN avec 3 couches LSTM
- 7) Compiler et entraîner le modèle
- 8) Faire des prédictions sur le **Training Set** et sur le **Testing Set**

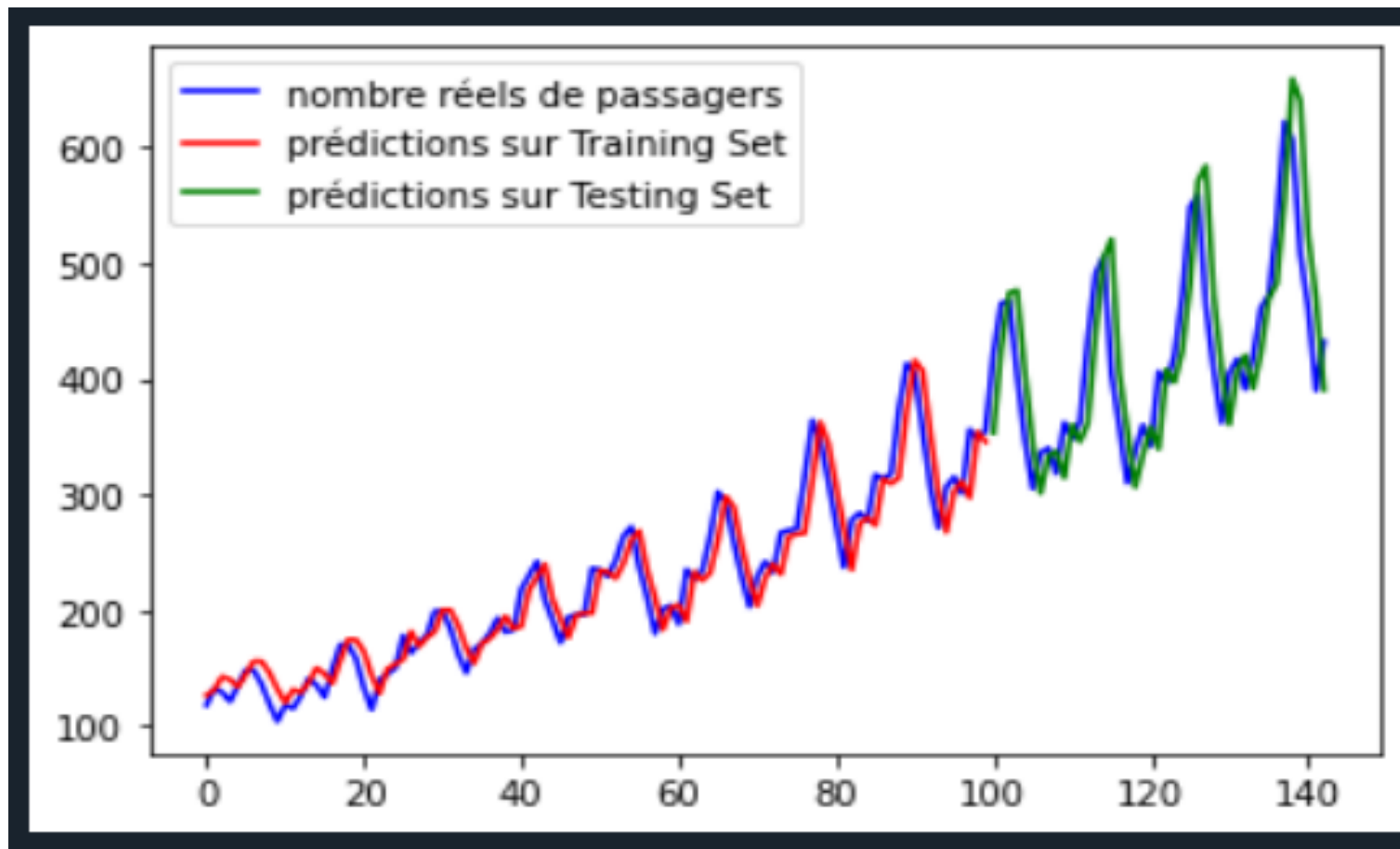
Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

9) Afficher deux graphes : prédictions sur le **Training Set** puis prédictions sur le **Testing Set**



Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.2.1

9) Affichage graphique des prédictions sur TOUT le dataset (**Training Set** et **Testing Set**)



Solution



Voir MLExo7.2.1.py

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.4

Objectif : Prédire l'évolution de la valeur d'une action en bourse

- *Entree* : Liste des valeurs de l'action durant **60 jours**
- *Sortie* : Prédiction de la valeur de l'action au **61ème jour**

Dataset = valeurs de l'action / jour du 1er janvier 2011 au 31 décembre 2019

Fichier : Bourse_dataset.xlsx , Seule la 2ème colonne (« **Open** ») nous interesse

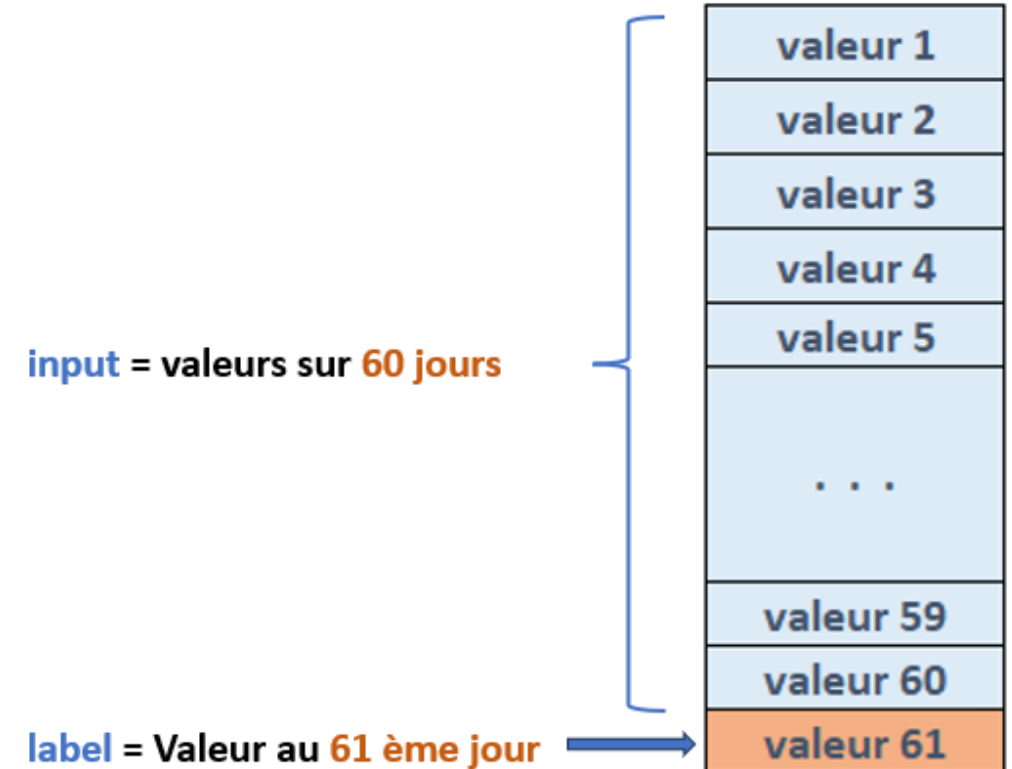
Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
1/3/2011	29.98000	30.05999947	29.87999916	30.05999947	28.47595024	1600
1/4/2011	30.30000	30.35000038	29.90999985	30.01000023	28.42859077	22200
1/5/2011	29.84000	29.89999962	29.79999924	29.82999992	28.25807381	14100
1/6/2011	29.82000	29.85000038	29.73999977	29.82999992	28.25807381	13300
1/7/2011	29.74000	29.73999977	29.67000008	29.67000008	28.10649872	1700
1/10/2011	29.47000	29.64999962	29.37000084	29.64999962	28.08755875	33200

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.4

Créer le dataset avec

- input = Liste des valeurs de l'action durant **60 jours**
- label = valeur au **61^{ème} jour**

Utiliser la variable **look_back** pour désigner le nombre **n** de jours à observer avant de prédire la valeur de l'action au **(n+1)**ème jour



Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.4

Affichage graphique des prédictions

sur les données du Testing Set

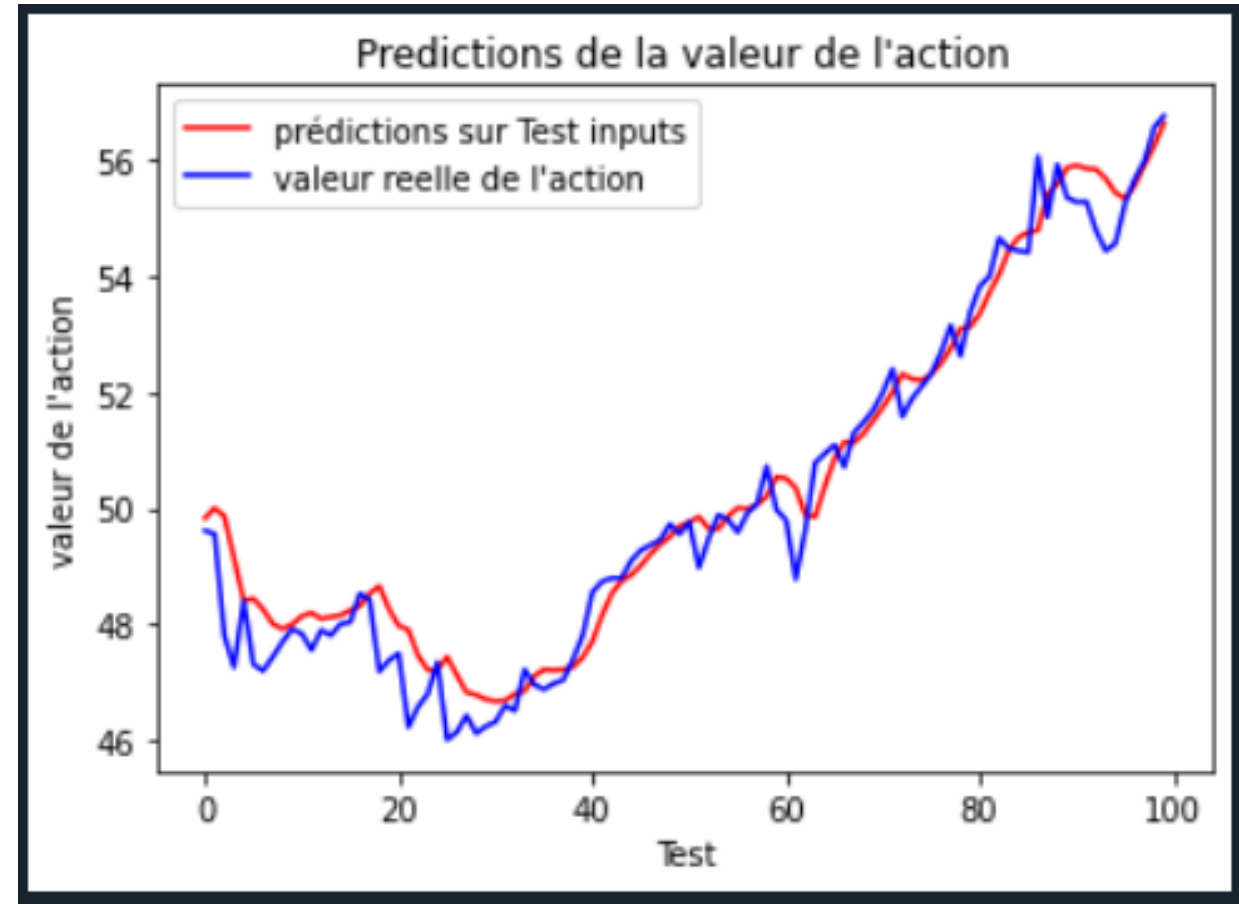
```
test_pred = model.predict(x_test)
```

```
y_test = y_test.reshape( y_test.shape[0], 1 )
```

Dénormaliser

```
test_pred = scaler.inverse_transform(test_pred)
```

```
y_test = scaler.inverse_transform(y_test)
```



Solution



Voir MLExo7.4.py

Atelier Pratique AP-ML7 : Exercice ML7.3.7

Format 2 : **one-hot**

Refaire l'exercice 7.3.5 (Prédire le mot suivant)
en utilisant le format **one-hot** des labels

Y		Y_encoded				
2	→	0	0	1	0	0
4	→	0	0	0	0	1
0	→	1	0	0	0	0
3	→	0	0	0	1	0
4	→	0	0	0	0	1
1	→	0	1	0	0	0
2	→	0	0	1	0	0
1	→	0	1	0	0	0

Chaque étiquette est représentée par un **vecteur binaire** où la classe correcte est représentée par **1** et les autres sont 0.

Solution



Voir MLExo7.3.7.py