

# Master 2 Monnaie, banque, finance et assurance parcours Ingénierie économique et financière

## Projet de techniques de prévision

Présenté par : Valdi Mayima

Année universitaire : 2020-2021

<u>Prévision sur la Série</u>: Commerce de détail-magasins d'articles de sport, de loisirs, d'instruments de musique et librairies dans le Michigan de Janvier 1990 à Octobre 2020. (Extraire de la base de données FRED DATABASE).

Données mensuelles, non corriges des variations saisonnières

Prévision sans scenario.

Espace d'information univarié car on utilise que le passé de la variable à prévoir

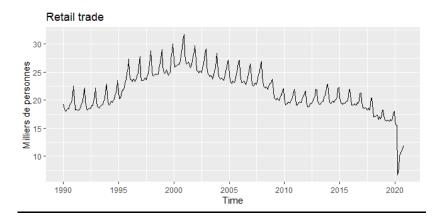
Série temporelle longue (de 1990 à 2020)

Le type de modèle que nous allons utiliser sont :

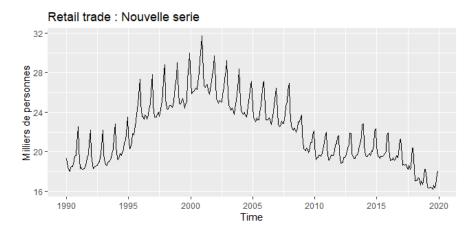
- Modèle Naïf
- Lissage exponentiel du trend
- Modèle ARIMA

Horizon de la prévision : h=1 et h=6 sans points intermédiaires.

#### **ANALYSE GRAPHIQUE DE LA SERIE:**



On constate en début 2020 une forte baisse liée à la Covid- 19, nous coupons donc la série a fin 2019.



Notre série présente a vu d'œil une activité saisonnière.

#### Retail trade (saisonniers) 32 -Milliers de personnes 28 20 16 May Sep Oct Nov Dec Jan Mar Apr Jun Jul Aug Month

#### **TEST DE STATIONNARITE DE LA SERIE:**

- Test augmente de Dickey-Fuller:

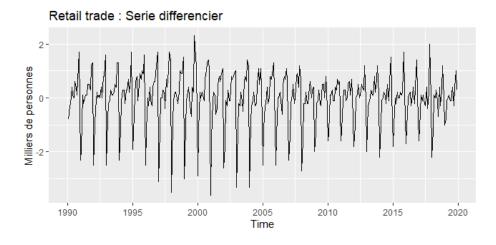
Augmented Dickey-Fuller Test

data: Y2

Dickey-Fuller = -3.28, Lag order = 2, p-value = 0.07463

alternative hypothesis: stationary

Le test de Dickey-Fuller vise a savoir si les propriétés d'une série statistique sont constantes dans le temps, le résultats que nous obtenons avec une p-value > 5% nous indique qu'on rejette l'hypothèse de stationnarité de la série, nous pallions a ce problème en utilisant la différence première sur notre série.



Augmented Dickey-Fuller Test

data: DY2

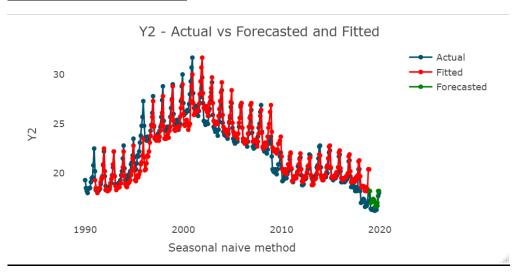
Dickey-Fuller = -12.697, Lag order = 2, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

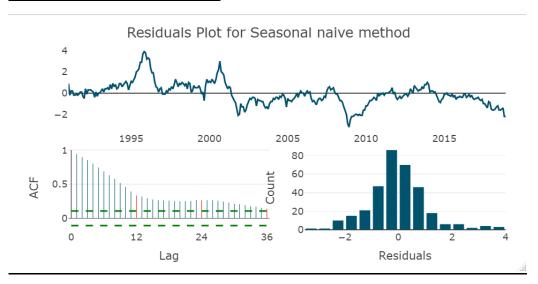
En appliquant à notre série différencier le test augmente de Dickey-Fuller, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse de stationnarité a un seuil de 1%.

### **MODELE NAIF:**

## <u>Prévision intra-échantillon :</u>



## Erreurs de prévision du modèle :



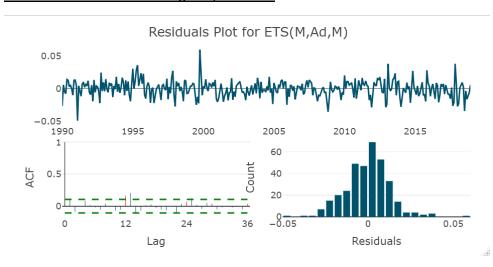
## Mesure d'efficacité du modèle :

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	-0.0687500	1.0670247	0.7770833	-0.4825357	3.458088
Test set	-0.6166667	0.6770032	0.6166667	-3.7155092	3.715509
	MASE	ACF1	Theil's U		
Training set	1.0000000	0.9420536	NA		
Test set	0.7935657	0.4338671	1.467832		

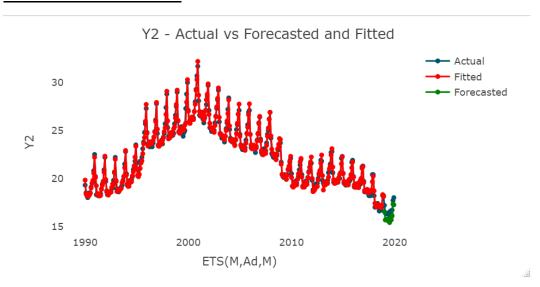
#### LISSAGE EXPONENTIEL:

```
Call:
ets(y = training)
  Smoothing parameters:
    alpha = 0.7233
    beta = 0.0334
    gamma = 0.21
         = 0.98
    phi
  Initial states:
    1 = 19.3086
b = 0.022
    s = 1.1393 1.0641 1.019 1.0048 0.9838 0.9576
           0.9578 0.9615 0.9557 0.9603 0.9703 1.0257
  sigma: 0.0131
     AIC
             AICC
                      BIC
1192.803 1194.882 1262.143
```

#### Résidus du modèle de lissage exponentiel :



#### Prévision intra échantillon :



#### Mesure d'efficacité du modèle :

#### **MODELE SARIMA:**

Le modèle prend en compte la saisonnalité présente dans la série.

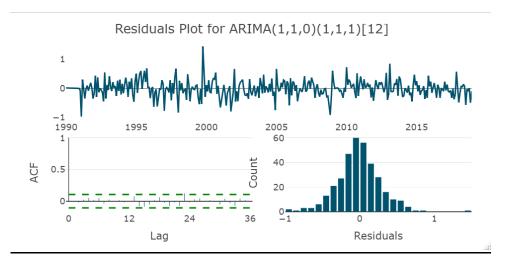
Series: training ARIMA(1,1,0)(1,1,1)[12]

Coefficients:

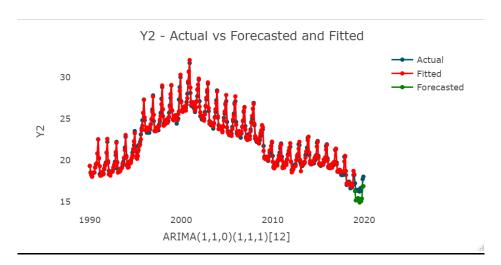
ar1 sar1 sma1 -0.0576 0.0219 -0.5565 s.e. 0.0553 0.1039 0.0878

sigma^2 estimated as 0.08967: log likelihood=-71.95 AIC=151.9 AICc=152.03 BIC=167.16

#### Résidus du modèle SARIMA:



#### Prévision intra-échantillon :



#### Mesure d'efficacité du modèle :

ME RMSE MAE MPE MAPE
Training set -0.01334508 0.2924887 0.215482 -0.05833249 0.9614798
Test set 1.14142622 1.1511374 1.141426 6.85452182 6.8545218

MASE ACF1 Theil's U
Training set 0.2772958 0.001930536 NA
Test set 1.4688595 -0.043223070 2.662763

#### **COMPARAISON DES PREVISIONS:**

Nous comparons dans un premier temps les indicateurs statistiques de chaque modèle avant de procéder à une comparaison par test statistique.

#### Modèle Naïf vs Lissage exponentiel :

#### Modèle 1 : Naïf

#### Modèle 2 : Lissage exponentiel

Le ratio de U de ces deux modèle (modèle 2/modèle 1) est de 0,27, ce qui veut dire que le modèle 2 est plus prédictif que le modèle naïf.

Nous nous appuyons sur ce déterminant statistique pour cette comparaison étant donnée le faible pouvoir de prédiction d'un modèle Naïf souvent constaté.

#### Lissage exponentiel vs Modèle SARIMA:

#### Modèle 2 : Lissage exponentiel

```
ME RMSE MAE MPE MAPE
Training set -0.01072888 0.2881161 0.217592 -0.05138402 0.9785884

MASE ACF1
Training set 0.2800112 0.1178914
```

#### Modèle 3 : SARIMA

Le RMSE de ces deux modèles ainsi que les autres indicateurs statistiques sont très proches, nous limiter au ratio de U ne nous apportera pas assez d'information.

Nous utilisons le test de Diebold-Mariano qui est une variante du test de Harvey-Leybourne-Newbold. Le test de Diebold-Mariano compare la capacite prédictive de deux modèles en s'appuyant sur leurs fonctions de pertes (résidus).

#### Diebold-Mariano Test

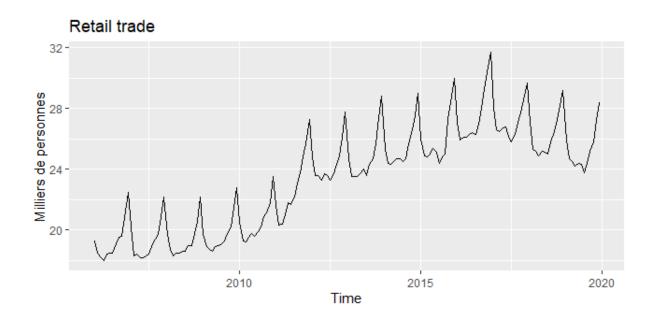
```
data: Hw$residualsfit_arima$residuals
DM = -9.4179, Forecast horizon = 12, Loss function power = 2,
p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: less</pre>
```

Le test de Diebold-Mariano nous donne une p-value inferieur a 0.05, on rejette donc l'hypothèse nulle, les deux modèles n'ont pas la même capacite de prévision. Selon ce test, le modèle 2 est moins prédictif que le modèle 1.

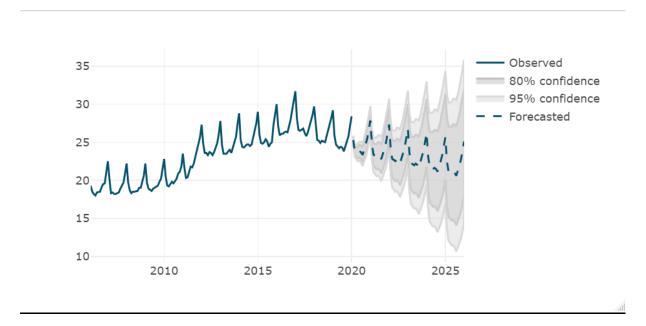
Toutefois le critère d'Akaike reste un bon critère de comparaison entre deux modèles, nous obtenons avec le modèle SARIMA un AIC de 151,9 tandis que le modèle de lissage exponentiel nous donne un AIC de 1129 (trop élevé). On choisit pour notre prévision le modèle ayant l'AIC le plus faible soit le modèle SARIMA.

#### **PREVISION HORS ECHANTILLON:**

Série a de 2005 a fin 2019, nous ne retenons qu'une partie de l'échantillon en raison de la cassure brutale dans notre série au début des années 2000 :



## <u>Prévisions h=6</u>: avec intervalle de confiance a 80 et 95%



```
Forecast method: ARIMA(1,1,0)(1,1,1)[12]
Model Information:
Series: object
ARIMA(1,1,0)(1,1,1)[12]
Coefficients:
                sar1
                         sma1
     -0.0576 0.0219 -0.5565
    0.0000 0.0000 0.0000
sigma^2 estimated as 0.08967: log likelihood=-52.23
AIC=106.47 AICc=106.49 BIC=109.51
Error measures:
                            RMSE
                     ME
                                       MAE
Training set -0.01677865 0.321255 0.2340822 -0.06318601 0.9918009
                MASE
                            ACF1
Training set 0.257342 0.006610119
```

#### Prévision avec intervalle de confiance

#### Forecasts:

```
Lo 95
         Point Forecast
                          Lo 80
                                   Hi 80
                                                      Hi 95
Jan 2020
               25.27503 24.89127 25.65880 24.68811 25.86195
Feb 2020
               23.90454 23.37722 24.43187 23.09806 24.71102
               23.78245 23.14230 24.42261 22.80342 24.76148
Mar 2020
Apr 2020
               23.61158 22.87574 24.34743 22.48621 24.73696
May 2020
               23.83548 23.01503 24.65593 22.58071 25.09025
Jun 2020
               23.68241 22.78530 24.57952 22.31040 25.05443
               23.32835 22.36063 24.29606 21.84835 24.80834
Jul 2020
Aug 2020
               23.95234 22.91883 24.98586 22.37172 25.53296
Sep 2020
               24.71506 23.61970 25.81043 23.03985 26.39028
               25.49553 24.34163 26.64943 23.73079 27.26027
Oct 2020
Nov 2020
               26.70191 25.49230 27.91152 24.85196 28.55185
Dec 2020
               27.84277 26.57990 29.10564 25.91138 29.77416
Jan 2021
               24.72529 23.35124 26.09934 22.62386 26.82672
Feb 2021
               23.35086 21.87771 24.82401 21.09787 25.60385
Mar 2021
               23.23048 21.66430 24.79667 20.83520 25.62576
               23.06244 21.40845 24.71643 20.53288 25.59200
Apr 2021
May 2021
              23.28686 21.54949 25.02423 20.62979 25.94393
Jun 2021
              23.13263 21.31572 24.94955 20.35390 25.91137
```

#### Résidus du modèle :

