

# Projet Serie Temporelle

## Master 1 SID

Preparer par :  
Amadou Mamoudou LY

---

**Dr Aba Diop**

---

**UADB**  
**UFR SATIC**

24 novembre 2019



- 1 Introduction
- 2 Travail à faire
- 3 Conclusion

l'objectif Principal de projet ce faire modéliser et analyse de donnée d'un centre sanitaire donnée .

On va modéliser nombres de cas décès.

Les données sont recueillies mensuellement de l'année 2011 à l'année 2017. Elles sont présentées dans la base

|«*Base\_Projet\_ST\_M1SID2019*».

# Décomposition la série Et faire une description et un ajustement de la tendance

code R

```
#####  
library(tseries)  
library(forecast)  
pt=read.table(file.choose() ,sep=";",header =TRUE)  
pt  
str(pt)  
dim(pt)  
head(pt)  
is.ts(pt)  
attach(pt)  
#verification est ce que c est une serie temporelle  
is.ts(Cas_deces)  
#Transformer a serie temporelle  
basee=ts(Cas_deces,start=c(2011,1),end=c(2017,12),frequency=12)  
is.ts(basee)  
#Ajustant sur tendance  
dp=decompose(basee,type ="add" )  
plot(dp)  
tendance=dp$trend  
plot(tendance)
```

FIGURE – chargement-verification..etc

# Décomposition la série Et faire une description et un ajustement de la tendance

Graphe de decomposition

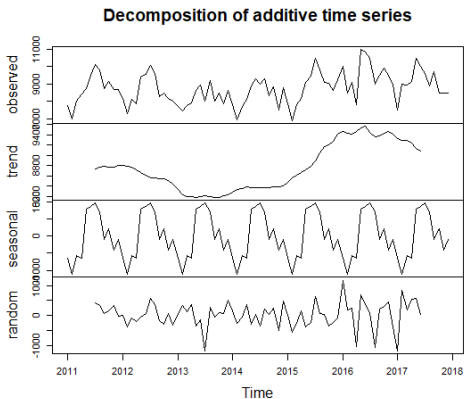


FIGURE – Décomposition additive

# Décomposition la série Et faire une description et un ajustement de la tendance

Grphe de Tendance

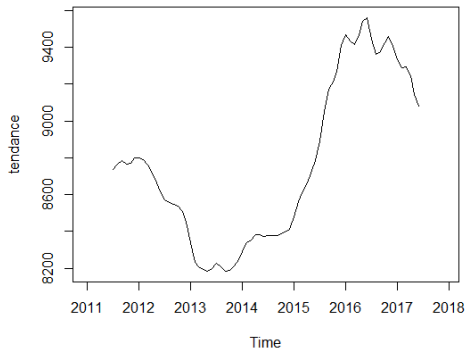


FIGURE – Grphe de Tendance

# Description de Graphe de Tendence

**En Visualisant la graphe on remarque une décroissance de nombre de cas décès entre 2011 Et 2013 , stabililte entre 2013 Et 2014, une croissance entre 2014 Et 2016 et en 2016 et 2017 on remarque aussi une petit décroissance**

# Modélisation de la série Cas\_deces

méthodologie de Box & Jenkins

```
Augmented Dickey-Fuller Test  
data: basee  
Dickey-Fuller = -3.8081, Lag order = 4, p-value = 0.02248  
alternative hypothesis: stationary  
> |
```

FIGURE – Test de Dicky-Fuller



# Modélisation de la série Cas\_deces

méthodologie de Box & Jenkins

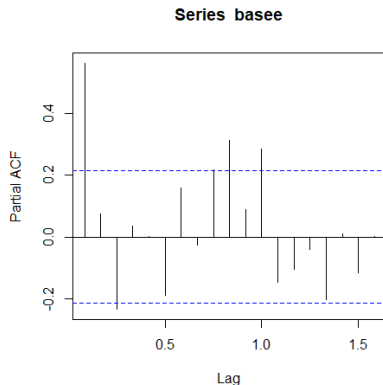


FIGURE – autocorrélations partielles

**p-value  $< 0.05$  la série `Cas_deces` est stationnaire. La fonction `pacf(-la serie-)` calcule et trace les autocorrélations partielles empiriques**

```
> plot(basee)
> auto.arima(basee)
Series: basee
ARIMA(1,0,1)(0,1,1)[12]

Coefficients:
          ar1          ma1          sma1
      0.9479   -0.7289   -0.7344
s.e.  0.0493    0.0884    0.1830

sigma^2 estimated as 380363:  log likelihood=-567.64
AIC=1143.28   AICc=1143.88   BIC=1152.39
> |
```

FIGURE – auto.arima

# Méthode ARIMA

## Residus

```
data: residus
w = 0.93209, p-value = 0.0002602
> |

> residus=model11$resid
> t.test(residus,mu=0,conf.level = 0.95)

One Sample t-test

data: residus
t = 0.37063, df = 83, p-value = 0.7119
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -99.2092 144.6515
sample estimates:
mean of x
 22.72117
..
```

FIGURE – test de residus t-test Et test de Shapiro-Wilk

```
> Box.test(residus,type="Ljung-Box")

Box-Ljung test

data: residus
X-squared = 0.0051345, df = 1, p-value = 0.9429
~ |
```

FIGURE – test de Box-Ljung

# Méthode ARIMA

## BoxplotResidus

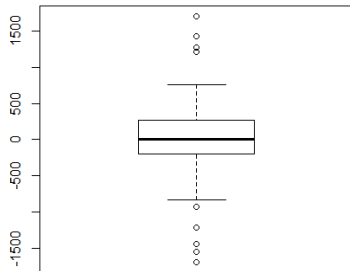


FIGURE – Boxplot

```
> model11=arima(basee, order=c(1,0,1), seasonal=c(0,1,1))
> summary(model11)

Call:
arima(x = basee, order = c(1, 0, 1), seasonal = c(0, 1, 1))

Coefficients:
      ar1      ma1      sma1
    0.9479 -0.7289 -0.7344
s.e.  0.0493  0.0884  0.1830

sigma^2 estimated as 364502:  log likelihood = -567.64,  aic = 1143.28

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 22.72117 558.9643 371.5962 0.01593287 4.20843 0.5445931 -0.007680706
> |
```

FIGURE – ARIMA

# prévision par ARIMA

Les Graphes. Prévision pour 1 an

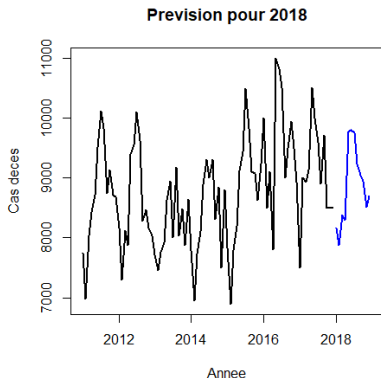


FIGURE – Prévision 2018

# prévision par ARIMA

Les Graphes. Prévision pour 3 ans

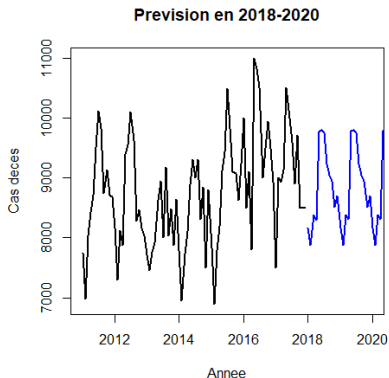


FIGURE – Prévision 2018-2020



Prevision en 2018-2020 par ARIMA

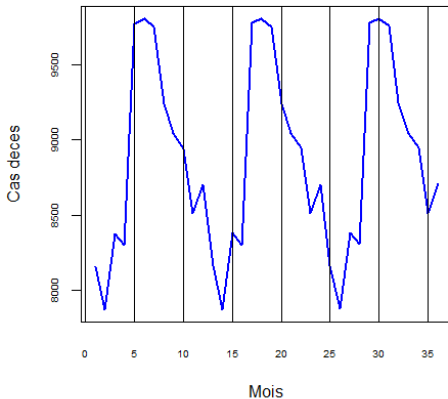


FIGURE – Graphe Prevision

**En visualisant la Graphe de prévision on remarque une même tendance de décroissance Et croissance durant 3 ans Et une différence entre pique au niveau superieur et inférieur**

# Methode Lissage Exponentielle

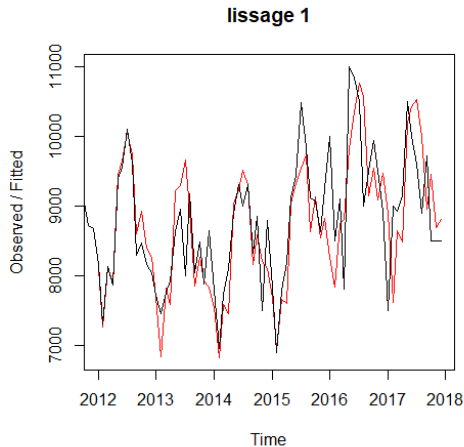


FIGURE – Graphe Lissage

# Prévision par Lissage Exponentielle

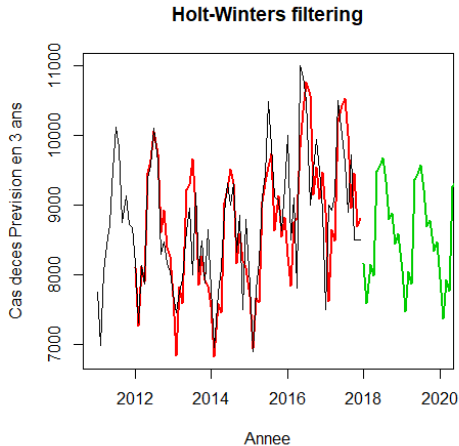


FIGURE – Graphe Prévision Avec Lissage

# Prévision par Lissage Exponentielle

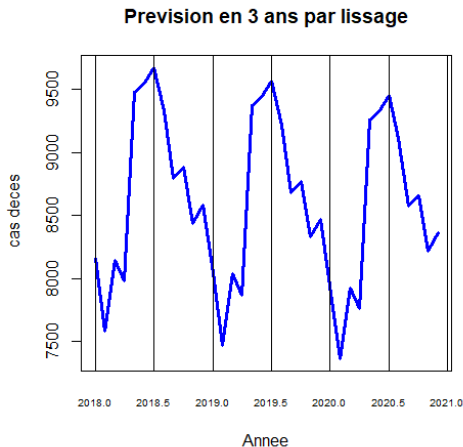


FIGURE – Prévision Avec Lissage

# La Graphe ARIMA ET Lissage

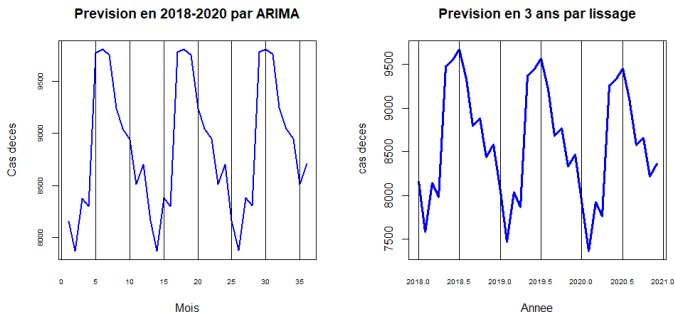


FIGURE – Graphe Prévision ARIMA ET Lissage

# Comparaison graphique de 2 méthodes

On constate tout d'abord que 2 courbes sont identiques pour les parties inférieures, En suite on remarque que pour partie supérieures de 2 courbes sont en peu différentes la où il y a décroissance on remarque une petite tendance Et les parties sont différentes, En fin on peut dire les 2 sont en peu communs avec une petite différence

# Decomposition base Cas\_décès en deux bases

```
#validation Par Apprentissage
```

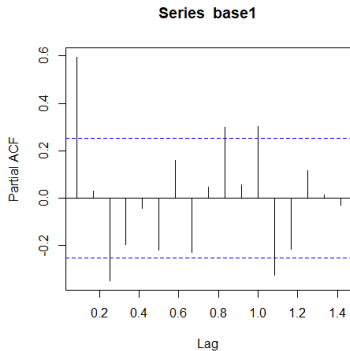
```
base1=ts(Cas_deces,start=c(2011,1),end=c(2015,12),frequency=base1
```

```
base2=ts(Cas_deces,start=c(2016,1),end=c(2017,12),frequency=base2
```

FIGURE – Validation par apprentissage



# ARIMA avec base1



```
> auto.arima(base1)
Series: base1
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[12]

Coefficients:
          ma1      sar1
        -0.6620  -0.2436
s.e.       0.1235   0.1489

sigma^2 estimated as 249052: log likelihood=-358.32
AIC=722.64   AICC=723.2   BIC=728.19
>
```

FIGURE – Arima avec base1

# Prevision ARIMA avec base1

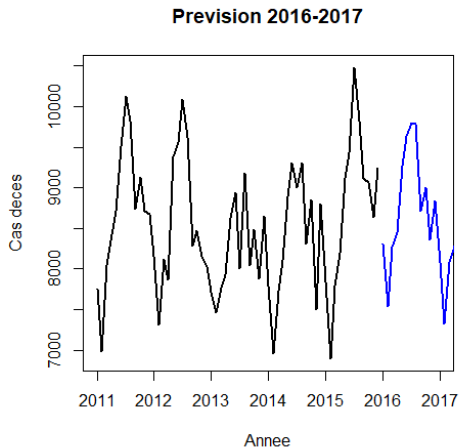
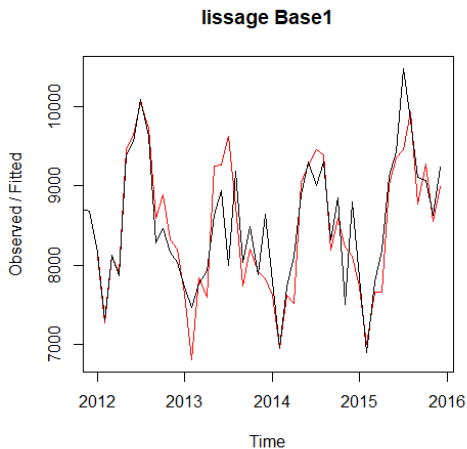


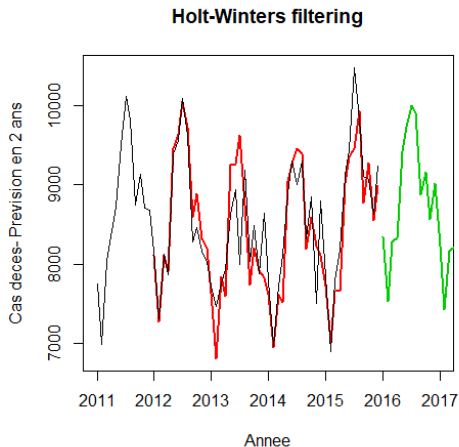
FIGURE – Prévision arima avec base1

# Lissage avec base1



**FIGURE – Lissage avec base1**

# Prevision Lissage avec base1



**FIGURE** – Prevision avec Lissage base1

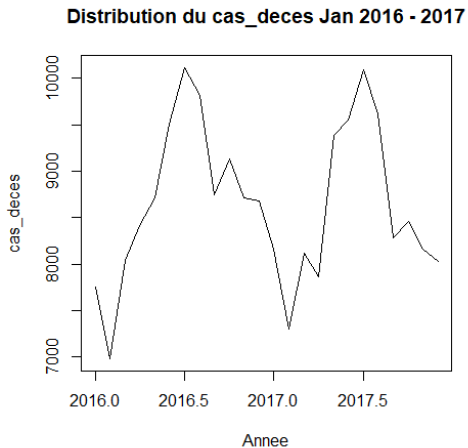


FIGURE – Graphe base2

# La Graphe de base1 ARIMA, Lissage ET base2

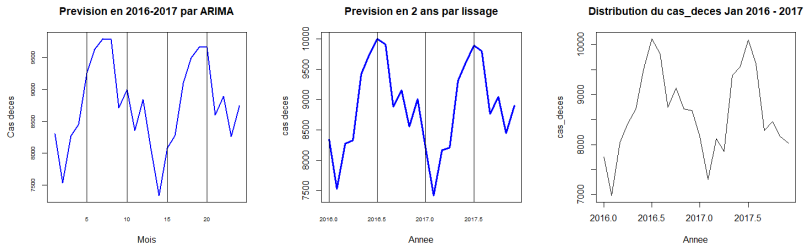


FIGURE – Graphe Prévision ARIMA , Lissage et base2

La courbe Prédiction avec Arima est identique à celle de Lissage la seule différence c'est les pics supérieurs. En comparant avec la courbe base2 on remarque que la courbe de base2 n'a pas une petite tendance lors de décroissance de la courbe au contraire de la courbe de prédiction Arima et Lissage qui ont une petite tendance.

En fin on peut dire que la Prédiction Arima et Lissage sont pareilles avec la courbe de base2

En Concluant les Prévisions ne sont pas exactes 10/10 mais c'est satisfaisant en général

Projet m'a permis de comprendre mieux **La série Temporelle** Et surtout les parties théorique et pratiques.  
Savoir mieux les méthodes de prévisions et sa manipulation.