Projet Covid

Margaux Bailleul / Oriane Duclos / Marie Guibert

2023-05-19

```
library(tidyverse)
library(forecast)
library(tidyquant)
library(caschrono)
library(stats)
library(tseries)
library(lmtest)
```

Importations des données

Tout d'abord, on importe les données et on sélectionne les données concernant la France.

```
donnees_fr <- read.csv("covid_france.csv",sep=",")
summary(donnees_fr)
```

```
##      date             new_cases
##  Length:1203        Min.   :     0
##  Class :character   1st Qu.:  2968
##  Mode  :character   Median : 12174
##                     Mean   : 32315
##                     3rd Qu.: 32913
##                     Max.   :500563
##                     NA's   :1
```

Les données ci-dessus comprennent une variable temporelle et une variable caractérisée par un enregistrement journalier des nouveaux cas de Covid-19 en France.
Avec ce résumé, nous pouvons voir une étendue très importante du nombre de nouveaux cas de covid-19 sur notre période. En effet, le maximum est de 500 563 nouveaux cas par jour alors que certains jours n'ont enregistrés aucun nouveaux cas. Ce constat nous montre bien une évolution importante de l'épidémie.
De plus, la médiane est de 12 174 alors que la moyenne est de 32 315 nouveaux cas par jour. Ceci nous montre bien l'effet épidémique puisque certaines valeurs enregistrées sont très importantes et fluctuent beaucoup.

Nous allons maintenant identifier la période d'étude :

```
min(donnees_fr$date)
```

```
## [1] "2020-01-03"
```

```
max(donnees_fr$date)
```

```
## [1] "2023-04-19"
```

Grâce à cette étape, nous pouvons observer que notre série temporelle débute le 1er Mars 2020 et se termine le 19 Avril 2023. Notre étude a donc une plage d'environ de 3 ans.

Transformation des données en série temporelle

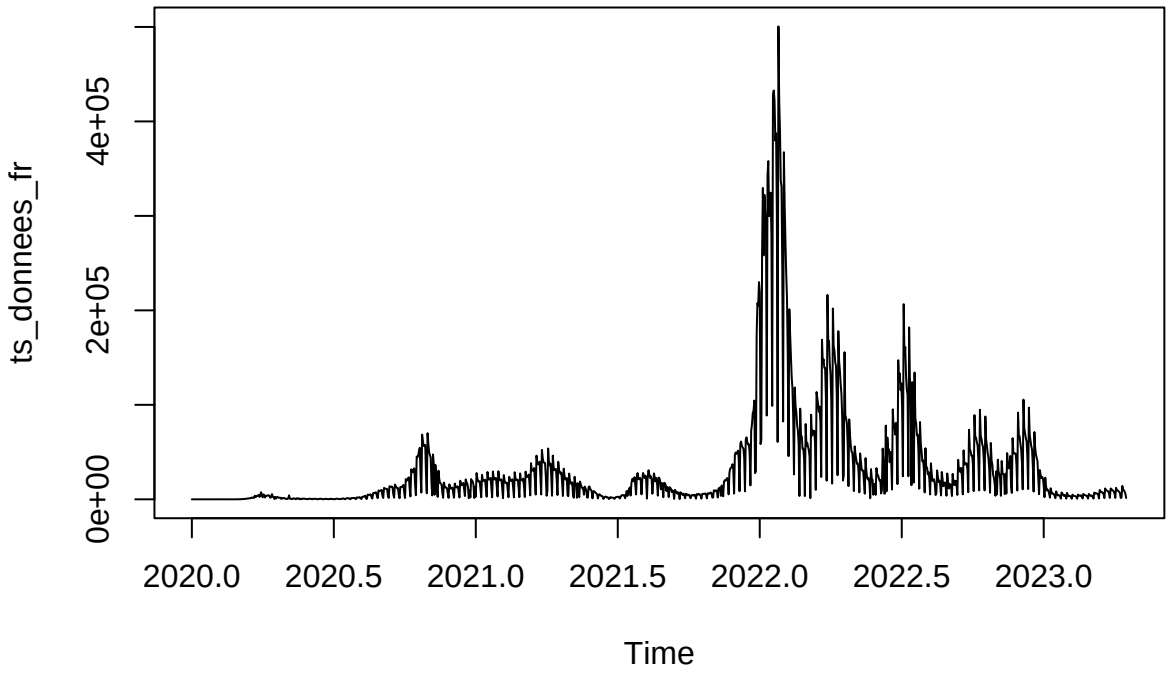
Premièrement, nous allons transformer nos données en séries temporelles pour pouvoir réaliser notre analyse.

```
ts_donnees_fr <- ts(donnees_fr$new_cases,start = c(2020,1,3), frequency = 365)
class(ts_donnees_fr)
```

```
## [1] "ts"
```

Prise en main du jeu de données

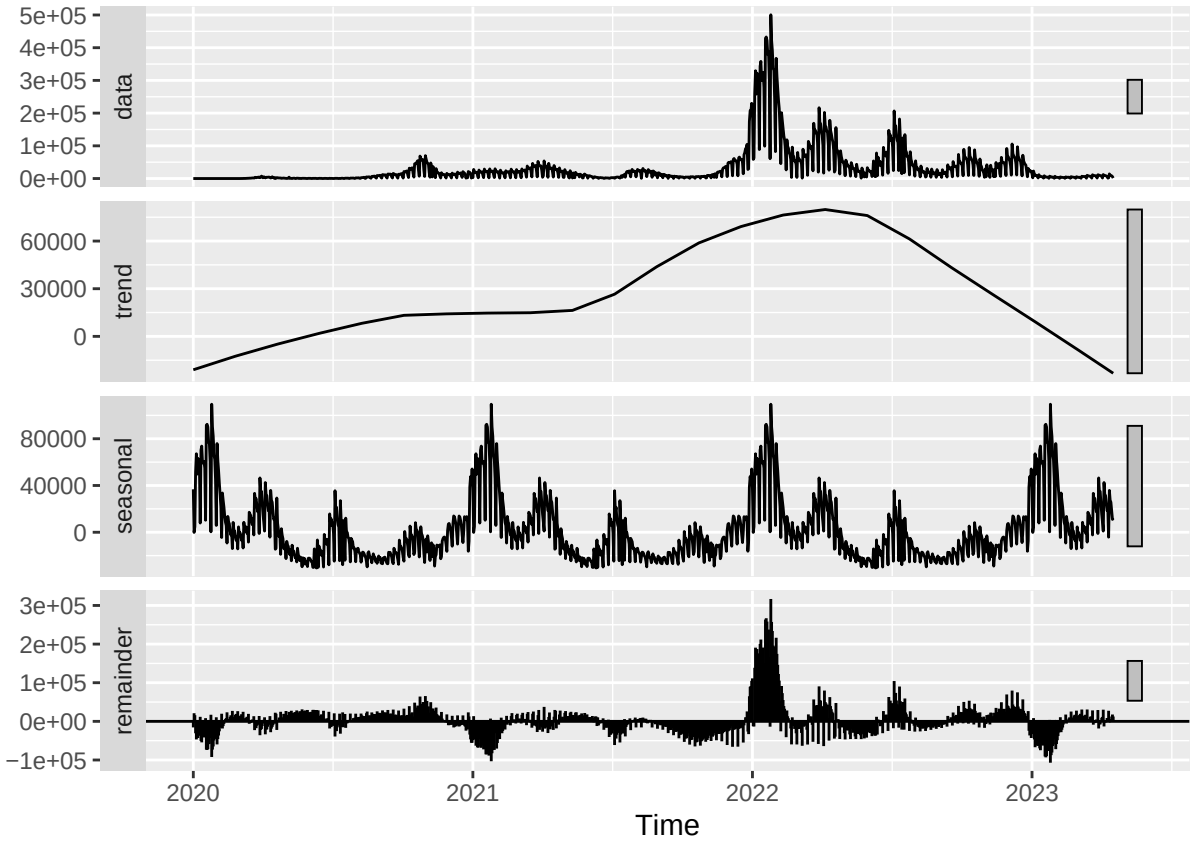
```
plot(ts_donnees_fr)
```



Ce premier graphique nous montre une hausse brutale des nouveaux cas de covids en 2022. Afin de pouvoir continuer notre analyse de façon cohérente, nous allons diviser notre série en 3 parties : avant, pendant et après ce choc en 2022.

Nous allons appliquer la décomposition saisonnière à la série temporelle pour visualiser les tendances et les motifs saisonniers.Nous supprimons les données manquantes afin de ne garder que celles qui sont pertinentes.

```
decomp_ts <- stl(na.omit(ts_donnees_fr), s.window = "periodic")
autoplot(decomp_ts)
```



Cette étape nous permet d'observer une tendance à la hausse entre 2020 et 2022, puis à partir de 2022, une tendance à la baisse. En effet, l'année marquante a été le debut de l'année 2022 car il présente un nombre très important de nouveaux cas de covid en France.
De plus, nous pouvons voir une saisonnalité annuelle composée de 2 voire 3 pics, correspondant aux saisons les plus propices à la transmission ou aux mouvements de foule (vacances).
Enfin, la partie concernant les résidus nous présente des valeurs importantes, impliquant des complications pour émettre des prévisions. Nous pouvons avoir plus d'informations sur ce site web : https://drees.solidarites-sante.gouv.fr/delais-covid19-2023-02-02

Division de notre série

Nous décidons de créer trois sous-séries de notre série initiale afin de pouvoir réaliser le traitement des données. Notre objectif est d'isoler le cas particulier de l'année 2022 pour avoir une étude correcte.

```
serie1 <- donnees_fr |>
  filter(date<="2021-12-22")
# serie1
ts_serie1 <- ts(serie1$new_cases,start = c(2020,1,3), frequency = 365)



serie2 <- donnees_fr |>
  filter(date>"2021-12-22",date<="2023-01-05")
# serie2
ts_serie2 <- ts(serie2$new_cases,start = c(2021,23,12),end = c(2023,1,5), frequency = 365)
```

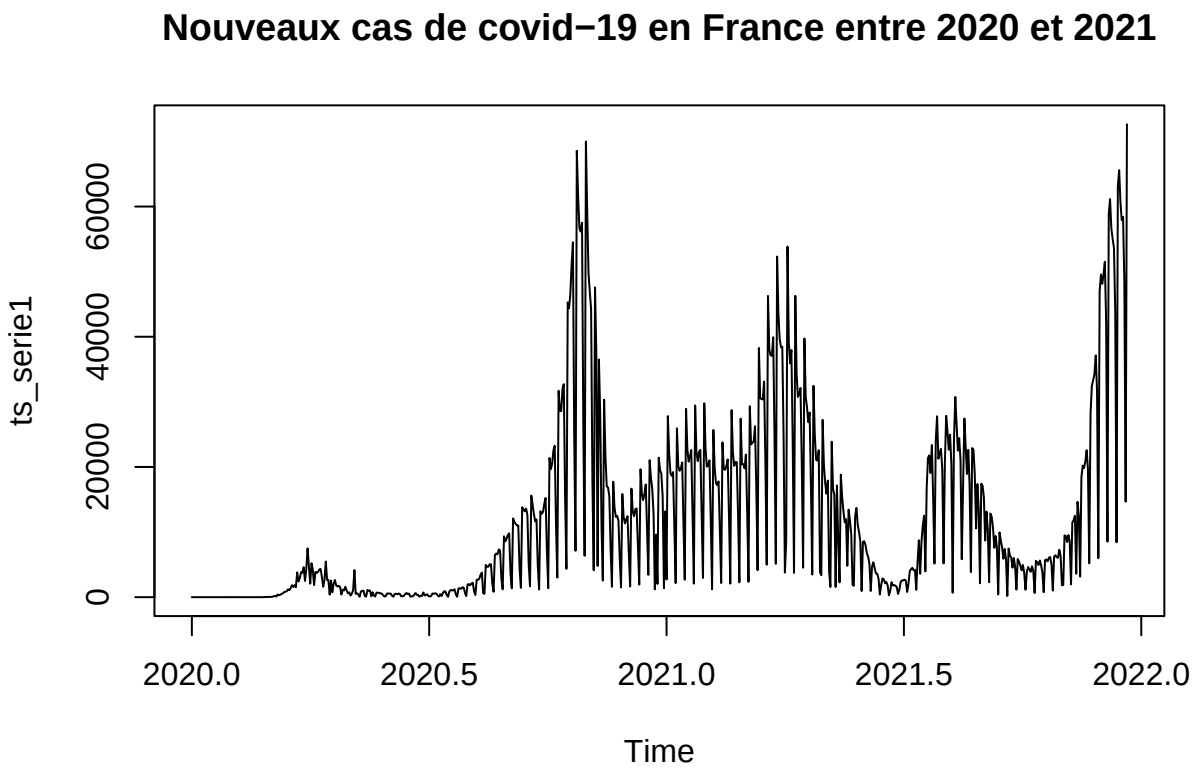
```r
serie3 <- donnees_fr |>
  filter(date>"2023-01-05")
# serie3
ts_serie3 <- ts(serie3$new_cases,start = c(2023,2,5), frequency = 365)
```

Nous avons choisi de scinder notre série en trois périodes :

- avant le 22 Décembre 2021
- entre le 23 Décembre 2021 et le 5 Janvier 2023
- après le 6 Janvier 2023

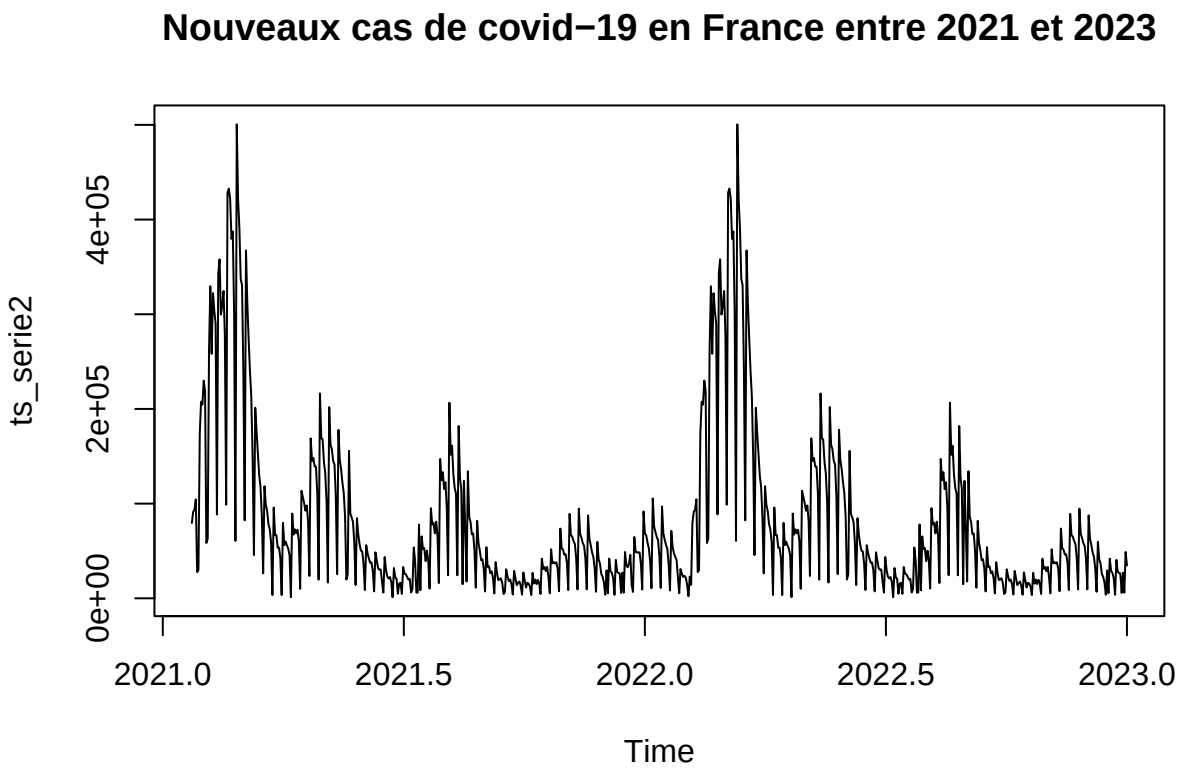
Nous pouvons maintenant les visualiser :

```r
plot(ts_serie1,main="Nouveaux cas de covid-19 en France entre 2020 et 2021")
```



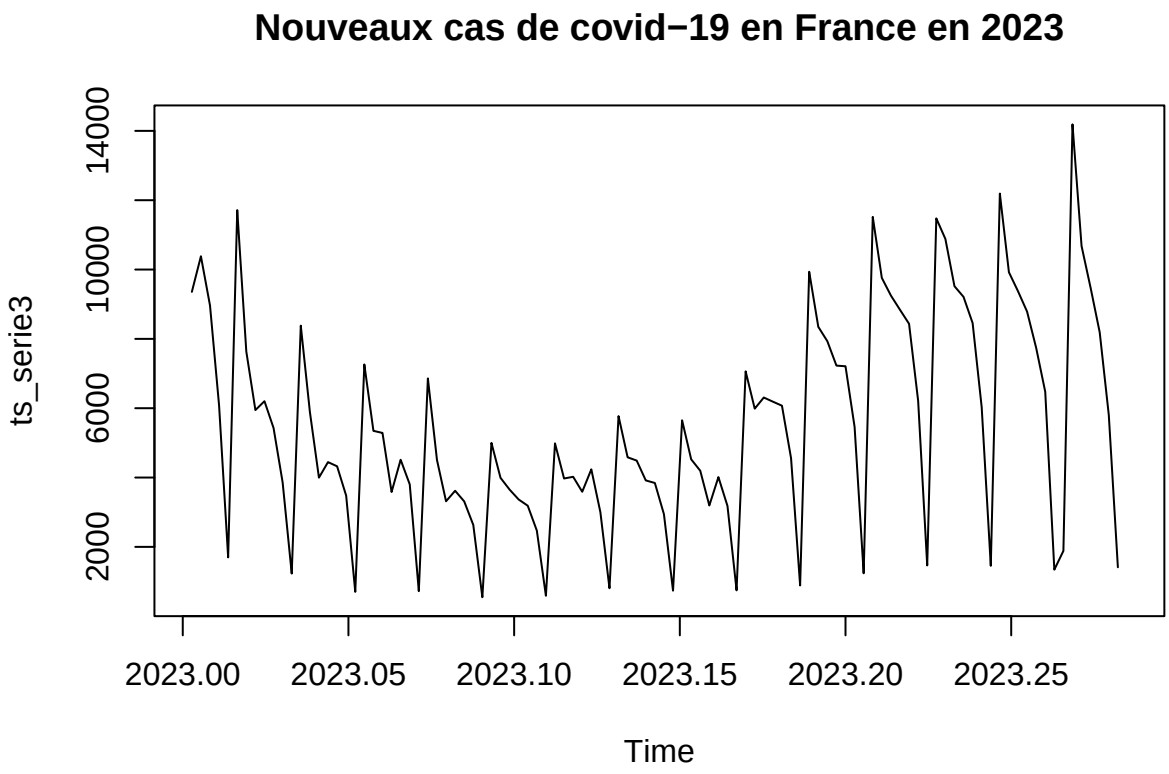
Dans cette sous-série, nous pouvons observer une saisonnalité avec des pics lors de la fin de l'année, pouvant correspondre à la période hivernale mais aussi au niveau des vacances scolaires (vers le mois de Mars). Ce constat est expliqué par les déplacements de populations et les concentrations de personnes (réunions de famille, lieux festifs).

```r
plot(ts_serie2,main="Nouveaux cas de covid-19 en France entre 2021 et 2023")
```



Cette seconde série chronologique nous montre une tendance à la baisse des nouveaux cas de covid 19. Aussi, nous remarquons une saisonnalité environ tous les deux mois. Au début de l'année 2021 le nombre de nouveaux cas est nettement plus important qu'en 2022. Ce constat peut être expliqué par la diminution des tests pour détecter le covid 19.

```
plot(ts_serie3,main="Nouveaux cas de covid-19 en France en 2023")
```



Enfin, cette sous-série est caractérisée par une tendance à la baisse dans un premier temps puis à la hausse. Ce constat est peut-être expliqué par la reprise de la vie active de la population française.

Grâce à cette division, nous allons pouvoir sélectionner la sous-série la plus pertinente.

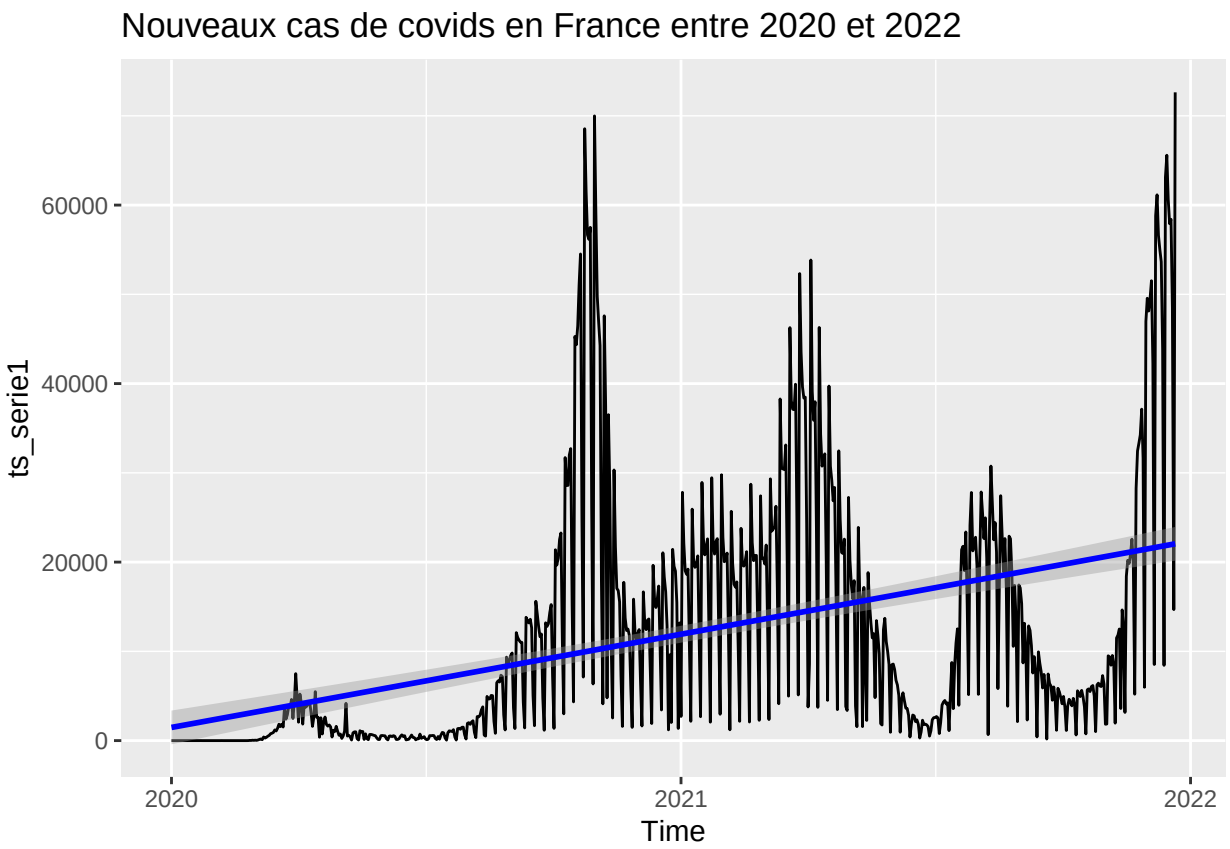
Analyse de la première sous-série

Nous avons décidé de nous focaliser sur la première sous-série.
Ce choix est expliqué grâce à notre connaissance des évènements durant cette année particulière. En effet, les confinements ont pu avoir des conséquences sur notre série et nos données. Notre étude commence donc le 1er Mars 2020 et s'étend jusqu'au 22 décembre 2021.

Pour rappel, notre série présente une tendance à la hausse comme le montre le graphique ci-dessous. Elle présente aussi une saisonnalité, mais elle n'est pas régulière. En effet, les différentes hausses de nouveaux cas de covid dépendent des confinements et des mesures sanitaires mises en place.

```
autoplot(ts_serie1)+
  geom_smooth(method = lm,color="blue")+
  ggtitle("Nouveaux cas de covids en France entre 2020 et 2022")
```

```
## `geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



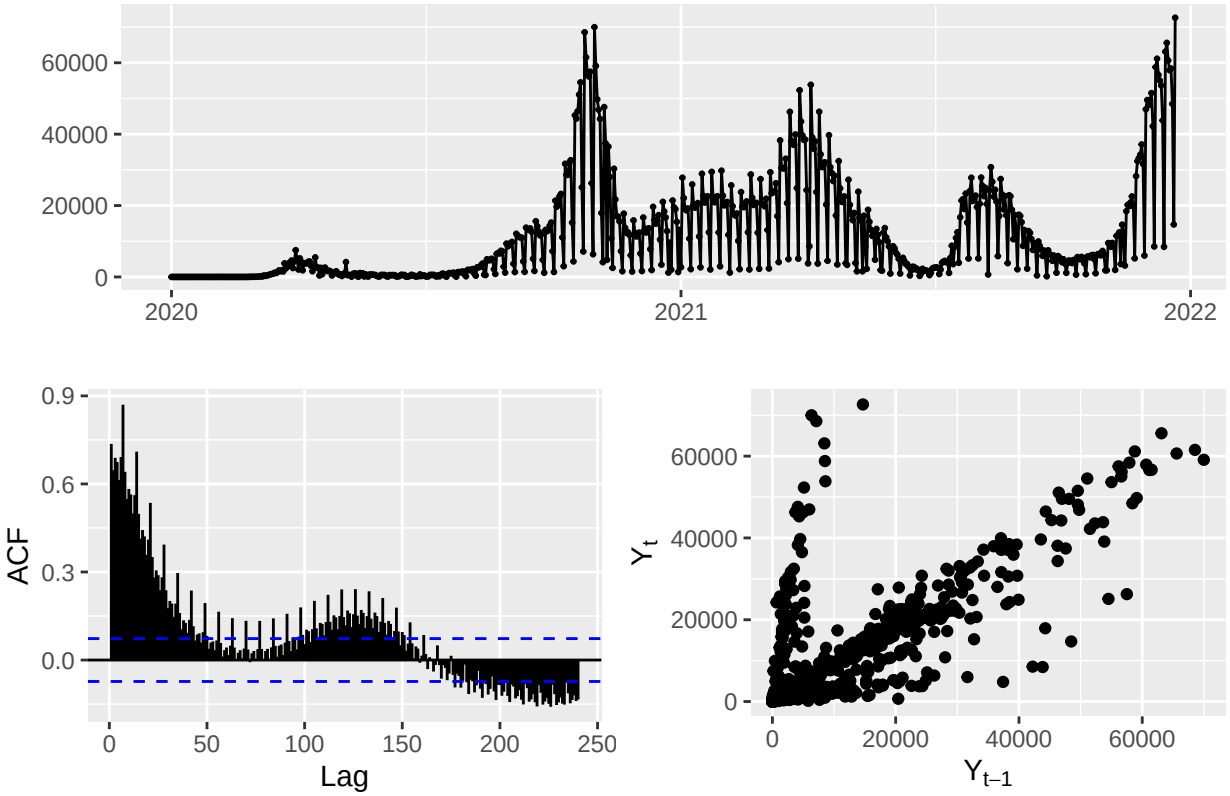
On va d'abord chercher à décrire notre série grâce à des indicateurs descriptifs simples.

```
mean(ts_serie1)
```

```
## [1] 11763.34
```

Entre le 1er Mars 2020 et le 22 Décembre 2022, la moyenne des nouveaux cas de covids par jour était de 11 763 cas en France.

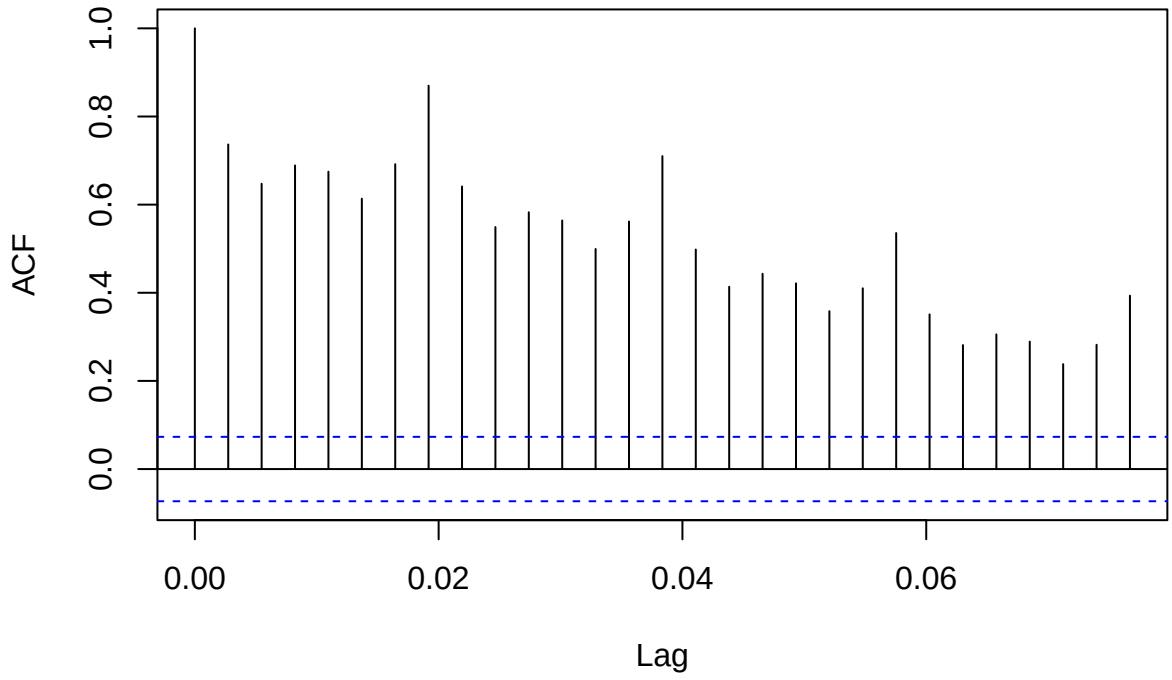
```
ts_serie1 |>
  ggtsdisplay(plot.type = "scatter",smooth=FALSE)
```



Nous pouvons faire quelques observations sur le graphique de l'ACF. Ce graphique nous permet de détecter une structure de corrélation du réseau. Dans notre cas, plusieurs autocorrélations présentent des valeurs significativement non nulles, ce qui signifie que la série chronologique n'est pas aléatoire.
Aussi, nous pouvons observer un nuage de points plutôt aligné, on peut donc se poser la question d'une éventuelle corrélation.

Afin d'avoir une analyse plus exhaustive, nous pouvons analyser l'ACF et la PACF. En effet, l'étude de l'ACF va nous permettre de détecter la périodicité de la série.

```
acf <- acf(ts_serie1)
```




```
print(data.frame(acf$lag,acf$acf))
```

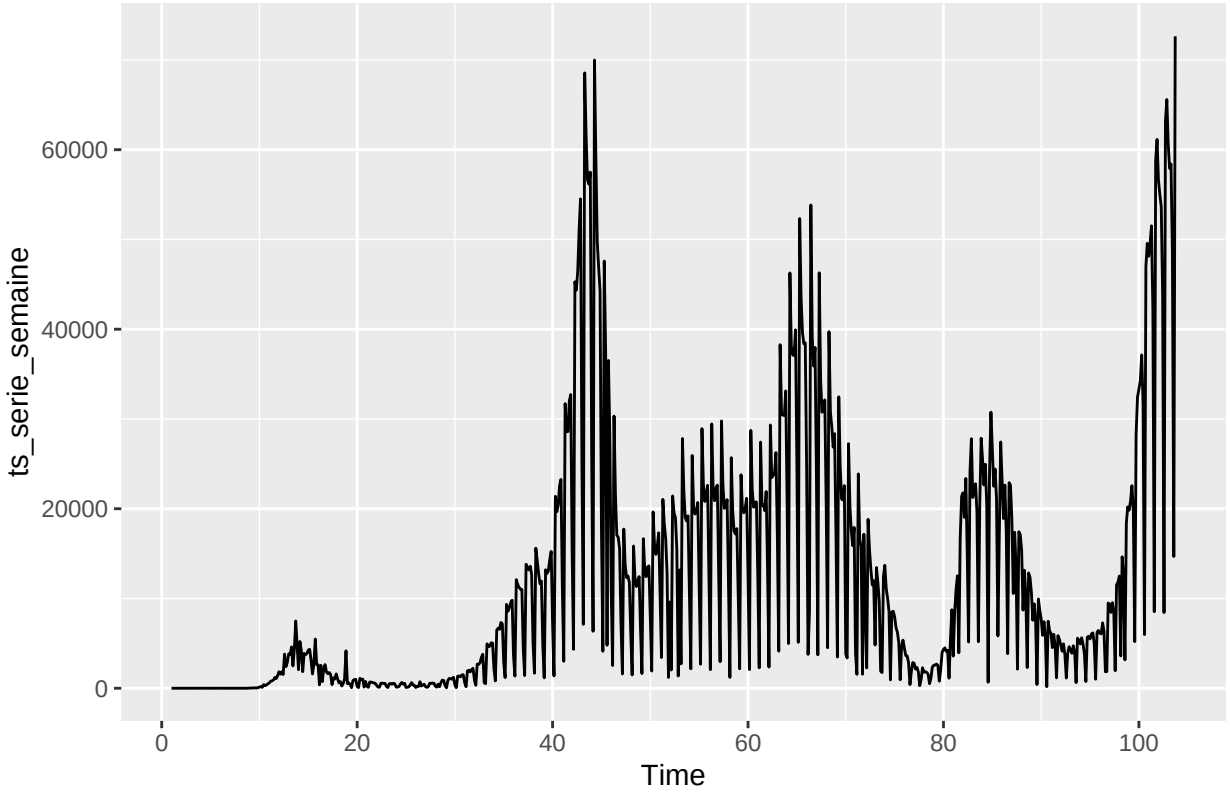
```
##        acf.lag   acf.acf
## 1  0.000000000 1.0000000
## 2  0.002739726 0.7365088
## 3  0.005479452 0.6474386
## 4  0.008219178 0.6890097
## 5  0.010958904 0.6747133
## 6  0.013698630 0.6134778
## 7  0.016438356 0.6918098
## 8  0.019178082 0.8699193
## 9  0.021917808 0.6413418
## 10 0.024657534 0.5491586
## 11 0.027397260 0.5827231
## 12 0.030136986 0.5640830
## 13 0.032876712 0.4993613
## 14 0.035616438 0.5617146
## 15 0.038356164 0.7100309
## 16 0.041095890 0.4981678
## 17 0.043835616 0.4136221
## 18 0.046575342 0.4429968
## 19 0.049315068 0.4213644
## 20 0.052054795 0.3582470
## 21 0.054794521 0.4101775
## 22 0.057534247 0.5356155
## 23 0.060273973 0.3509638
```

```
## 24 0.063013699 0.2813732
## 25 0.065753425 0.3056083
## 26 0.068493151 0.2891480
## 27 0.071232877 0.2380992
## 28 0.073972603 0.2820158
## 29 0.076712329 0.3934595
```

Ce graphique nous permet d'observer une corrélation hebdomadaire. En effet, nous pouvons remarquer un pic plus élevé tous les 7 jours.

Puisque notre série montre une corrélation hebdomadaire, nous avons choisi d'étudier une série temporelle avec une fréquence de 7 jours.

```
ts_serie_semaine <- ts(ts_serie1, frequency = 7)
autoplot(ts_serie_semaine) # Visualisation des données
```



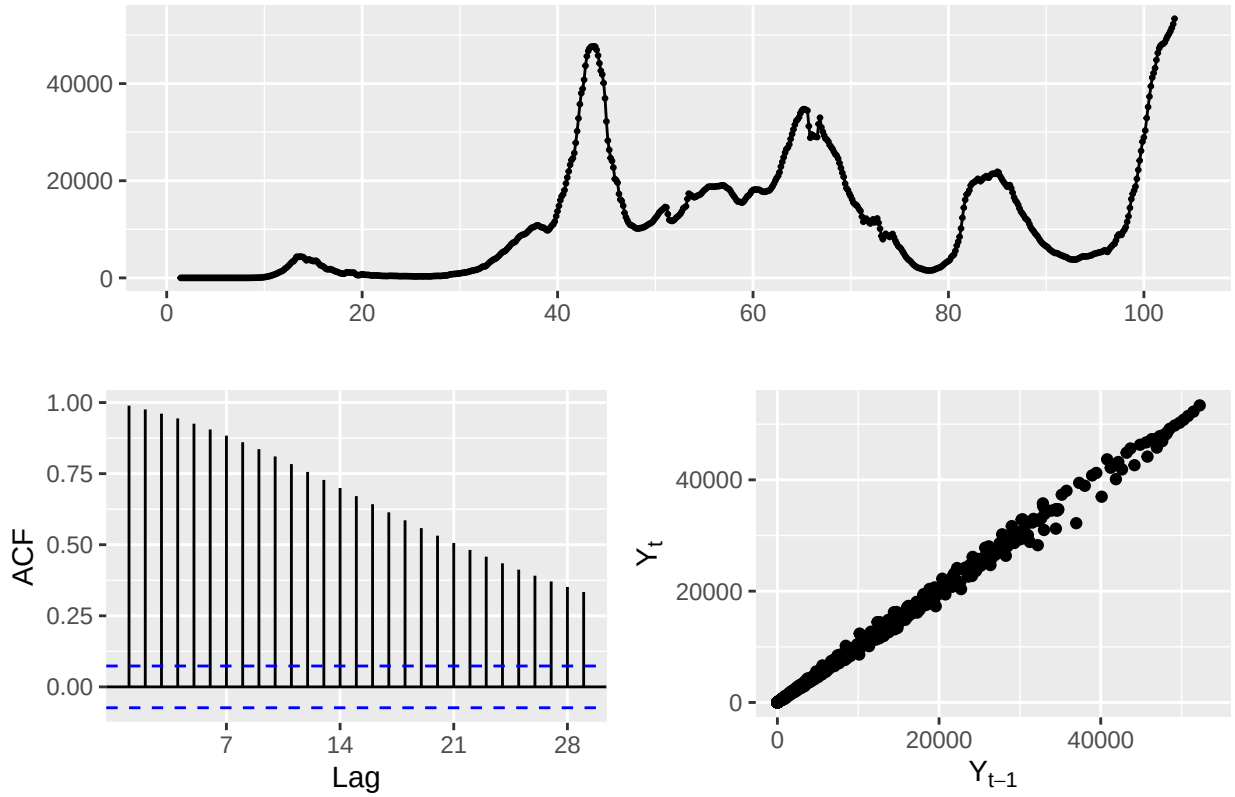
Ayant choisi d'analyser notre série en série hebdomadaire, l'axe des abscisses change puisqu'il représente le nombre de semaines. Ainsi, entre 2020 et 2022, nous avons environ 100 semaines.

Décomposition saisonnière

Cette première étape consiste à isoler la saisonnalité de la tendance pour comprendre comment est constitué la série. Nous allons d'abord utiliser les moyennes mobiles :

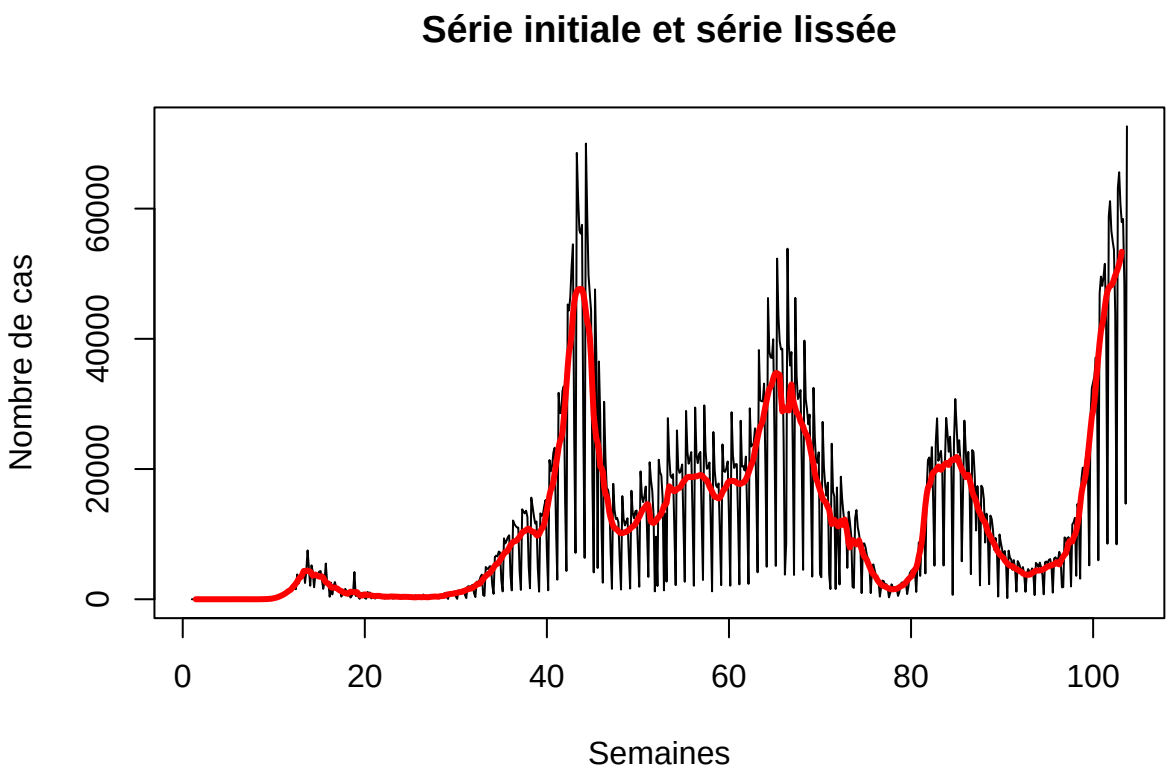
```
lissage <- c(.5,rep(1,6),.5)/7
serie_lissage <- ts_serie_semaine |>
  stats::filter(filter=lissage,sides=2)
ggtsdisplay(serie_lissage,plot.type = "scatter")
```

```
## Warning: Removed 7 rows containing missing values (`geom_point()`).
## Removed 7 rows containing missing values (`geom_point()`).
```



Cette étape nous permet d'écarter l'hypothèse de linéarité de notre tendance. Nous savons d'ores et déjà que le modèle linéaire ne sera pas adapté à notre série chronologique. Ces graphiques nous permettent tout de même d'identifier une croissance puisque la pandémie s'accentue avec le temps dans notre série.

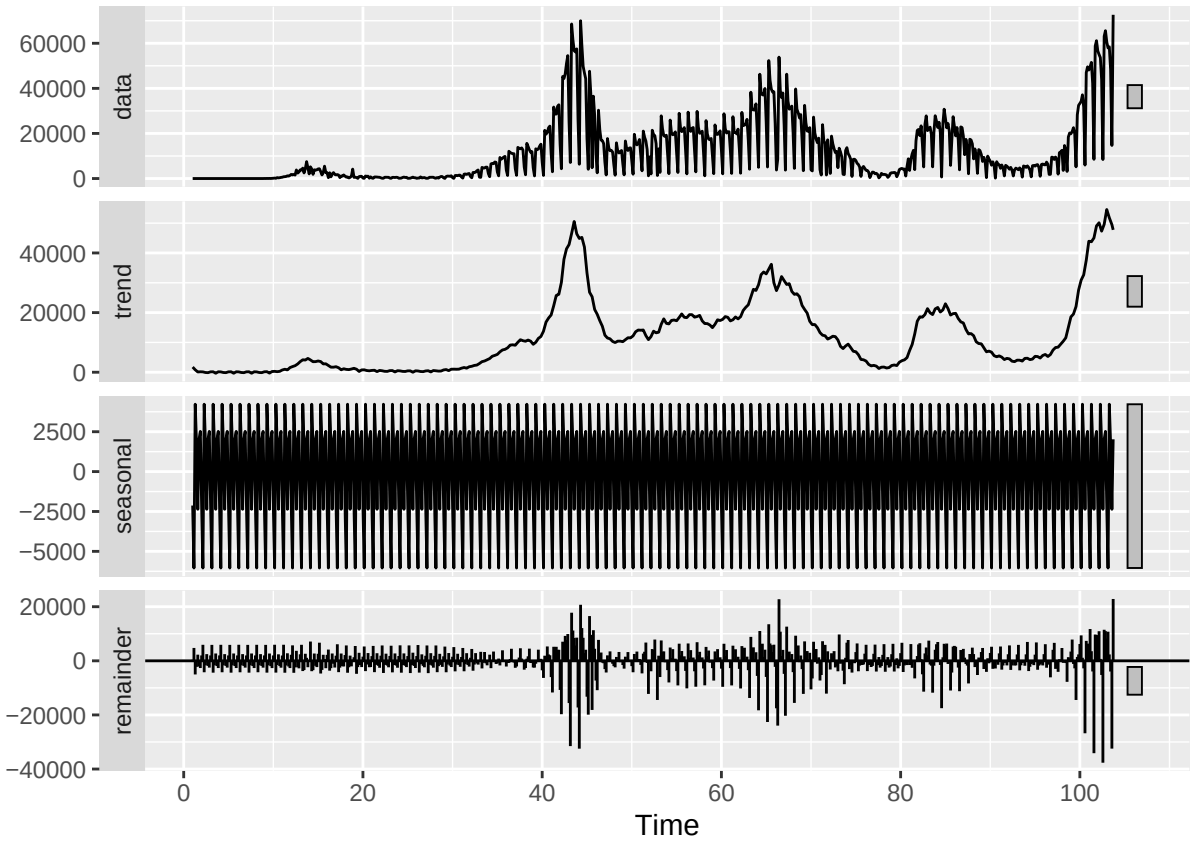
```
plot(ts_serie_semaine,main="Série initiale et série lissée",xlab="Semaines",ylab="Nombre de cas")
lines(serie_lissage,col='red',lwd=3)
```



Grâce à ce lissage, nous avons isolé la saisonnalité de la série.

Nous allons à présent décomposer notre série avec la fonction stl :

```
decomp_ts <- stl(na.omit(ts_serie_semaine), s.window = "periodic")
autoplot(decomp_ts)
```



Cette décomposition nous présente les différentes composantes de notre série chronologique. Nous pouvons encore observer une importance des résidus, impliquant les mêmes conséquences que précisées ci-dessus.

Stationnarité

Nous allons d'abord tester la stationnarité de notre série pour savoir si nous avons besoin d'effectuer des modifications sur celle-ci. Le premier test que nous avons choisi est celui de Dickey-Fuller :

```
adf.test(ts_serie_semaine)
```

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  ts_serie_semaine
## Dickey-Fuller = -1.3122, Lag order = 8, p-value = 0.8695
## alternative hypothesis: stationary
```

Dans notre cas, la p-value est supérieure à 5% donc nous acceptons l'hypothèse de non-stationnarité. Notre série est non stationnaire.

```
kpss.test(ts_serie_semaine)
```

```
## Warning in kpss.test(ts_serie_semaine): p-value smaller than printed p-value
```

```
##
##  KPSS Test for Level Stationarity
##
## data:  ts_serie_semaine
```

```
## KPSS Level = 2.7148, Truncation lag parameter = 6, p-value = 0.01
```

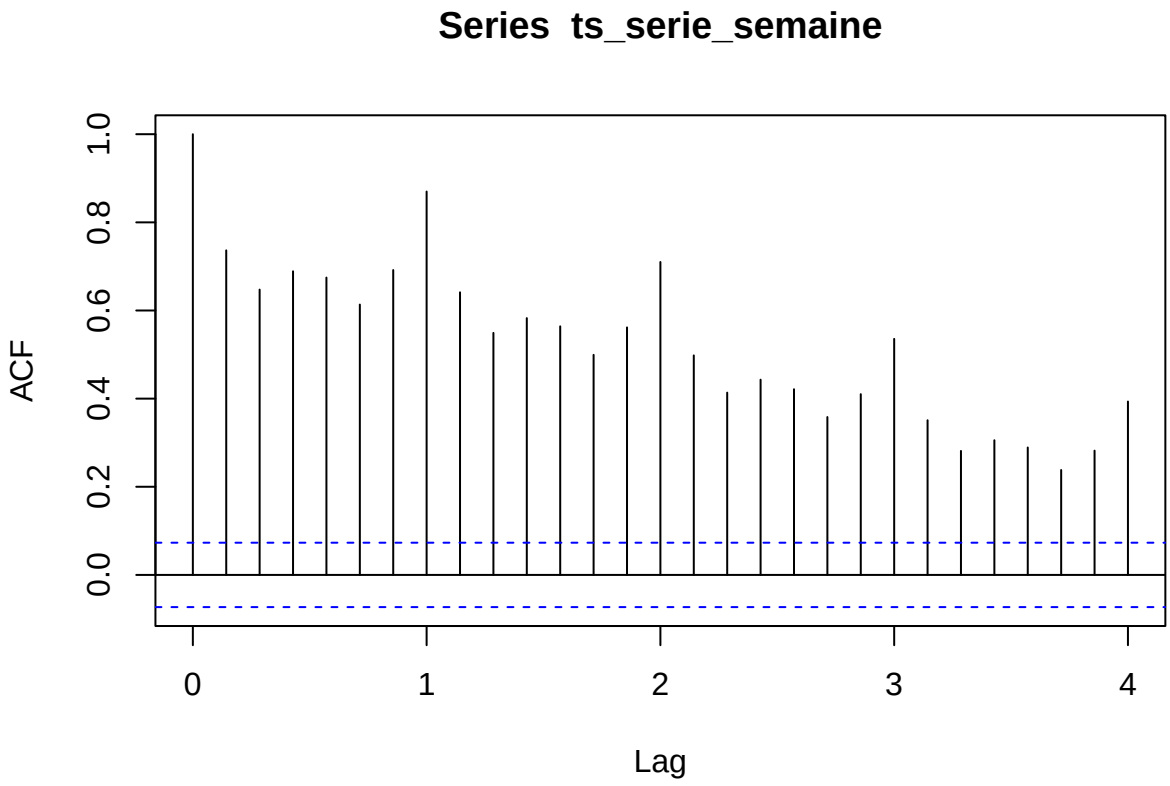
Ce second test nous permet aussi de confirmer notre hypothèse de non stationnarité.

Ainsi, nous avons besoin de différencier la série pour poursuivre l'analyse puisque notre série n'est pas stationnaire. L'hypothèse de stationnarité va nous permettre d'avoir des estimations correctes et plus fiables.

Bruit blanc

Ensuite, nous allons analyser si notre série est un bruit blanc.

```
acf(ts_serie_semaine)
```



Nous n'avons pas une série de bruit blanc car les autocorrélations ne se situent pas entre les deux lignes en pointillés bleus. Pour une série de bruit blanc, nous nous attendons à avoir 95% des pics entre ces deux lignes mais ici ce n'est pas le cas donc notre série n'est probablement pas un bruit blanc.

Nous allons maintenant tesret si la série temporelle peut être différenciée d'un bruit blanc :

```
Box.test(ts_serie_semaine)
```

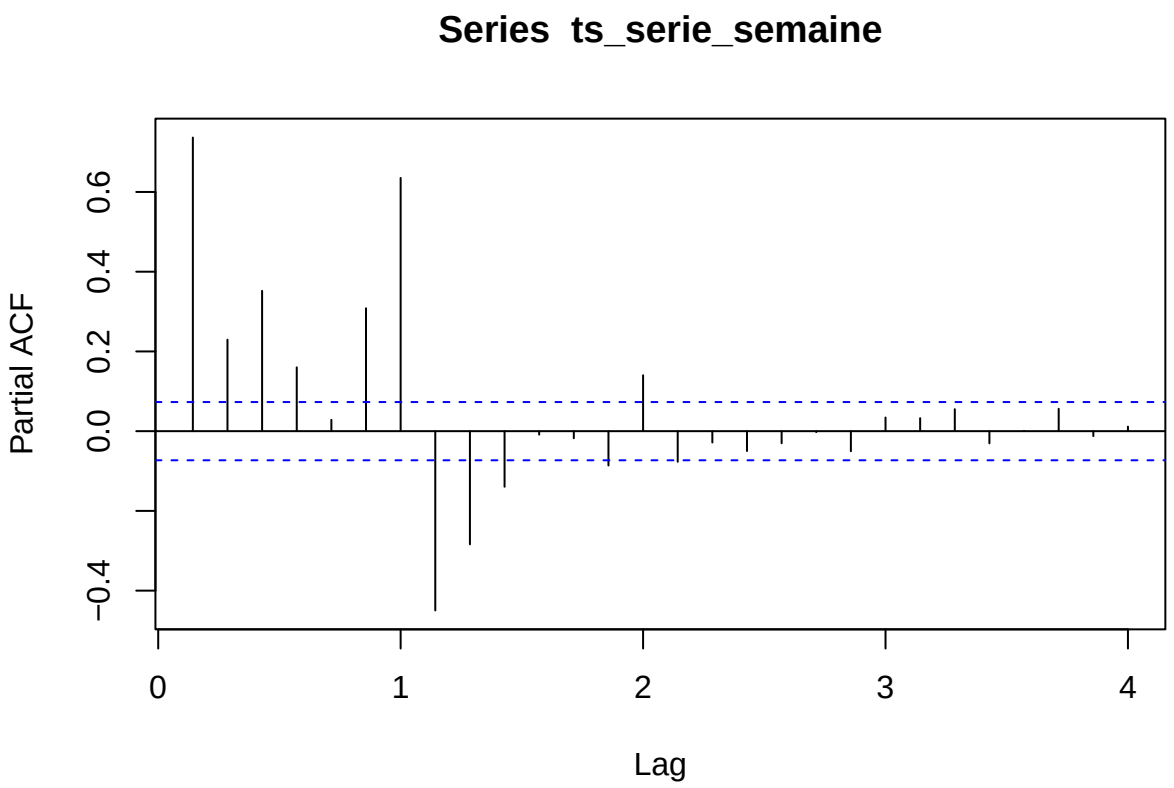
```
##
##  Box-Pierce test
##
## data:  ts_serie_semaine
## X-squared = 390.56, df = 1, p-value < 2.2e-16
```

Notre p-value est bien inférieure à 5%, la probabilité que la série soit un bruit blanc est presque nulle.

Différenciation

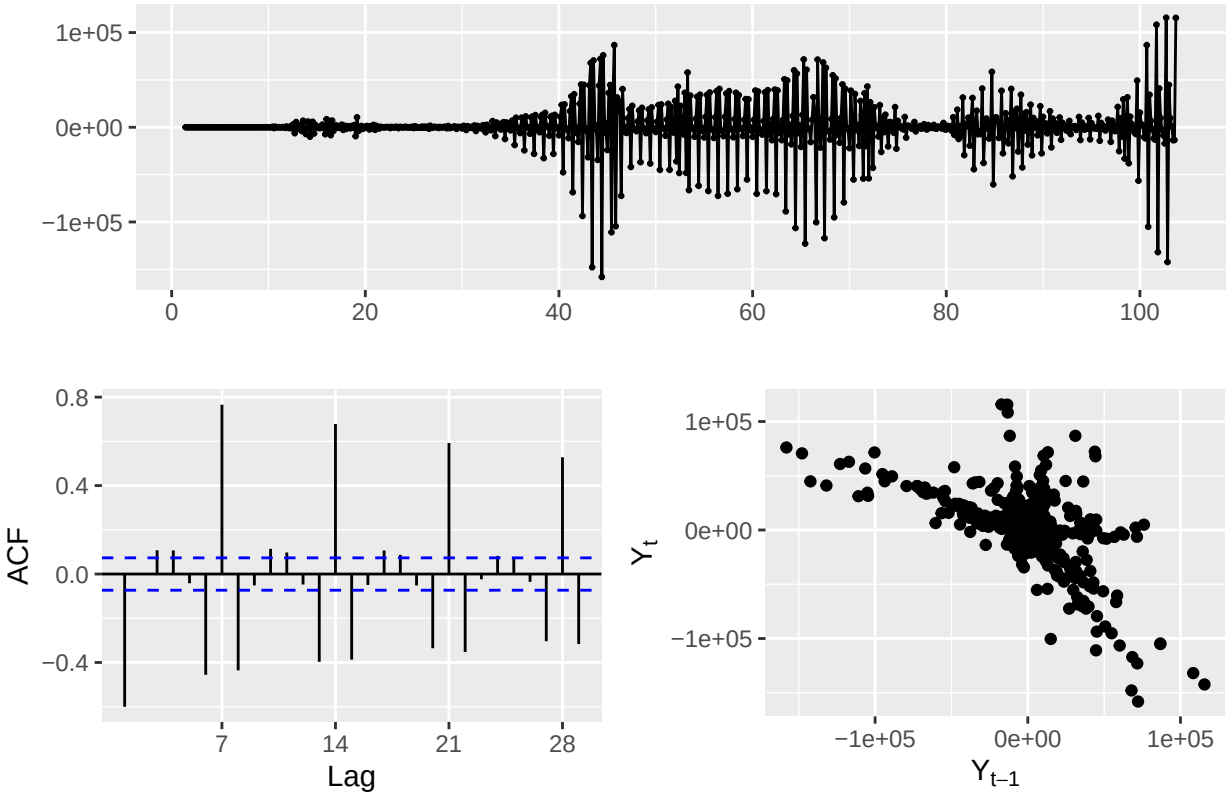
Nous allons observer les autocorrélations partielles de la série pour savoir comment différencier notre série. La différenciation de la série va nous permettre de rendre la série stationnaire puisqu'elle diminue la variance, élimine la tendance et/ou la saisonnalité.

```
pacf(ts_serie_semaine)
```



Ce graphique nous montre 3 pics importants, nous avons donc choisi de différencier 3 fois notre série.

```
serie_diff <- ts_serie_semaine |>
  diff(differences = 3)
serie_diff |>
  ggtsdisplay(plot.type="scatter")
```



Grâce à cette différenciation, nous avons supprimé la tendance et il ne nous reste plus que la saisonnalité. Les auto-corrélations nous confirment cette hypothèse car nous n'avons plus de fortes valeurs successives dans le graphique comme auparavant.
Normalement, notre série est bien devenue stationnaire puisque les valeurs sont centrées et fluctuent autour de 0.

Suite à cette étape, nous allons tester la stationnarité de la série pour pouvoir continuer l'analyse en toute cohérence.

```
adf.test(serie_diff)
```

```
## Warning in adf.test(serie_diff): p-value smaller than printed p-value
```

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  serie_diff
## Dickey-Fuller = -31.973, Lag order = 8, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

```
kpss.test(serie_diff)
```

```
## Warning in kpss.test(serie_diff): p-value greater than printed p-value
```

```
##
##  KPSS Test for Level Stationarity
##
## data:  serie_diff
## KPSS Level = 0.15682, Truncation lag parameter = 6, p-value = 0.1
```

En conclusion, notre série différenciée est bien stationnaire comme le prouve ces deux tests.

Modélisation de notre série

Nous allons essayer de choisir le meilleur modèle afin d'estimer notre série.

Afin de pouvoir l'estimer, nous avons utiliser la fonction auto.arima() du package forecast qui permet d'effectuer une modélisation automatique. En précisant les arguments trace=T et ic=aic, nous avons donné la main au logiciel R de selectionner le meilleur modèle sur la base du critère AIC.

Modèle auto ARIMA

Tout d'abord, nous avons établi un modèle ARIMA. Cependant, la seule condition pour que la modélisation soit correct est que la série temporelle modélisée doit être stationnaire. Cette hypothèse explique nos choix précédents de différenciation.

```
model_arima <- auto.arima(serie_diff, ic = "aic",trace=TRUE)
```

```
##
##  Fitting models using approximations to speed things up...
##
##  ARIMA(2,0,2)(1,1,1)[7] with drift         : Inf
##  ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 15759.93
##  ARIMA(1,0,0)(1,1,0)[7] with drift         : 15156.75
##  ARIMA(0,0,1)(0,1,1)[7] with drift         : Inf
##  ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[7]                    : 15757.93
##  ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 15208.88
##  ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[7] with drift         : 15165.45
##  ARIMA(1,0,0)(1,1,1)[7] with drift         : 15158.31
##  ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 15151.11
##  ARIMA(1,0,0)(0,1,2)[7] with drift         : 15151.77
##  ARIMA(1,0,0)(1,1,2)[7] with drift         : 15160.28
##  ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 15650.08
##  ARIMA(2,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 14836.19
##  ARIMA(2,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 14877.04
##  ARIMA(2,0,0)(1,1,1)[7] with drift         : 14843.59
##  ARIMA(2,0,0)(0,1,2)[7] with drift         : 14836.89
##  ARIMA(2,0,0)(1,1,0)[7] with drift         : 14841.63
##  ARIMA(2,0,0)(1,1,2)[7] with drift         : 14845.58
##  ARIMA(3,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 14611.42
##  ARIMA(3,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 14656.16
##  ARIMA(3,0,0)(1,1,1)[7] with drift         : 14620.43
##  ARIMA(3,0,0)(0,1,2)[7] with drift         : 14613.39
##  ARIMA(3,0,0)(1,1,0)[7] with drift         : 14620.93
##  ARIMA(3,0,0)(1,1,2)[7] with drift         : Inf
##  ARIMA(4,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 14518.48
##  ARIMA(4,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 14585.87
##  ARIMA(4,0,0)(1,1,1)[7] with drift         : 14526.06
##  ARIMA(4,0,0)(0,1,2)[7] with drift         : 14519.56
##  ARIMA(4,0,0)(1,1,0)[7] with drift         : 14525.2
##  ARIMA(4,0,0)(1,1,2)[7] with drift         : 14527.73
##  ARIMA(5,0,0)(0,1,1)[7] with drift         : 14310.14
##  ARIMA(5,0,0)(0,1,0)[7] with drift         : 14338.32
##  ARIMA(5,0,0)(1,1,1)[7] with drift         : 14310.68
##  ARIMA(5,0,0)(0,1,2)[7] with drift         : 14302.42
```

```
##  ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7] with drift         : 14299.16
##  ARIMA(5,0,0)(2,1,2)[7] with drift         : 14307.12
##  ARIMA(5,0,0)(2,1,1)[7] with drift         : 14319.03
##  ARIMA(5,0,1)(1,1,2)[7] with drift         : Inf
##  ARIMA(4,0,1)(1,1,2)[7] with drift         : Inf
##  ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7]                    : 14297.16
##  ARIMA(5,0,0)(0,1,2)[7]                    : 14300.42
##  ARIMA(5,0,0)(1,1,1)[7]                    : 14308.68
##  ARIMA(5,0,0)(2,1,2)[7]                    : 14305.12
##  ARIMA(5,0,0)(0,1,1)[7]                    : 14308.14
##  ARIMA(5,0,0)(2,1,1)[7]                    : 14317.03
##  ARIMA(4,0,0)(1,1,2)[7]                    : 14526.05
##  ARIMA(5,0,1)(1,1,2)[7]                    : Inf
##  ARIMA(4,0,1)(1,1,2)[7]                    : Inf
##
##  Now re-fitting the best model(s) without approximations...
##
##  ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7]                    : 14428.43
##
##  Best model: ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7]
```

```
model_arima
```

```
## Series: serie_diff
## ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7]
##
## Coefficients:
##           ar1      ar2      ar3      ar4      ar5    sar1     sma1     sma2
##       -1.8483  -2.2310  -2.0496  -1.4615  -0.7288  0.7733  -0.4650  -0.3934
## s.e.   0.0257   0.0496   0.0629   0.0590   0.0364  0.0608   0.0785   0.0530
##
## sigma^2 = 38293572:  log likelihood = -7205.22
## AIC=14428.43   AICc=14428.69   BIC=14469.52
```

Modèles identifiés : ARIMA(5,0,0)(1,1,2)

```
summary(model_arima)
```

```
## Series: serie_diff
## ARIMA(5,0,0)(1,1,2)[7]
##
## Coefficients:
##           ar1      ar2      ar3      ar4      ar5    sar1     sma1     sma2
##       -1.8483  -2.2310  -2.0496  -1.4615  -0.7288  0.7733  -0.4650  -0.3934
## s.e.   0.0257   0.0496   0.0629   0.0590   0.0364  0.0608   0.0785   0.0530
##
## sigma^2 = 38293572:  log likelihood = -7205.22
## AIC=14428.43   AICc=14428.69   BIC=14469.52
##
## Training set error measures:
##                     ME     RMSE      MAE MPE MAPE      MASE       ACF1
## Training set 5.417546 6123.108 3022.002 NaN  Inf 0.4098015 -0.1952531
```

Validité du modèle

```
t_stat(model_arima)
```

```
##              ar1       ar2       ar3       ar4       ar5     sar1      sma1
## t.stat -71.98221 -44.94924 -32.58278 -24.77639 -20.00935 12.72634 -5.921194
## p.val    0.00000   0.00000   0.00000   0.00000   0.00000  0.00000  0.000000
##             sma2
## t.stat -7.427172
## p.val   0.000000
```

Le modèle n'est pas simplifiable.

A MODIFIER

Interprétation plus tard, quand on verra si nos sorties bougent :

L'interprétation des résultats d'un test t.stat(model) dépend du contexte et des variables spécifiques du modèle. Cependant, voici quelques points généraux pour vous guider :

- Pour chaque coefficient dans votre modèle (dans cet exemple, "ar1", "ma1", "sma1"), le test t.stat fournit deux informations clés : la statistique t (t.stat) et la valeur p associée (p.val).
- La statistique t (t.stat) mesure à quel point l'estimation du coefficient diffère de zéro. Une valeur t plus élevée (en valeur absolue) indique une différence plus importante par rapport à zéro.
- La valeur p (p.val) est la probabilité associée à la statistique t, et elle mesure la signification statistique du coefficient. Plus la valeur p est petite, plus il est peu probable d'obtenir une telle différence par hasard.
- Dans l'exemple donné, la statistique t pour "ar1" est de 70.32788, pour "ma1" est de -22.4075 et pour "sma1" est de -4.947629.
- Les valeurs p correspondantes sont toutes très proches de zéro (0.00000, 0.0000, 0.000001), ce qui suggère que les coefficients sont significativement différents de zéro.
- En général, si la valeur p est inférieure à un niveau de signification préalablement fixé (par exemple, 0,05), on peut rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle le coefficient est égal à zéro et conclure que le coefficient est significativement différent de zéro.

Il est important de souligner que l'interprétation des résultats du test t.stat dépend du contexte et des hypothèses spécifiques du modèle. Il est également important de considérer d'autres facteurs tels que la taille de l'échantillon, l'adéquation du modèle aux données et la validité des hypothèses sous-jacentes.

Pour que le modèle soit valide, il faut vérifier la normalité des résidus.

```
shapiro.test(model_arima$residuals)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  model_arima$residuals
## W = 0.70669, p-value < 2.2e-16
```

Le test de Shapiro-Wilk nous permet de prouver que cette hypothèse est bien respectée.

Modèle ARIMA

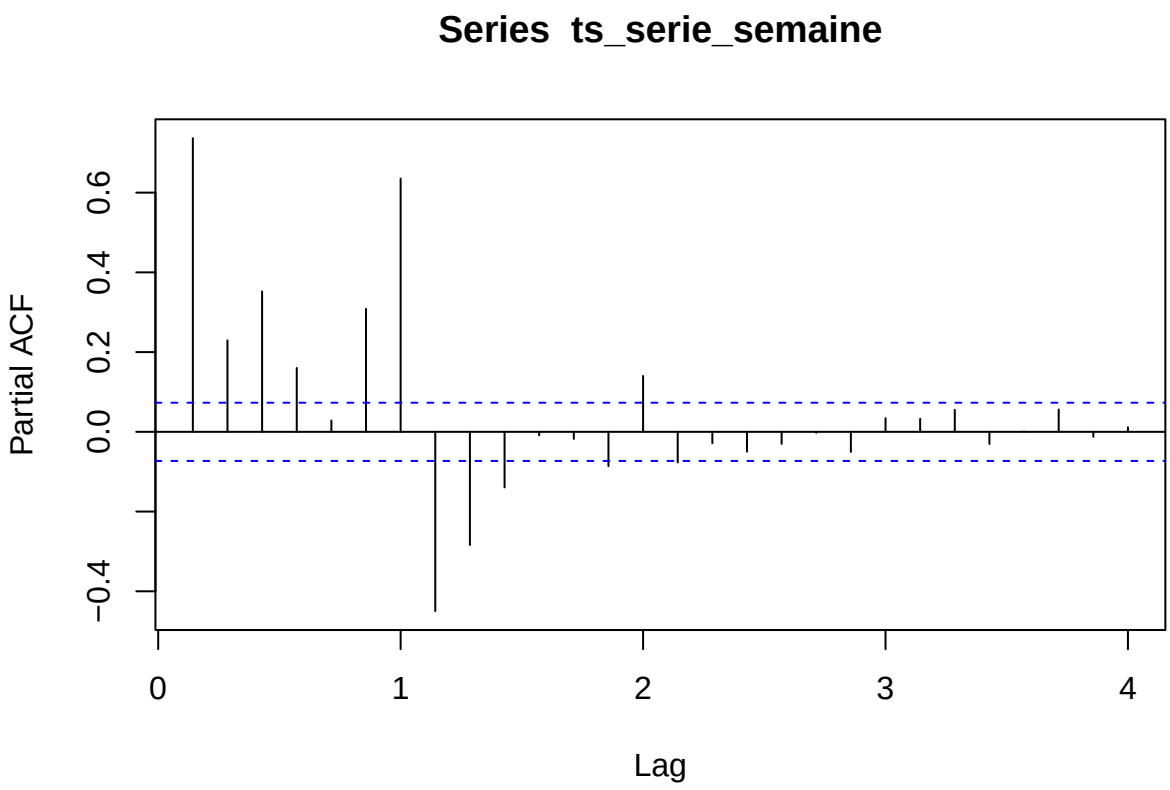
Pour ajuster le modèle aux données, nous allons essayer d'estimer les coefficients p d et q du modèle ARIMA.

Premièrement, nous allons chercher le paramètre p, nombre de termes auto-régressifs. Nous avons choisi de déterminer p égal à 0.

Deuxièmement, le paramètre d correspond au nombre de différenciations et nous allons tenter de le déterminer. Puisque notre série n'est pas stationnaire, d est égal à 1. Si nous avons une série déjà stationnarisée, nous aurions choisi 0.

Dernièrement, nous allons trouver q, le nombre de termes de moyenne mobile. Grâce au graphique des auto-corrélations partielles, nous pouvons le choisir. Comme vu précédemment, nous avons déterminé q = 3.

```
pacf(ts_serie_semaine)
```



Après ces différents choix, nous obtenons donc un modèle ARIMA tel que :

```
modele_arima1 <- arima(ts_serie_semaine,order=c(0,1,3))
summary(modele_arima1)
```

```
##
## Call:
## arima(x = ts_serie_semaine, order = c(0, 1, 3))
##
## Coefficients:
##           ma1      ma2     ma3
##       -0.8964  -0.5257  0.6902
## s.e.   0.0284   0.0425  0.0283
##
## sigma^2 estimated as 55193608:  log likelihood = -7430.49,  aic = 14868.97
##
## Training set error measures:
##                    ME     RMSE      MAE MPE MAPE      MASE       ACF1
## Training set 284.4816 7424.079 4430.149 NaN  Inf 0.8951975 0.08225525
```

Modèle polynomial

Avant de pouvoir faire un modèle polynomial, il faut vérifier la normalité des résidus. Nous pouvons effectuer ceci grâce à un test de Shapiro.

```
shapiro.test(ts_serie_semaine)
```

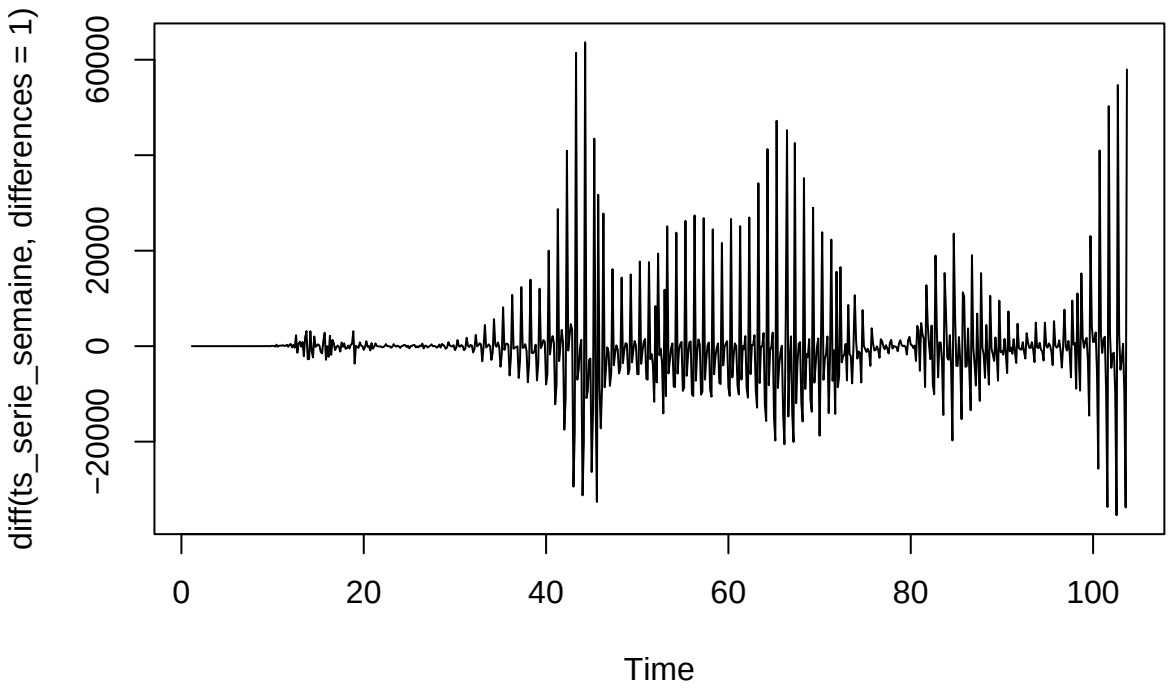
```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  ts_serie_semaine
## W = 0.79257, p-value < 2.2e-16
```

La p-value est inférieure à 5%, ce qui nous amène à rejeter l'hypothèse nulle. Nos résidus suivent donc une loi normale.

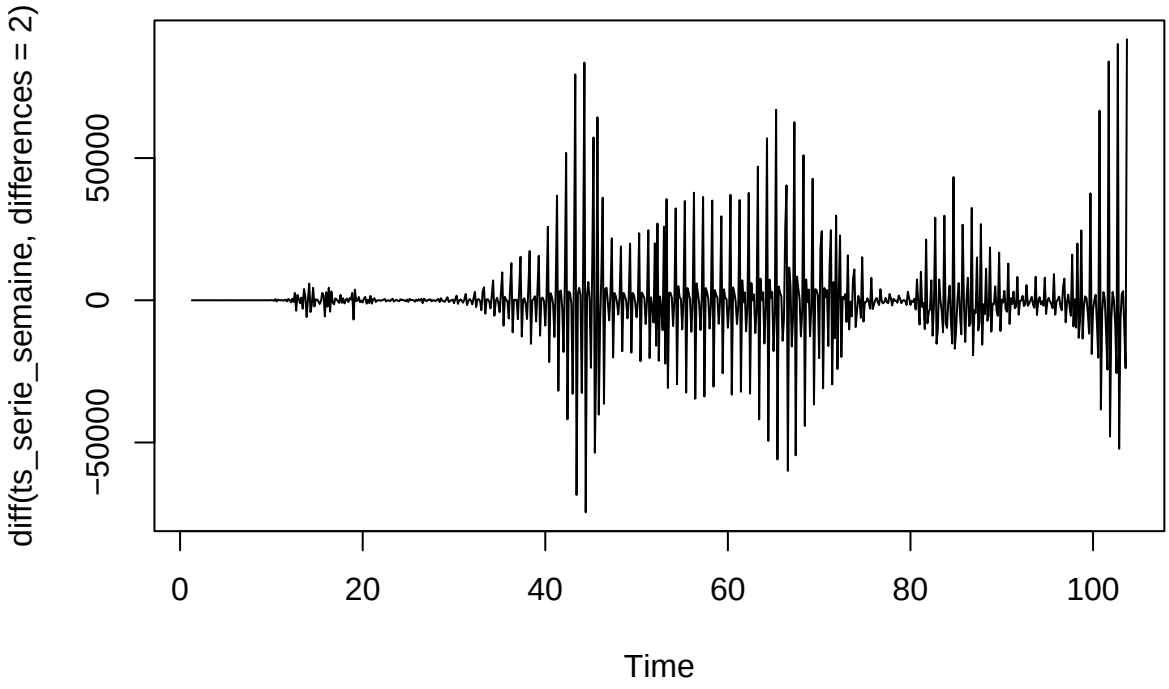
Nous pouvons alors construire notre modèle polynomial.

Il peut être utile de modéliser le nombre de nouveaux cas de COVID-19 en utilisant une méthode de régression polynomiale. Les données montrent une tendance générale à la hausse au fil du temps, une régression polynomiale peut être utilisée pour décrire cette tendance.

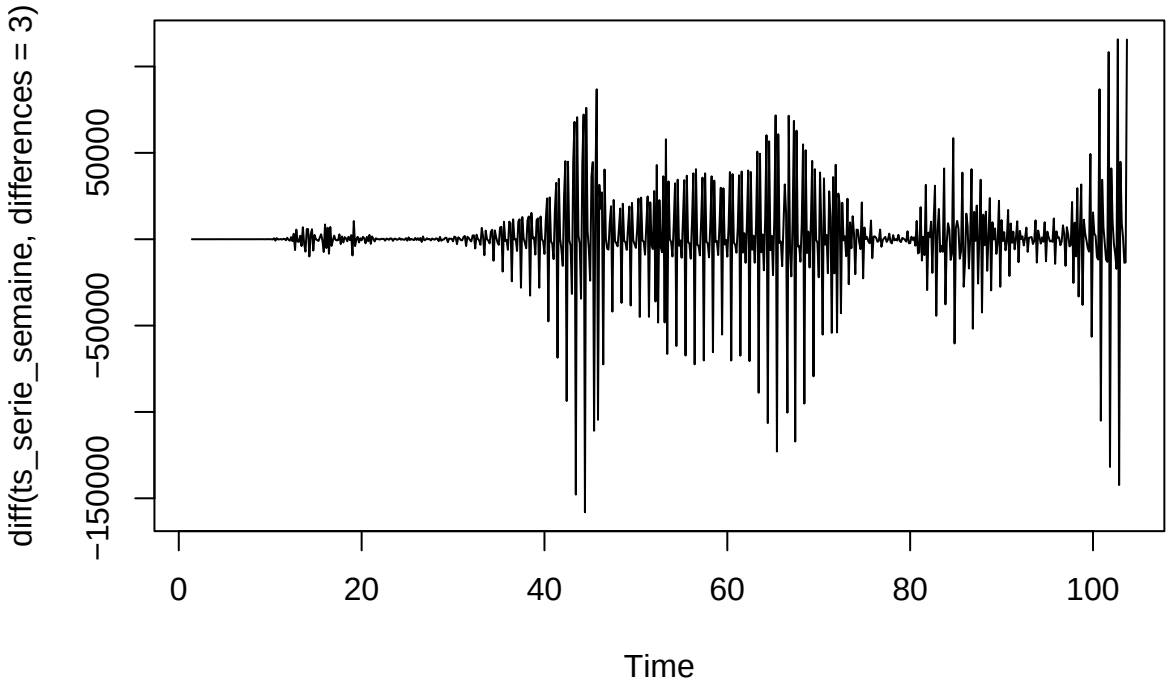
```
plot(diff(ts_serie_semaine, differences = 1),type="l")
```



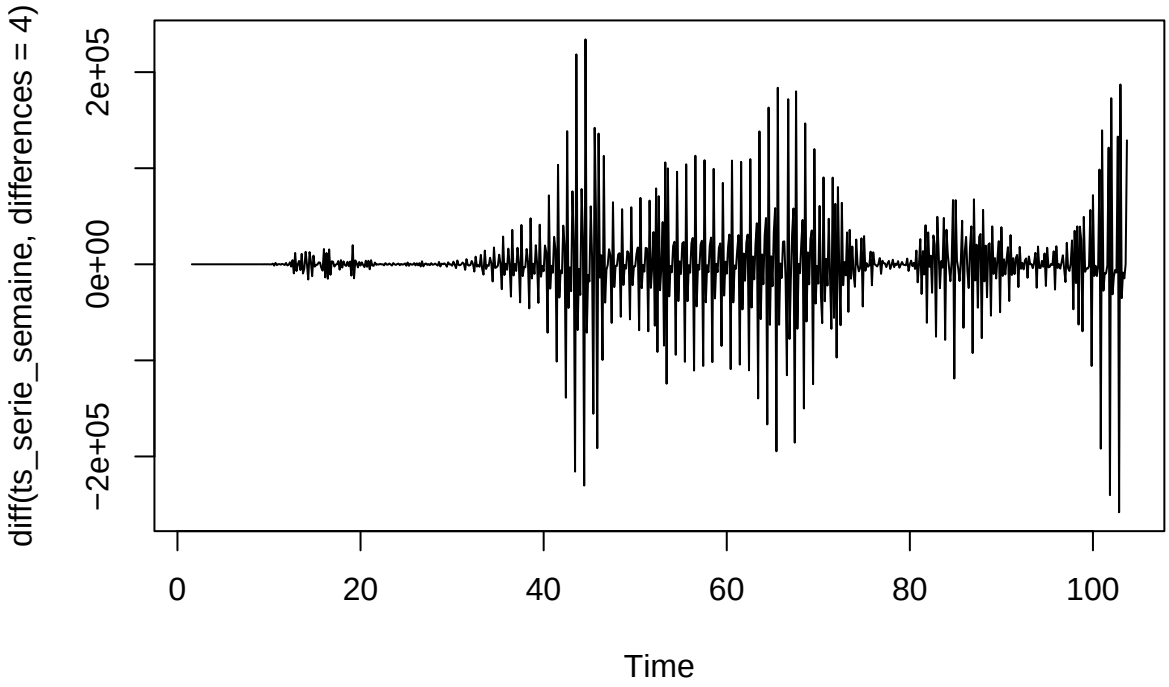

```
plot(diff(ts_serie_semaine, differences = 2),type="l")
```




```
plot(diff(ts_serie_semaine, differences = 3),type="l")
```




```
plot(diff(ts_serie_semaine, differences = 4),type="l")
```



Le degré d de la tendance polynomiale est 2. On a un graphique avec d = 2 qui est à peu près centré donc on choisit d-1 = 1.
La période est T = 7 car nous avons des données hebdomadaires.

Nous avons donc créé un modèle polynomial de degré 2 pour modéliser la série. Nous devons donc avoir 2 régresseurs pour la tendance et 6 régresseurs pour la saisonnalité. Il faut génerer les variables explicatives pour ajuster les variables du modèle au sens du MCO.

```
t <- 1:length(ts_serie_semaine)
x <- outer(t,1:6)*(pi/6)
df <- data.frame(ts_serie_semaine,t,cos(x),sin(x[,-6]))

x <- matrix(1,nrow=nrow(serie1),ncol=8) # car 8 régresseurs au total
t <- 1:nrow(serie1)
x[,2] <- t
x[,3] <- t**2
x[,5] <- cos((2*pi*t)/7)
x[,6] <- cos((2*pi*t**2)/7)
x[,7] <- sin((2*pi*t)/7)
x[,8] <- sin((2*pi*t**2)/7)

ts_serie1_lm <- lm(data=df,ts_serie_semaine~.)
```

```
summary(ts_serie1_lm)
```

```
##
## Call:
```

```
## lm(formula = ts_serie_semaine ~ ., data = df)
##
## Residuals:
##    Min     1Q Median     3Q    Max
## -19426  -7072  -2665   4848  60392
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 1456.745    971.698   1.499    0.134
## t             28.590      2.335  12.243   <2e-16 ***
## X1          -157.233    686.311  -0.229    0.819
## X2           355.712    686.311   0.518    0.604
## X3             6.227    686.311   0.009    0.993
## X4           274.870    686.311   0.401    0.689
## X5           241.654    686.311   0.352    0.725
## X6            61.208    485.294   0.126    0.900
## X1.1        -228.513    686.363  -0.333    0.739
## X2.1        -177.238    686.319  -0.258    0.796
## X3.1         -80.877    686.311  -0.118    0.906
## X4.1         -61.130    686.309  -0.089    0.929
## X5.1         188.947    686.308   0.275    0.783
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 13020 on 707 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1761, Adjusted R-squared:  0.1621
## F-statistic: 12.59 on 12 and 707 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Etude des résidus

La fonction Box.test examine l'hypothèse nulle de nullité des H premières auto-covariance. Par défaut H est fixé à 1, et seule la nullité de l'auto-covariance d'ordre 1 est testée.

Pour tester si la série peut-être apparentée à un bruit blanc, nous fixerons un H de l'ordre de 7.

```
Box.test(ts_serie_semaine,lag=7)
```

```
##
##  Box-Pierce test
##
## data:  ts_serie_semaine
## X-squared = 2522.4, df = 7, p-value < 2.2e-16
```

Puisque la p-value est inférieure à 5%, on rejette l'hypothèse de non-autocorrélation. Cela implique que la série temporelle présente une autocorrélation significative et que les valeurs successives de la série temporelle sont dépendantes les unes des autres.

La fonction ks.test() est une fonction de test de Kolmogorov-Smirnov dans R, qui permet de comparer une distribution empirique à une distribution théorique normale.

```
ks.test(ts_serie_semaine, "pnorm", mean(ts_serie_semaine), sd(ts_serie_semaine))
```

```
## Warning in ks.test.default(ts_serie_semaine, "pnorm", mean(ts_serie_semaine), :
## aucun ex-aequo ne devrait être présent pour le test de Kolmogorov-Smirnov
```

```
##
##  Asymptotic one-sample Kolmogorov-Smirnov test
##
```

```
## data:  ts_serie_semaine
## D = 0.20414, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: two-sided
```

Les données ne suivent pas une distribution théorique car la p-value est inférieure à 5%. On rejette donc l'hypothèse nulle.

Comparaison des modèles

```
c(AIC(model_arima),AIC(modele_arima1))
```

```
## [1] 14428.43 14868.97
```

```
c(BIC(model_arima),BIC(modele_arima1))
```

```
## [1] 14469.52 14887.28
```

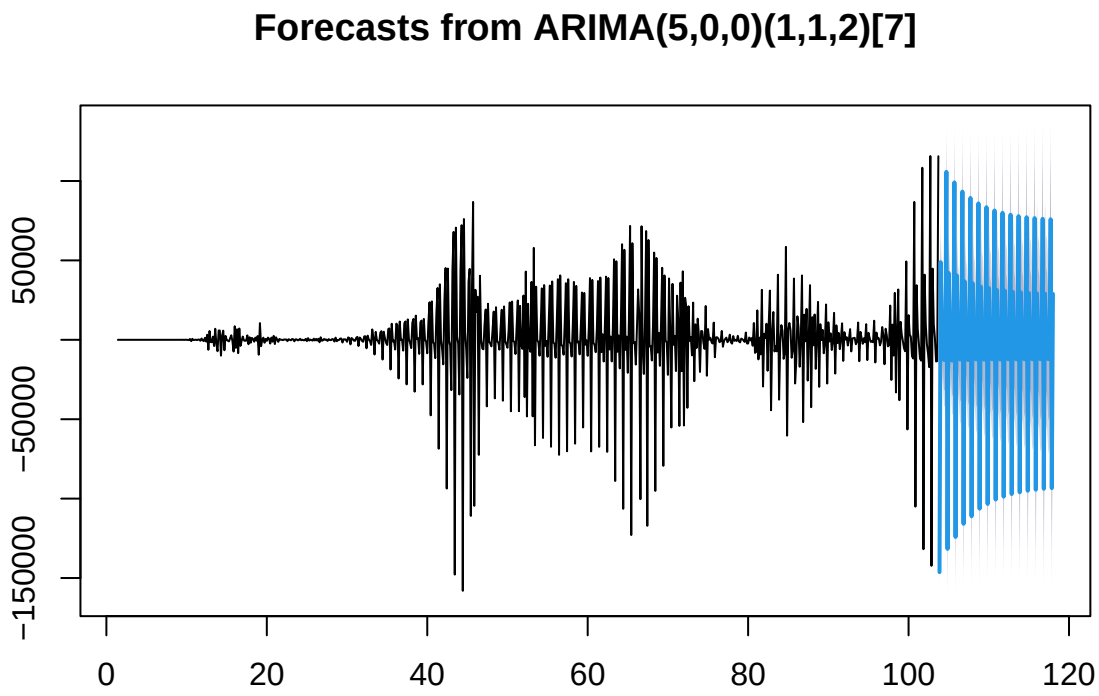
Nous aurons tendance à privilégier le modèle auto.ARIMA puisque les critères de l'AIC et le BIC sont minimisés. Notre modèle ARIMA manuel a tout de même l'air correcr mais il est moins pertinent.

Il aurait été intéressant d'effectuer un test anova pour comparer les modèles. Cependant, nous ne pouvons pas utiliser la méthode anova() sur un objet de classe Arima.

Prévisions

Suite à notre analyse, nous avons utilisé la fonction forecast pour émettre des prévisions sur notre série pour les 100 prochains jours (en fixant h = 100).

```
forecast_cases <- forecast::forecast(model_arima, h = 100)
plot(forecast_cases)
```



Nous pouvons observer des prévisions assez stables dans le temps. Cependant, nos données correspondant à une pandémie, les prévisions sont d'autant plus compliquées à émettre.

Nous pouvons observer les valeurs de ces prévisions :

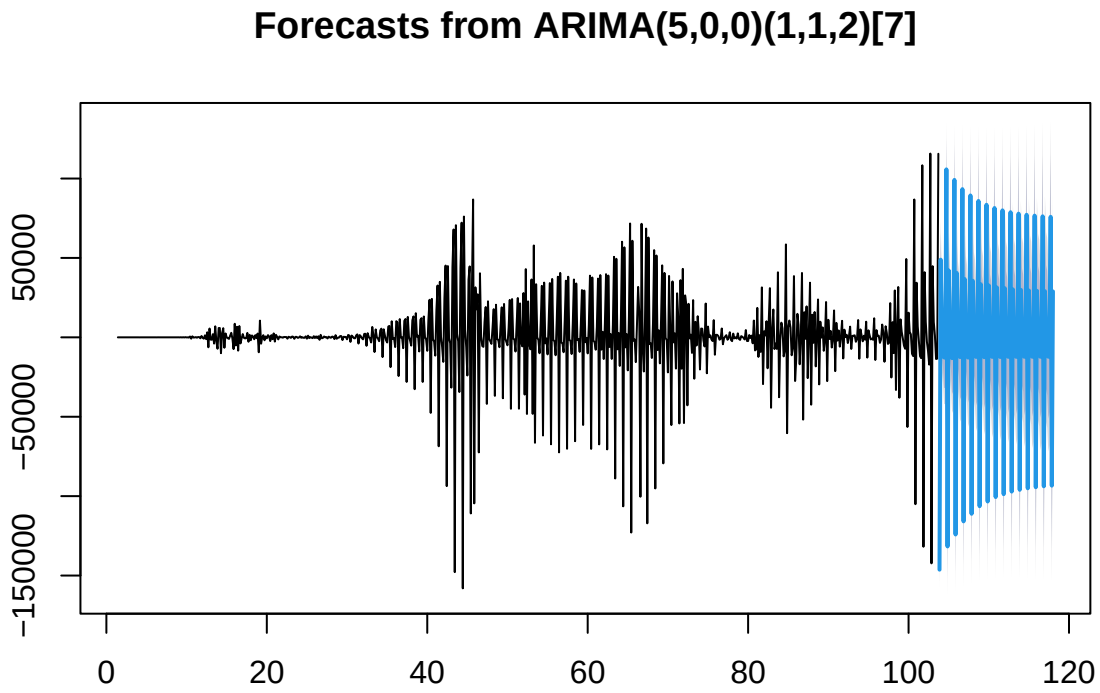
```
predict(model_arima)
```

```
## $pred
## Time Series:
## Start = c(103, 7)
## End = c(103, 7)
## Frequency = 7
## [1] -146297.3
##
## $se
## Time Series:
## Start = c(103, 7)
## End = c(103, 7)
## Frequency = 7
## [1] 6188.18
```

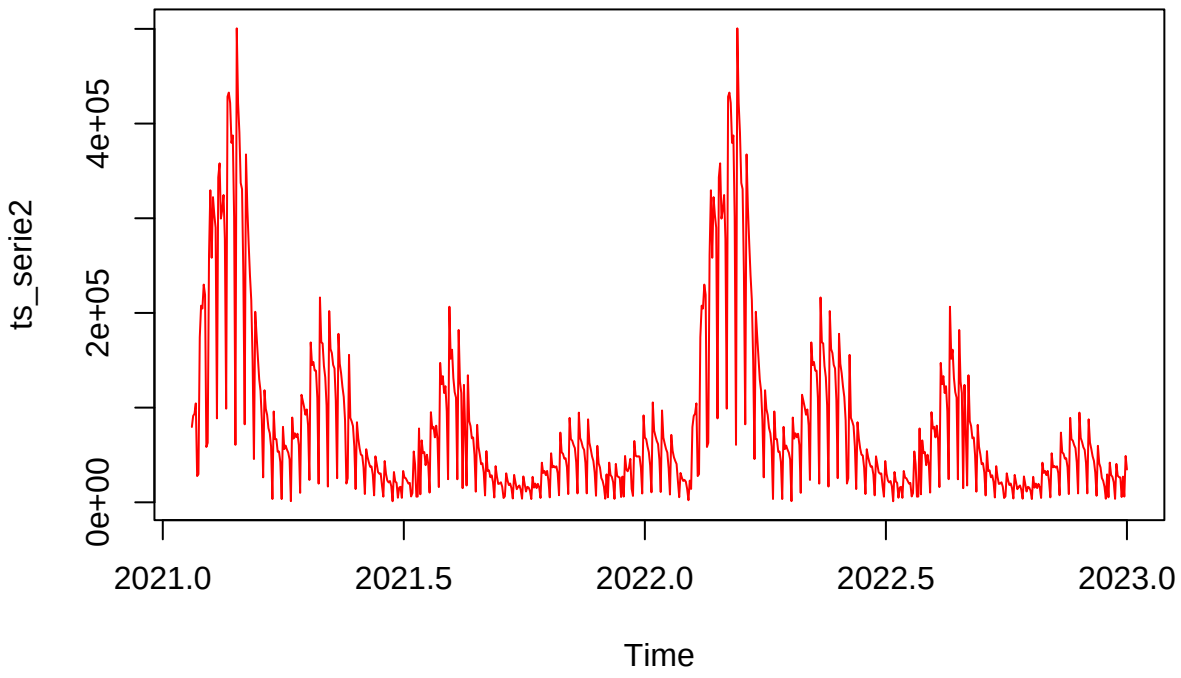
Afin de rendre notre analyse plus pertinente, nous allons pouvoir comparer si nos prévisions sont en adéquation avec la deuxième sous-série.

ANALYSER AVEC LA DEUXIEME SOUS SERIE –> REUSSIR A FAIRE LE GRAPHIQUE

```
plot(forecast_cases)
```



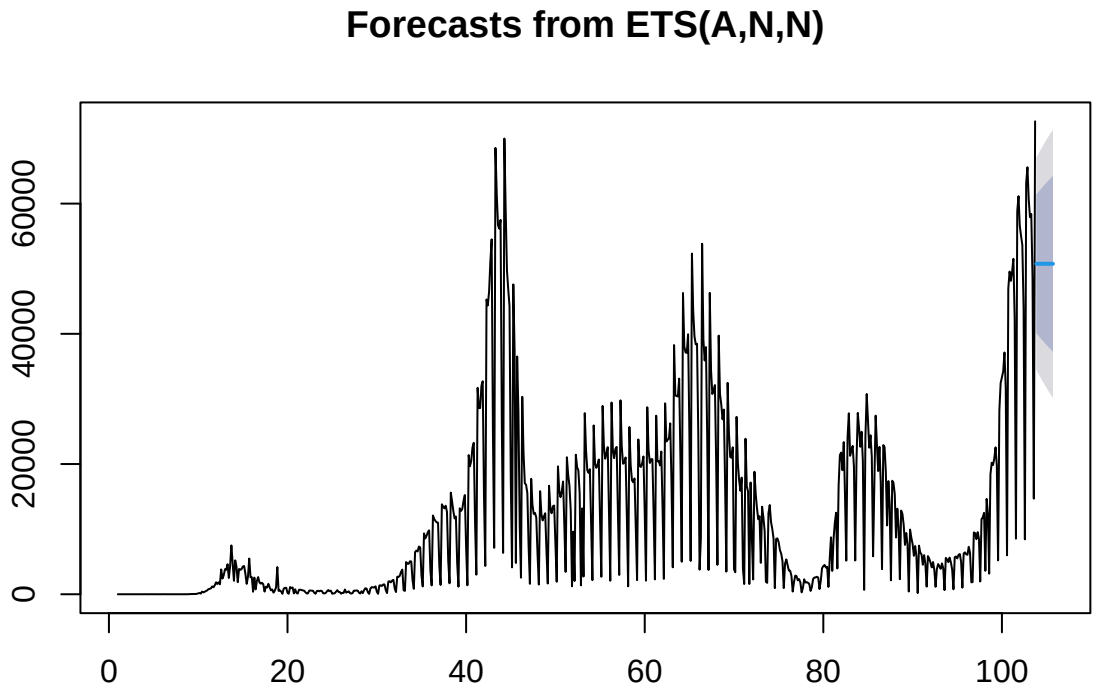

```
plot(ts_serie2,col="red")
```



Lissage exponentiel

Nous allons tenter de réaliser des prévisions avec un lissage exponentiel :

```
les <- ets(ts_serie_semaine,model="ANN")
pred <- predict(les)
plot(pred)
```


Forecasts from ETS(A,N,N)
0
20000
40000
60000
0
20
40
60
80
100