

UNIVERSITÉ DE CAEN  
NORMANDIE

MASTER MATHÉMATIQUES ET APPLICATIONS  
PARCOURS : STATISTIQUES APPLIQUÉES ET ANALYSE DÉCISIONNELLE

# Modélisation des séries de températures de l'Odon



Groupe : Safia Bamaarouf, Moussa SY et Maguette SEYE

Sous la direction de :  
**M.Bruno Dardaillon**

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
1.1	Présentation de la rivière Odon . . . . .	3
1.2	But . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Statistiques descriptives</b>	<b>4</b>
2.1	Tableaux descriptifs . . . . .	4
2.2	Courbes des températures des Sites de l'Odon . . . . .	4
2.3	Boîtes à moustache . . . . .	8
2.4	Histogrammes . . . . .	13
<b>3</b>	<b>Décomposition des séries</b>	<b>14</b>
3.1	Décomposition de la série Od1 . . . . .	14
3.2	Décomposition de la série Od2 . . . . .	15
3.3	Décomposition de la série Od3 . . . . .	15
<b>4</b>	<b>Lag Plot</b>	<b>16</b>
4.1	Lag Plot Od1 . . . . .	16
4.2	Lag Plot Od2 . . . . .	16
4.3	Lag Plot Od3 . . . . .	17
4.4	Commentaire des trois Lagplot . . . . .	17
<b>5</b>	<b>Month plot</b>	<b>17</b>
5.1	Month Plot Od1 . . . . .	18
5.2	Month Plot Od2 . . . . .	18
5.3	Month Plot Od3 . . . . .	19
5.4	Commentaires des trois month plot . . . . .	19
<b>6</b>	<b>Lissage Exponentiel</b>	<b>19</b>
6.1	Prévisions pour Od1 . . . . .	20
6.1.1	Décomposition d'Od1 . . . . .	20
6.1.2	Prévisions . . . . .	21
6.1.3	Résidus du modèle . . . . .	22
6.2	Prévisions pour Od2 . . . . .	24
6.2.1	Décomposition de Od2 . . . . .	24
6.2.2	Prévisions . . . . .	25
6.2.3	Résidus du modèle . . . . .	26
6.3	Prévisions pour Od3 . . . . .	28
6.3.1	Décomposition de Od3 . . . . .	28
6.3.2	Prévisions . . . . .	29
6.3.3	Résidus du modèle . . . . .	30
<b>7</b>	<b>Analyse en composantes indépendantes</b>	<b>31</b>
7.1	Composantes journalières . . . . .	32
7.2	Composantes mensuelles . . . . .	35
<b>8</b>	<b>Conclusion</b>	<b>38</b>
<b>9</b>	<b>Mise en œuvre sur RStudio</b>	<b>39</b>
<b>10</b>	<b>Webographie</b>	<b>46</b>

# 1 Introduction

## 1.1 Présentation de la rivière Odon

L'Odon est une rivière de France, affluent du fleuve l'Orne, dans le département du Calvados, en région Normandie, qui prend sa source sur les premiers contreforts du Massif armoricain et parcourt l'ouest de la plaine de Caen jusqu'au confluent à Caen. Confluent de 12 affluents : onze ruisseaux et une rivière, l'Odon, affluent en rive gauche, d'un linéaire d'environ 59 kilomètres, prend sa source sur la commune de Jurques, s'écoule selon un axe Sud-Ouest Nord-Est et conflue avec l'Orne sur la commune de Louvigny. Le bassin versant de l'Odon (213 km<sup>2</sup>) est délimité au sud par Aunay-sur-Odon, à l'ouest par Villers-Bocage et au Nord par Bretteville-sur-Odon. Cette rivière traverse 20 communes françaises traversées sur un seul et même département : Le département du Calvados. Nous allons nous intéresser à trois de ses sites où les températures ont été prises de 2013 à 2019. Ils sont nommés Od1, Od2 et Od3 classés d'amont en aval.<sup>1</sup>

L'Odon, affluent en rive gauche, d'un linéaire d'environ 59 kilomètres, prend sa source sur la commune de Jurques, s'écoule selon un axe Sud-Ouest Nord-Est et conflue avec l'Orne sur la commune de Louvigny. Le bassin versant de l'Odon (213 km<sup>2</sup>) est délimité au sud par Aunay-sur-Odon, à l'ouest par Villers-Bocage et au Nord par Bretteville-sur-Odon.

Longueur	47,2 km
Source	Bois du Goulet à Ondefontaine
Localisation	Les monts d'Aunay
Altitude	275 km
Superficie des Bassins	213 km

Tableau 1 : Quelques caractéristiques de la rivière Odon

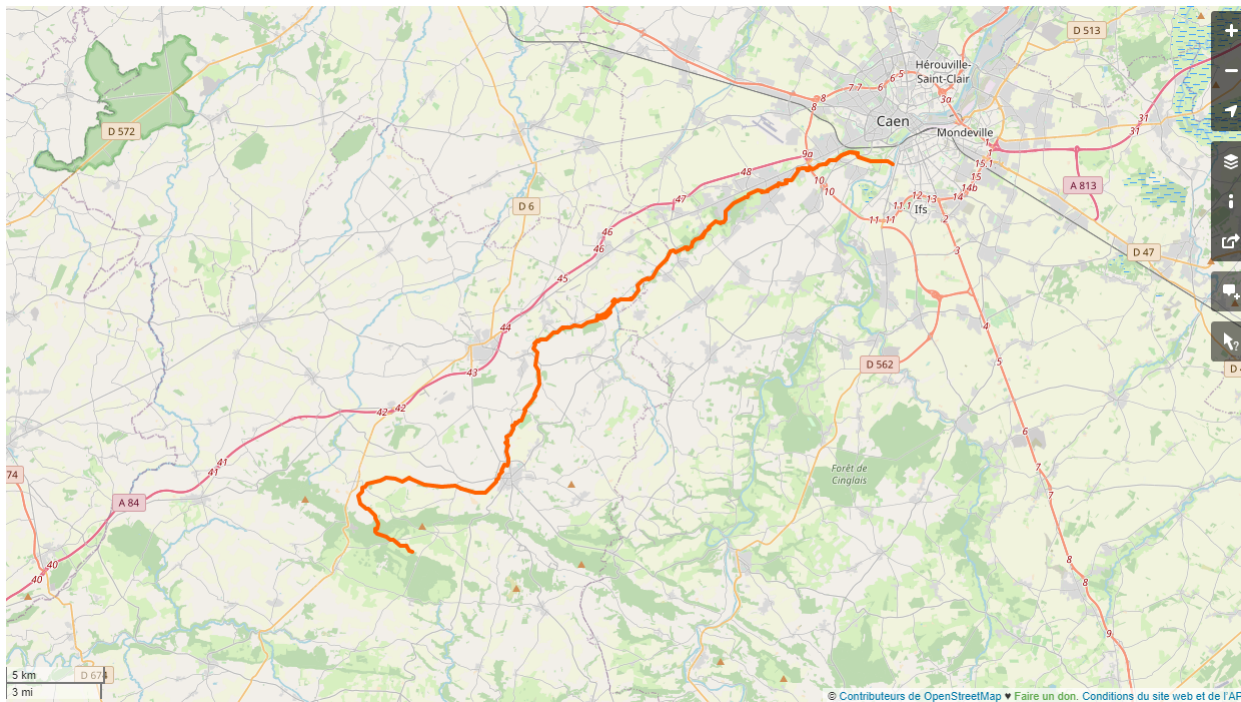


Figure 1 : L'Odon<sup>2</sup>

1. [https://fr.wikipedia.org/wiki/Odon\\_\(rivi%C3%A8re\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Odon_(rivi%C3%A8re))
2. <https://www.openstreetmap.org/relation/2868508>

## 1.2 But

Dans ce rapport on s'intéressera à la modélisation des séries temporelles de l'Odon, des trois sites Od1, Od2 et Od3. Dans un premier temps on étudiera les principales caractéristiques de ces dernières voire statistiques descriptives, valeurs extrêmes, courbes, etc. Ensuite, on fera des prévisions pour les 24 mois prochains. Par la suite on cherchera à mettre en évidence les signaux jours et saisons. Pour cela on dispose de 23458 observations réparties en quatre variables, on gardera pour cette étude deux variables Date et Teau.

## 2 Statistiques descriptives

### 2.1 Tableaux descriptifs

Température minimale	Moyenne	Médiane	Températures maximales	écart-type
0,71	11,70	11,50	20,27	3,73

Tableau 2 : Variation de la température d'Od1

Température minimale	Moyenne	Médiane	Températures maximales	écart-type
0,97	11.97	11.91	20.89	3,97

Tableau 3 : Variation de la température d'Od2

Température minimale	Moyenne	Médiane	Températures maximales	écart-type
1,17	12.32	12.32	20.89	4,01

Tableau 4 : Variation de la température d'Od3

D'après le tableau 2, la température minimale associée au premier site Od1 est égale à  $0,71^{\circ}C$  au 31 décembre 2016. La température maximale a atteint  $20,89^{\circ}C$  dans les deux sites, Od2,Od3, le 21 juin 2017. On observe aussi que le site Od3 est celui qui a la température moyenne la plus élevée des trois sites avec une moyenne égale à  $12,32^{\circ}C$ .

- Écart-type :

L'écart-type est la racine carrée de la variance. Il mesure la dispersion des observations autour de la moyenne. La moyenne la plus représentative de la série la plus homogène est celle de la série de température Od1, son écart-type est le plus petit.

La série température à la moyenne la moins représentative de la série la plus hétérogène est celle de la série Od3, son écart-type est le plus grand.

-Médiane :

La médiane est le second quartile. Elle partage la série en deux parties de l'effectif. Dans 50% des années entre 2013 et 2019, les température Od1, Od2 et Od3 correspondent respectivement à 11.50, 11.91 et 12.32.

### 2.2 Courbes des températures des Sites de l'Odon

On trace tout d'abord les courbes des températures enregistrées du 29/05/2013 au 10/05/2019 des trois sites Od1, Od2 et Od3.

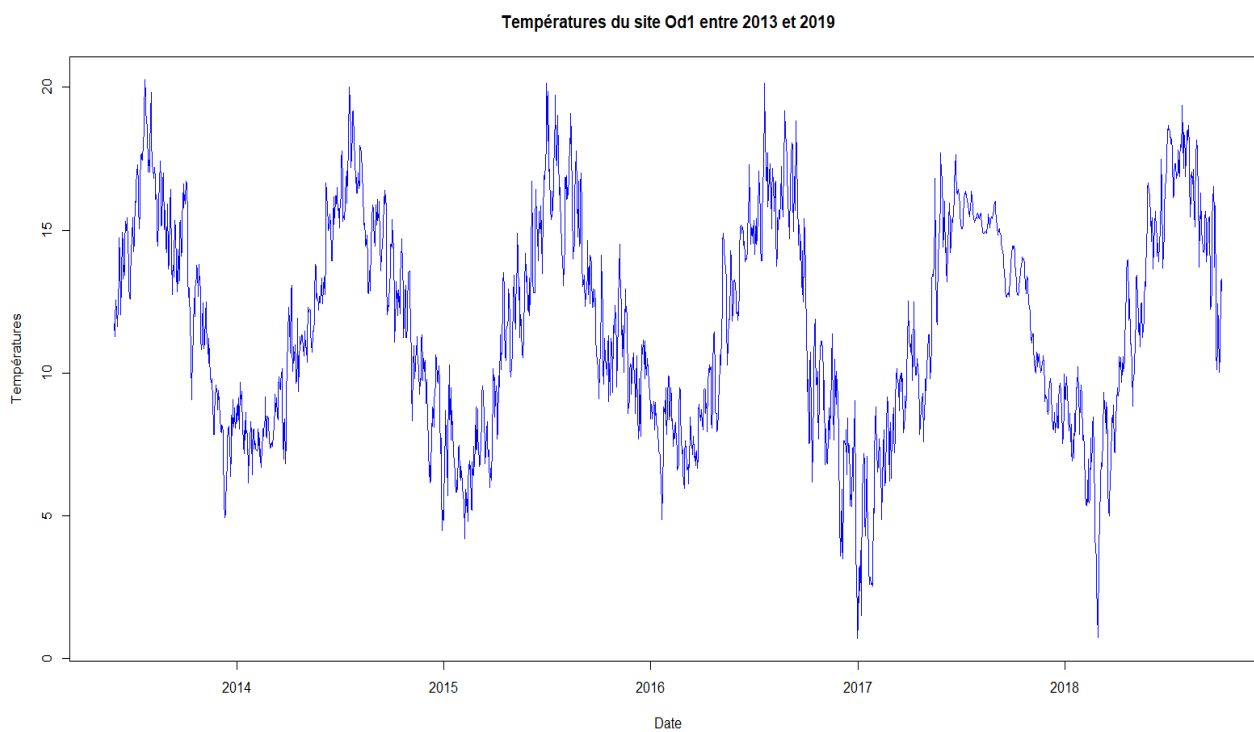


Figure 2 : Variation de la température

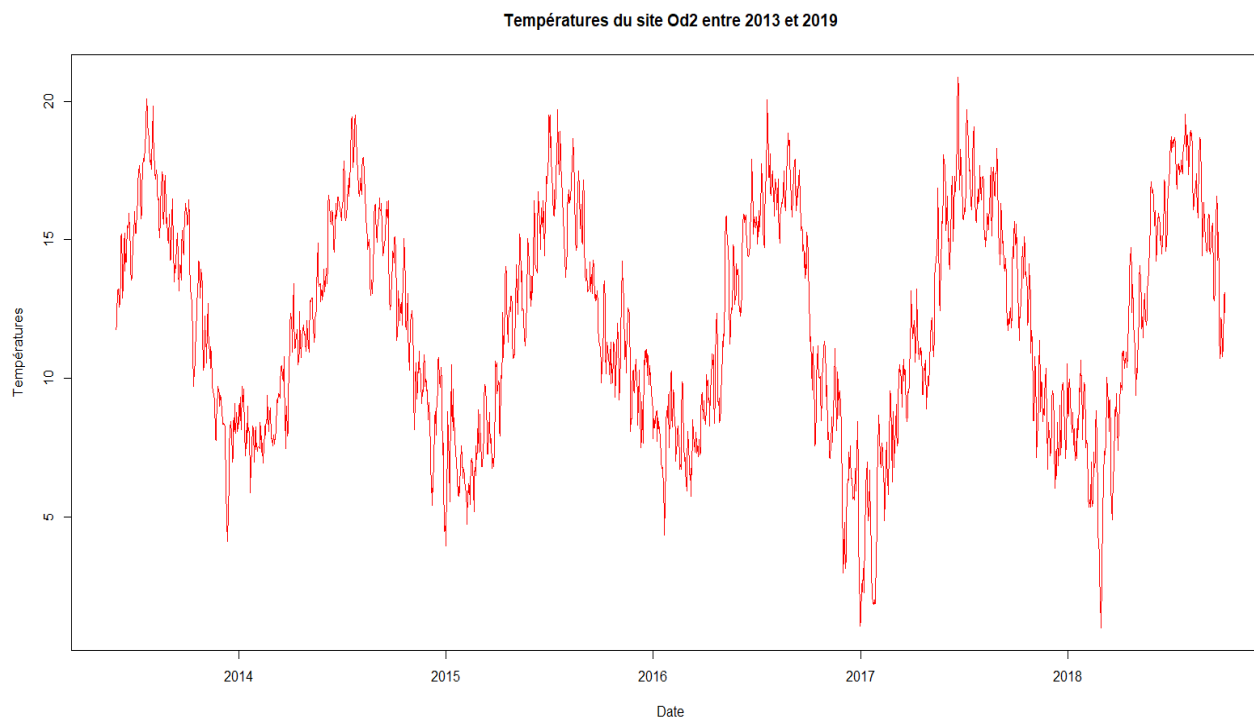


Figure 3 : Variation de la température de L'Od2

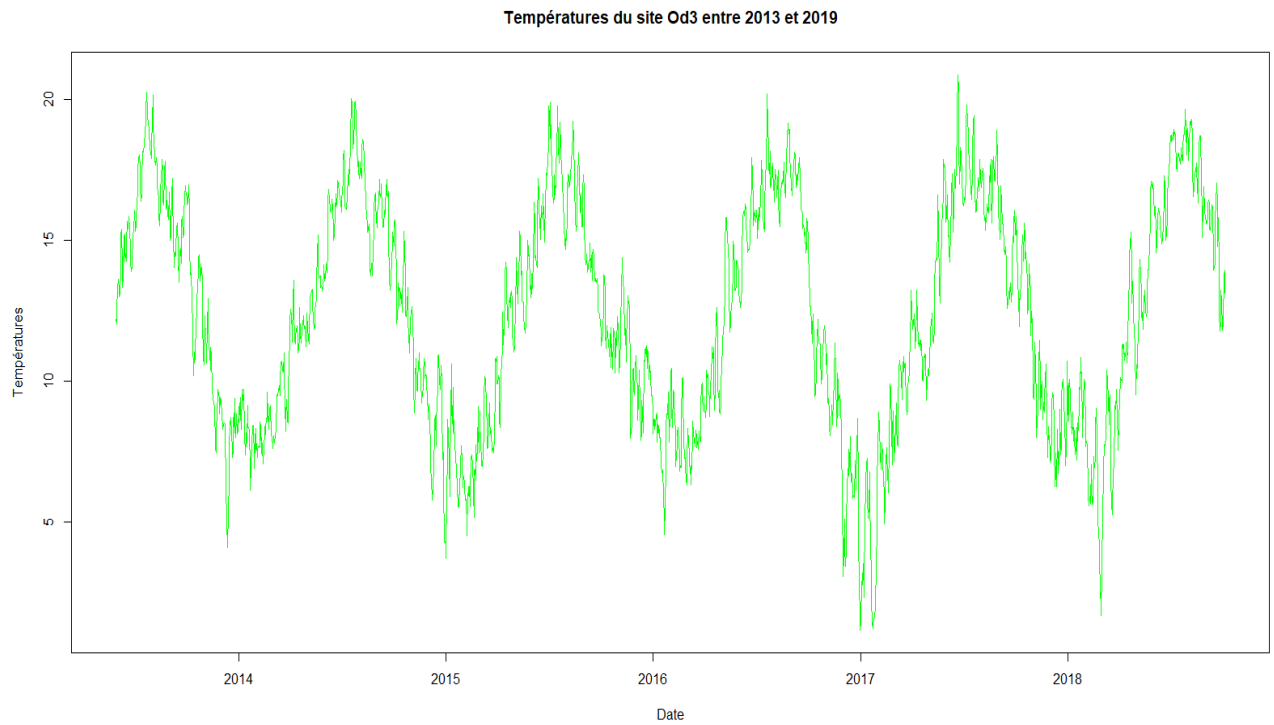


Figure 4 : Variation de la température de L'Od3

Commentaire des trois premiers graphiques : la représentation graphique de la variation de la température pour les trois sites de l'Odon, Od1, Od2 et Od3, nous montre la présence d'une forte saisonnalité des séries d'une période égale à 1 an.

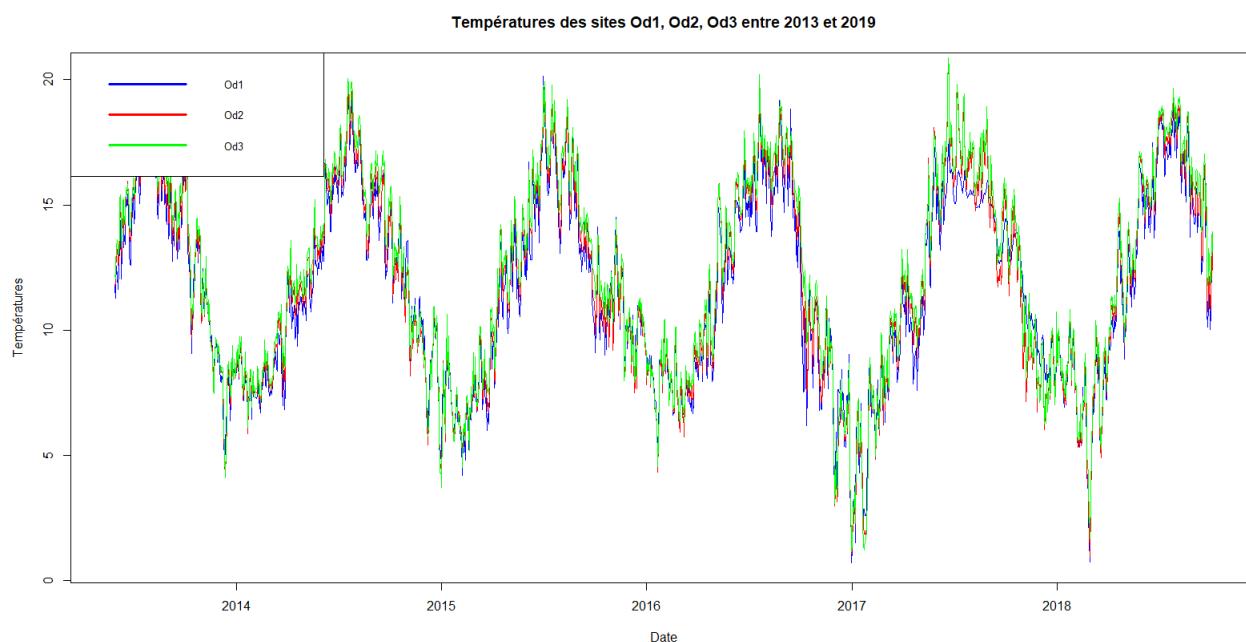


Figure 5 : Températures des trois sites de l'Odon

Dans le graphique de la figure 5 on a tracé les températures des trois sites de l'Odon, Od1, Od2 et Od3 et on fait un zoom (figure 6) sur la période 05/2017 et 01/2018 pour mieux voir les variations de la température lors de cette période.

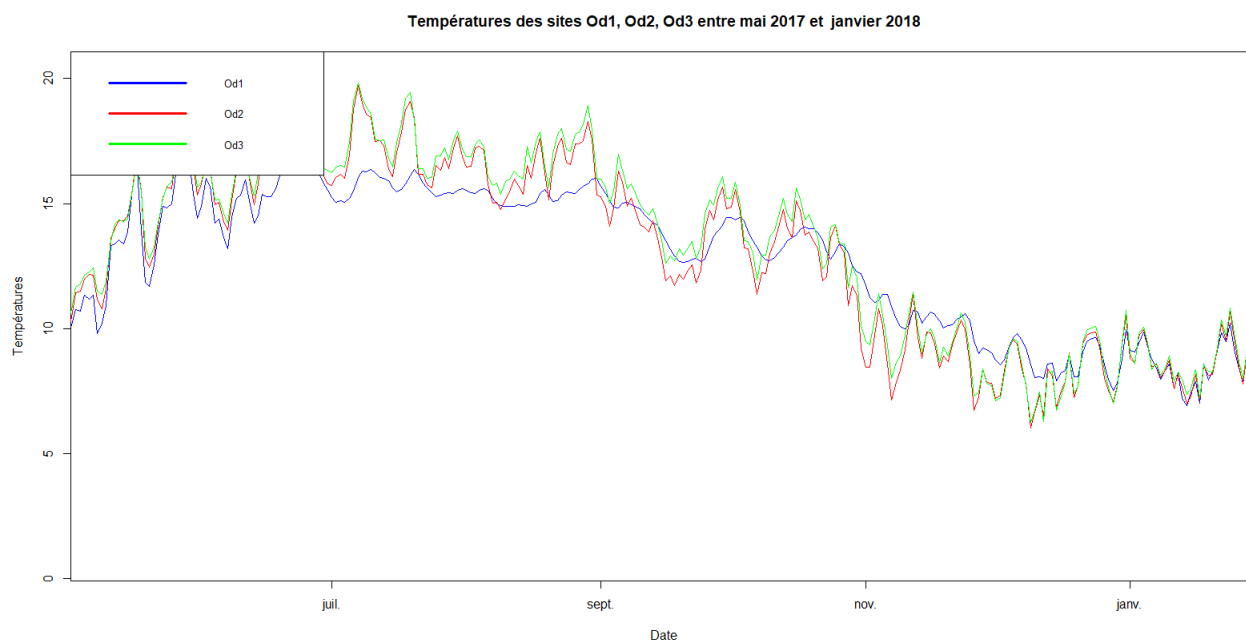


Figure 6 : Températures des trois sites de l'Odon

On remarque que les températures enregistrées pour le premier site Od1 sont inférieures à celles des

sites Od2 et Od3, entre mai 2017 et septembre 2017. Par contre, entre novembre 2017 et le début de l'année 2018 les températures des sites Od2 et Od3 sont inférieures aux températures du site Od1.

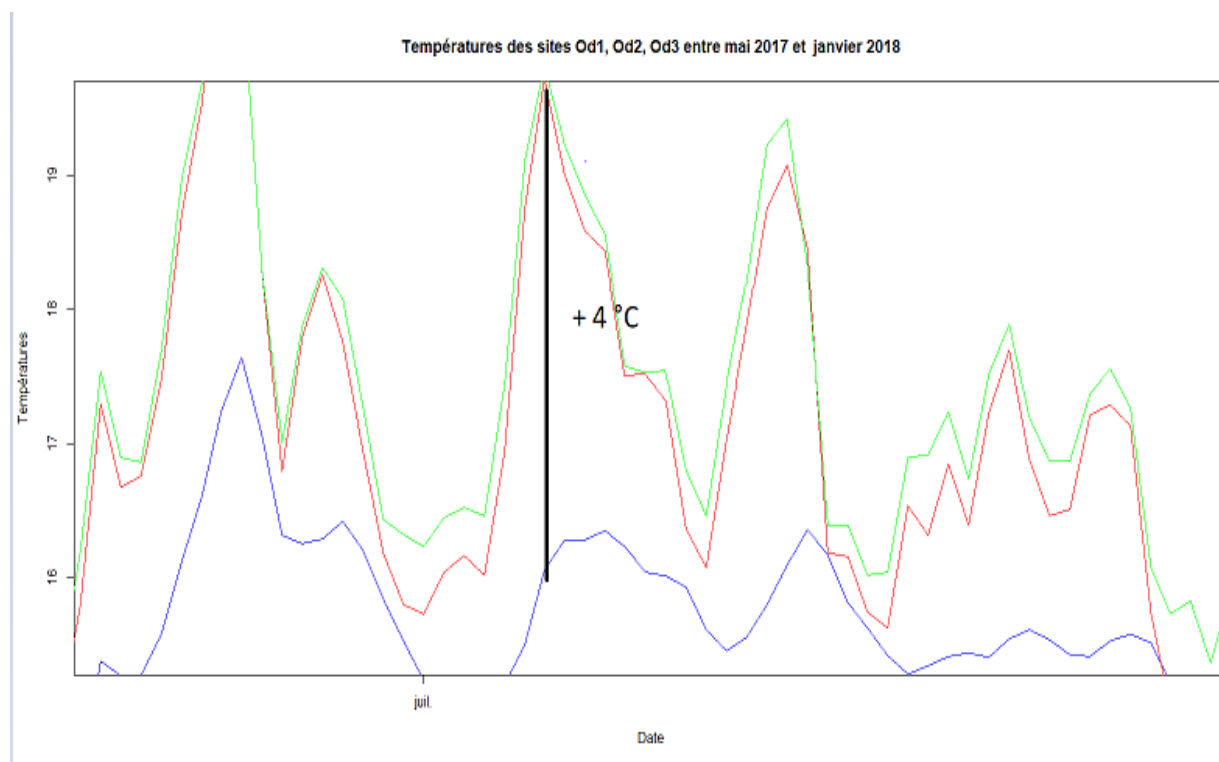


Figure 7 : Zoom sur les températures des trois sites de l'Odon

En faisant un zoom sur les températures au mois de juillet pour les trois sites, on remarque écart important d'environ  $4^{\circ}C$  entre la température du premiers site Od1 et les deux autres sites Od2 et Od3.

## 2.3 Boîtes à moustache

On trace les boîtes à moustache des trois sites pour mieux identifier leurs valeurs extrêmes.



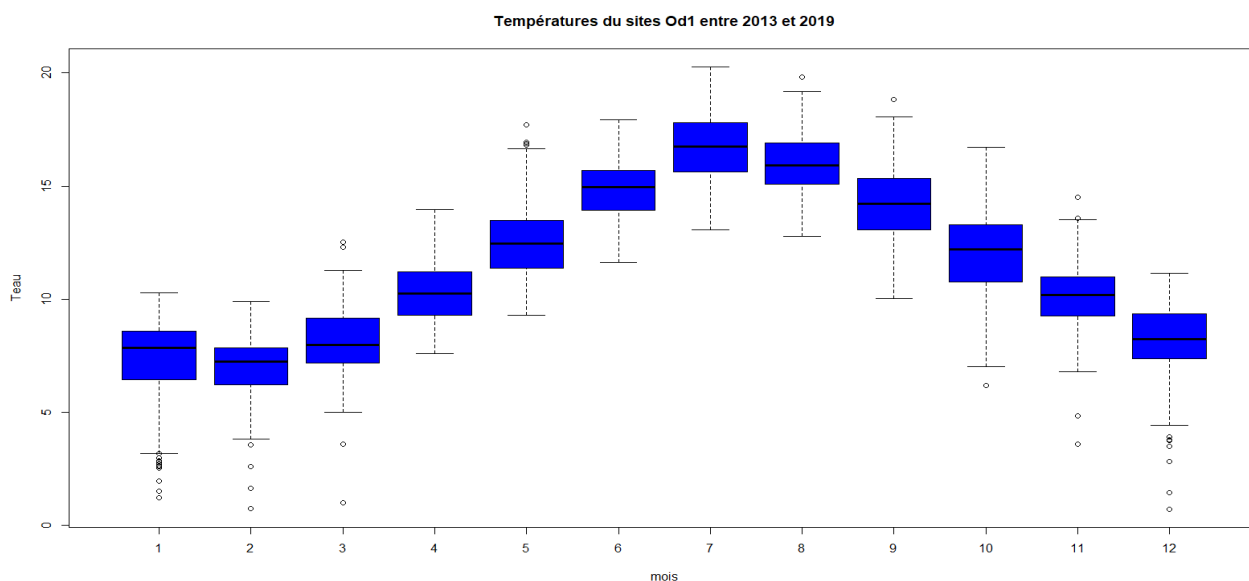


Figure 8 : Boîte à moustache du site Od1 selon les mois

**Commentaire** : On remarque une forte présence de valeurs extrêmes pour certains mois, notamment sur les mois : janvier, février, mars, novembre et décembre dont les températures sont les plus basses. Contrairement, aux mois avril, juin et juillet qui ne présentent aucune valeur extrême.

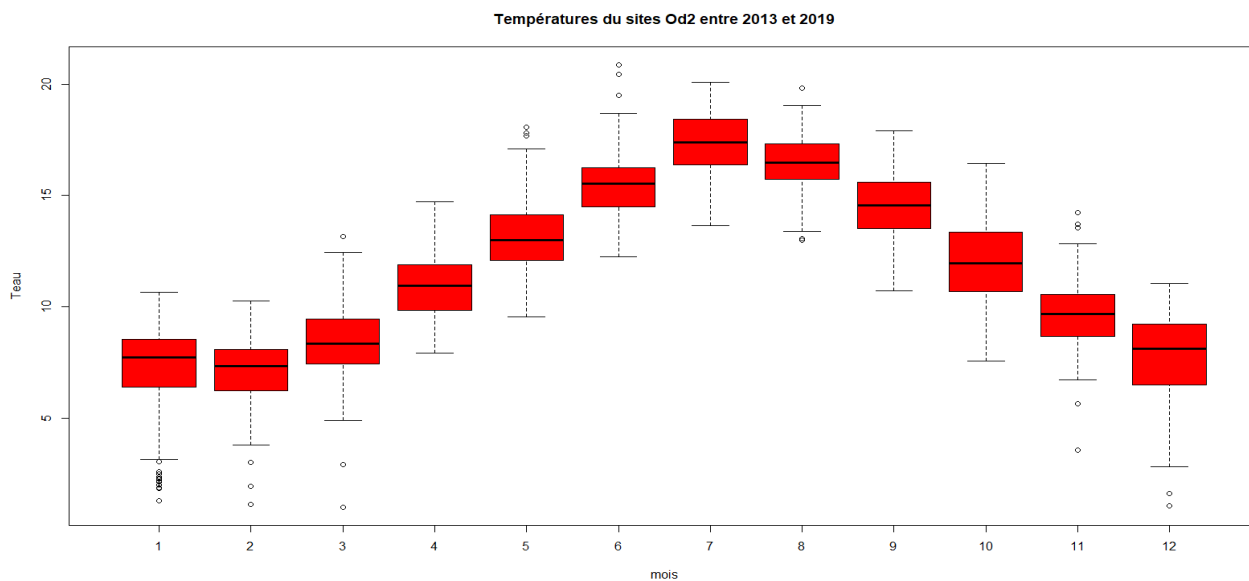


Figure 9 : Boîte à moustache du site Od2 selon les mois

**Commentaire** : Pareil que Od1 , on remarque que les boîtes à moustache qui correspondent au mois les plus froids de l'année, une présence forte des outliers, par contre ici pour Od2 on remarque que pour les mois avril, juillet, octobre et septembre absence totale des valeurs extrêmes.

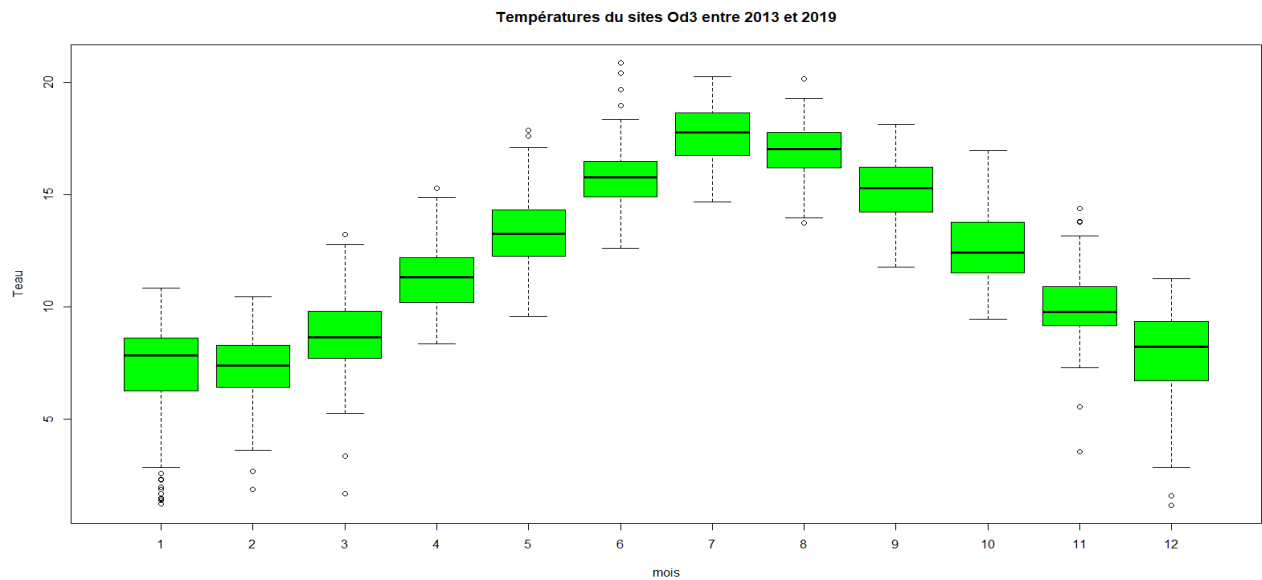


Figure 10 : Boîte à moustache du site Od3 selon les mois

**Commentaire** : En ce qui concerne les boîtes à moustache des températures enregistrées pour Od3, présence des valeurs extrêmes pour tous les mois sauf juillet, septembre et octobre aucune valeur extrême n'y apparaît.

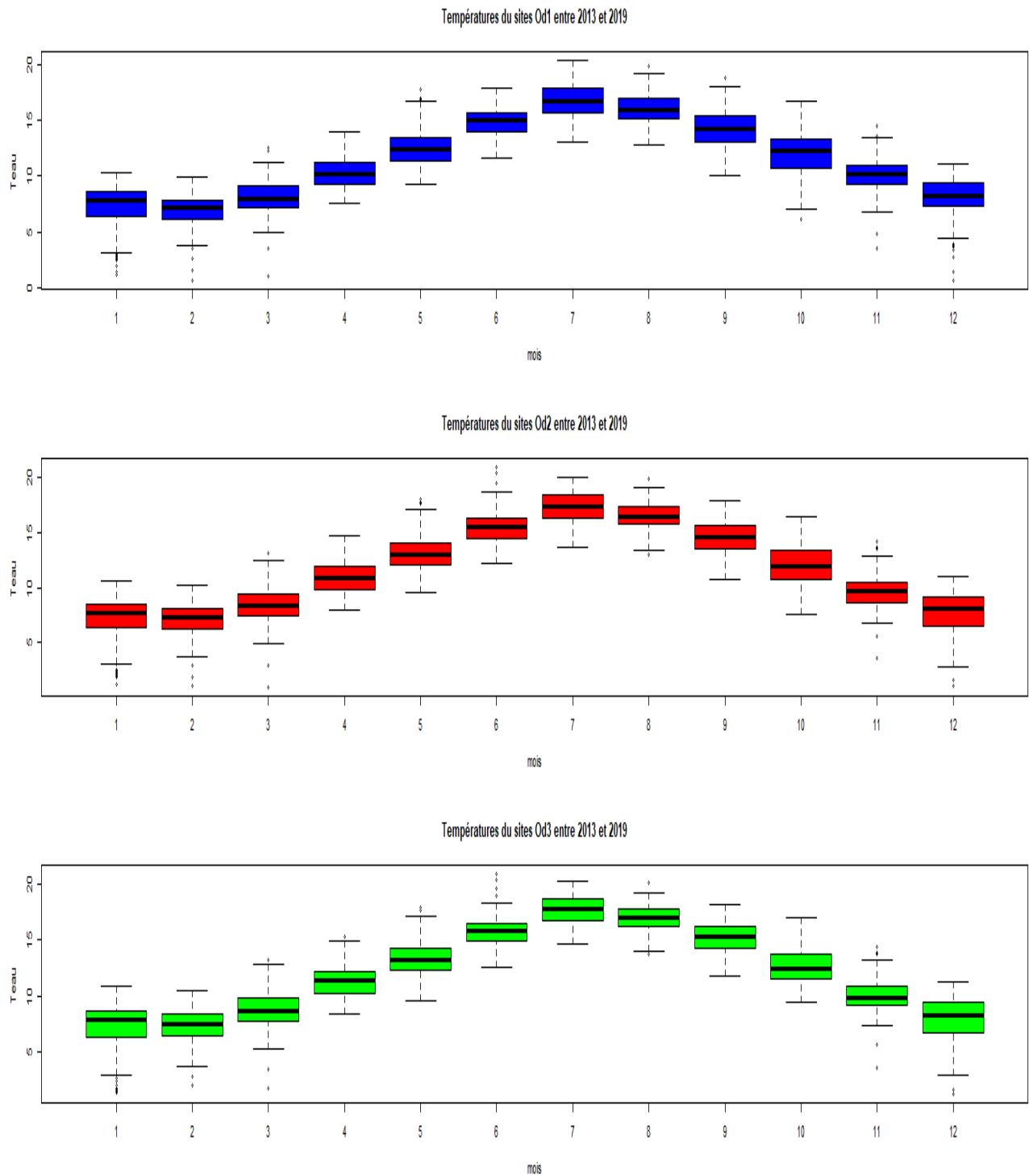


Figure 11 : Boîtes à moustache des trois sites selon les mois

**Commentaire** : D'une vue globale on remarque qu'il n'y a pas une différence significative entre les trois graphiques au niveau des boîtes à moustache réalisées pour les trois sites Od1, Od2 et Od3. Au cours des premiers mois de l'année ( janvier, février et mars) les températures de ces mois sont inférieures

au reste des mois de l'année où la température moyenne la plus basse est celle du mois de février. À partir du mois d'avril on remarque une hausse de température moyenne qui atteint son maximum au mois de juillet pour les trois sites de l'Odon. À la fin de l'année on remarque encore une baisse de la température moyenne des trois sites.

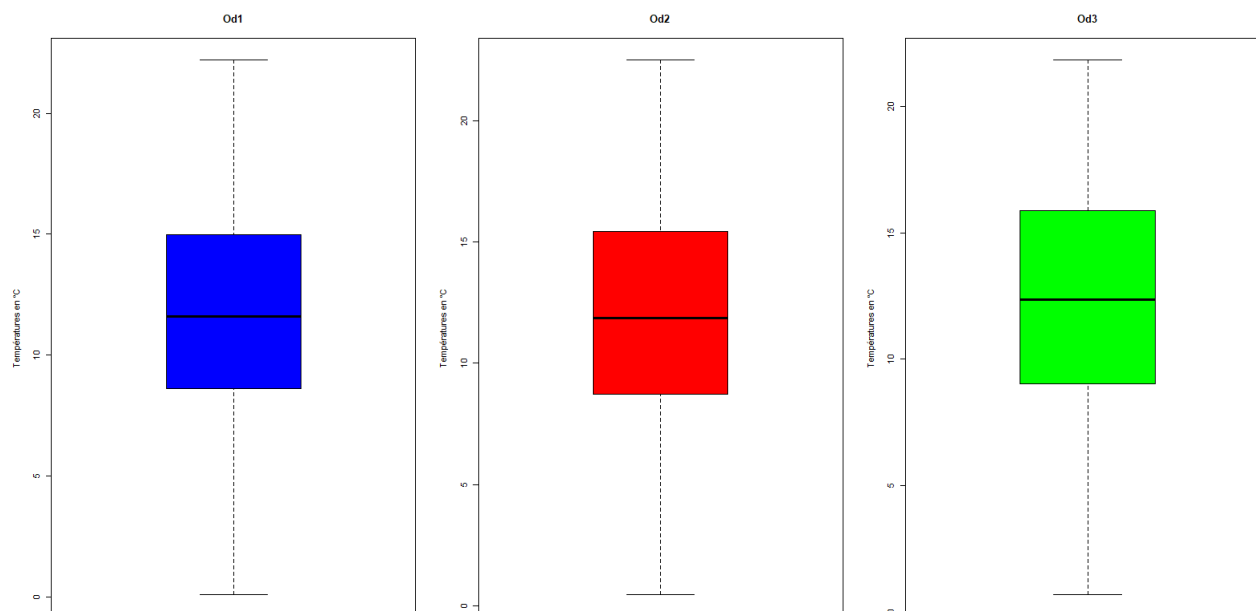


Figure 12 : Les boîtes à moustache des trois sites

Pour confirmer les remarques précédentes , on s'est appuyée sur le graphique (figure 12), qui prouve que la température de Od1 est moins élevée que les deux autres sites.

La médiane est représentée par la ligne horizontale, c'est une mesure courante du centrage des données des trois sites. La moitié des températures lui sont inférieures ou égales et la moitié des températures lui sont supérieures ou égales.

## 2.4 Histogrammes

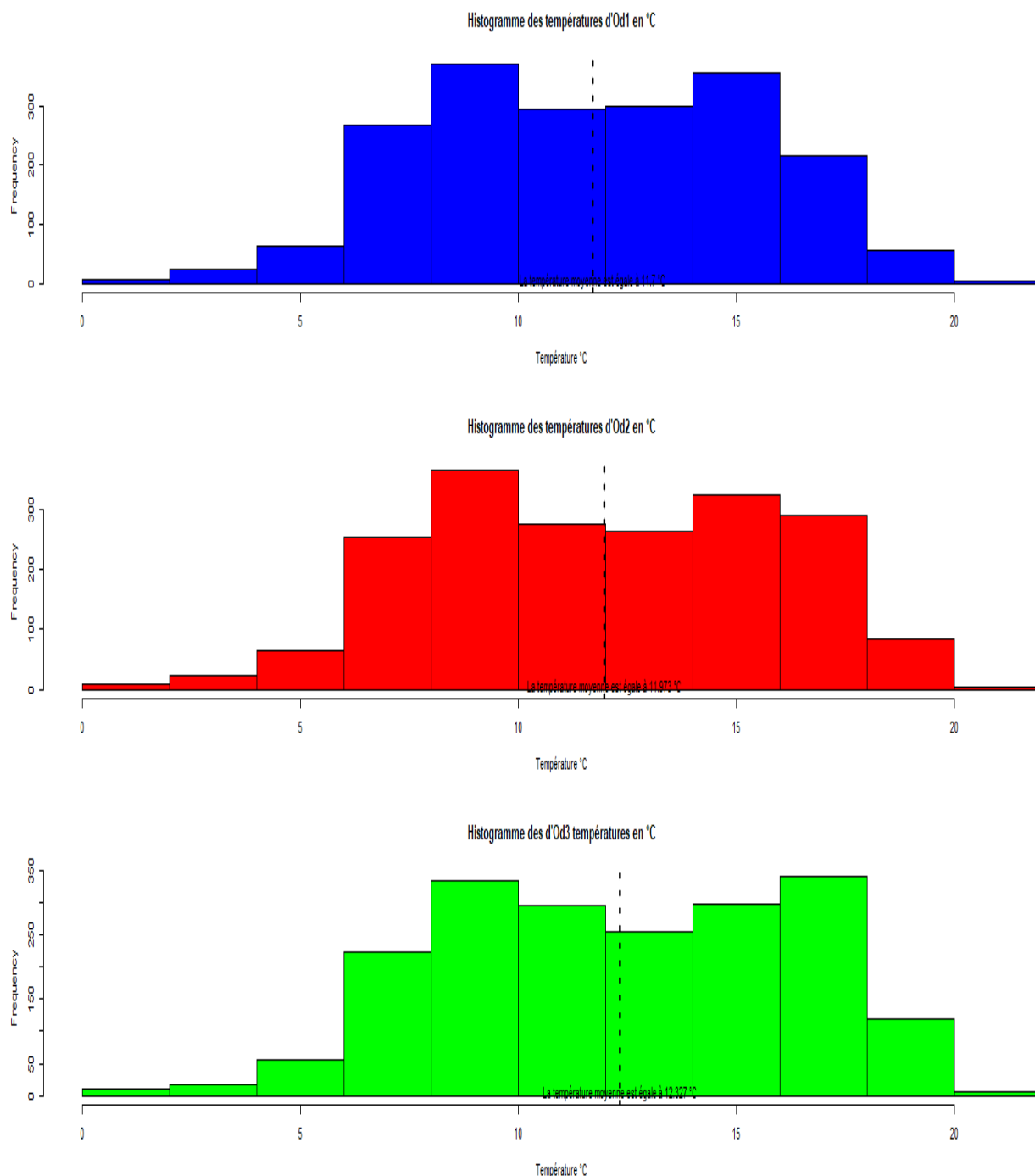


Figure 13 : Histogrammes des températures des trois sites de l'Odon

D'après les histogrammes des trois sites, Od1, Od2, Od3, la distribution de la température est presque symétrique par rapport à la moyenne des températures des trois sites. On remarque aussi que la température moyenne du troisième site est la plus élevée.

### 3 Décomposition des séries

L'objectif principal de l'analyse d'une série temporelle est la prévision de ses futures réalisations. Afin de réaliser cet objectif, une première étape de modélisation de la série est nécessaire. Cette étape consiste à sélectionner, parmi une famille de modèles correspondant à des approximations de la réalité, celui qui décrit le mieux la série en question.

À partir de la représentation graphique des séries, on opte pour un modèle additif pour la décomposition des trois séries.

#### 3.1 Décomposition de la série Od1

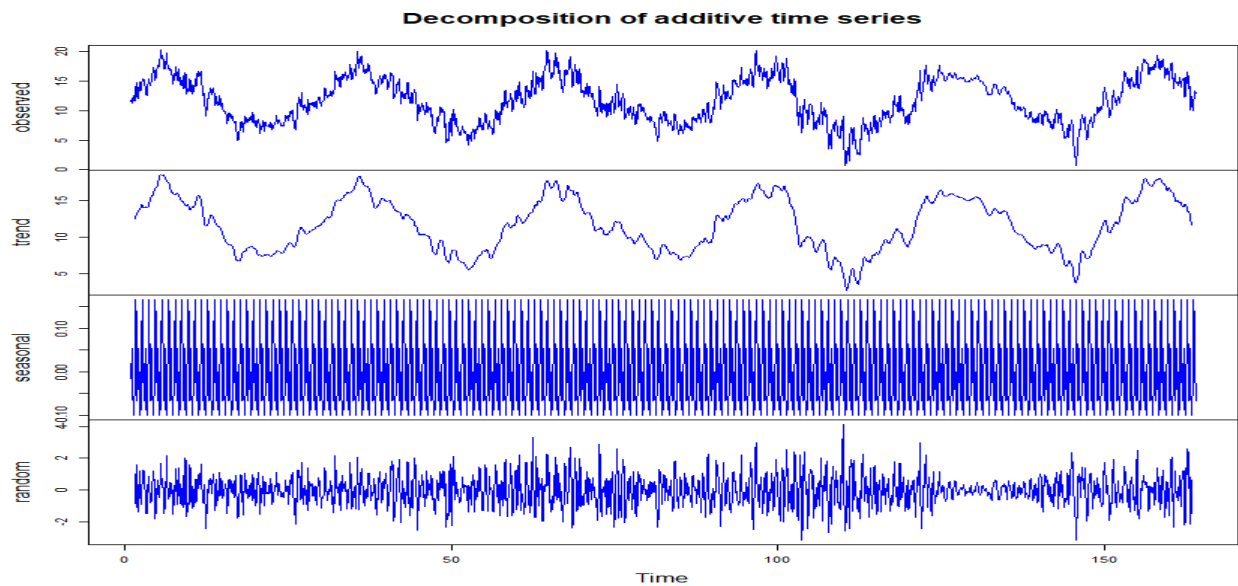


Figure 14 : Décomposition de la série Od1

### 3.2 Décomposition de la série Od2

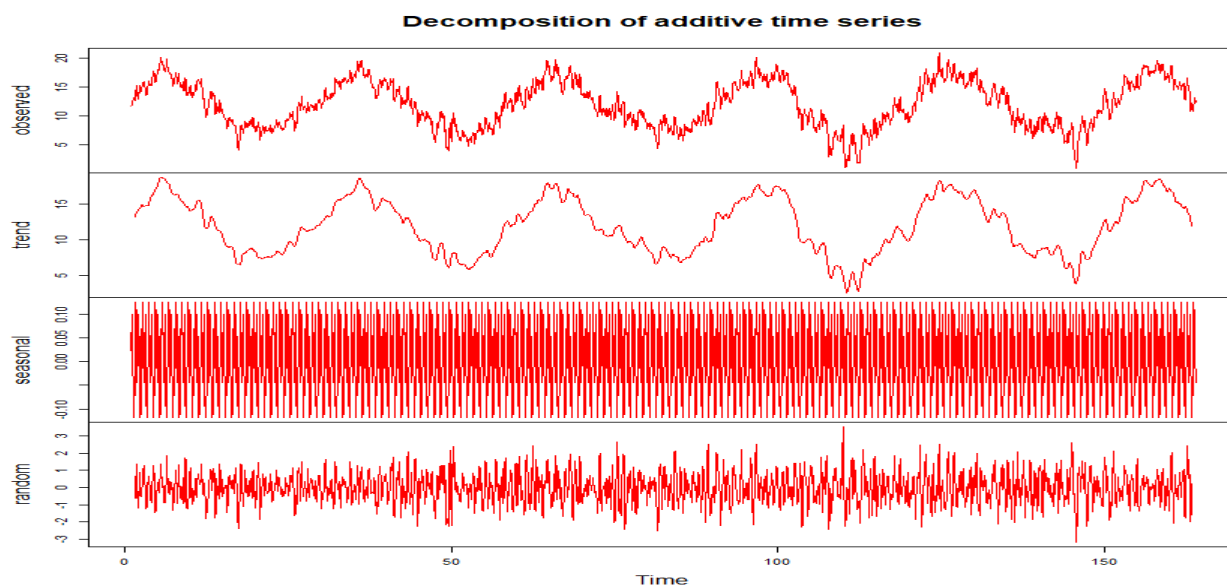


Figure 15 : Décomposition de la série Od2

### 3.3 Décomposition de la série Od3

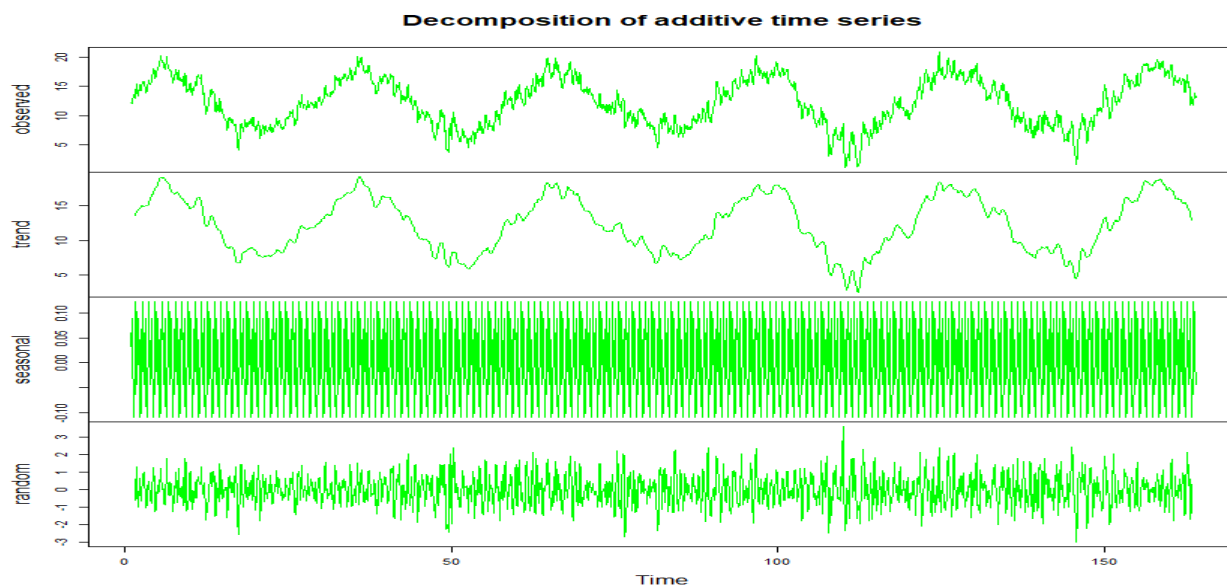


Figure 16 : Décomposition de la série Od3

La décomposition des trois séries montre que ces derniers présentent une forte saisonnalité et absence de tendance.

## 4 Lag Plot

### 4.1 Lag Plot Od1

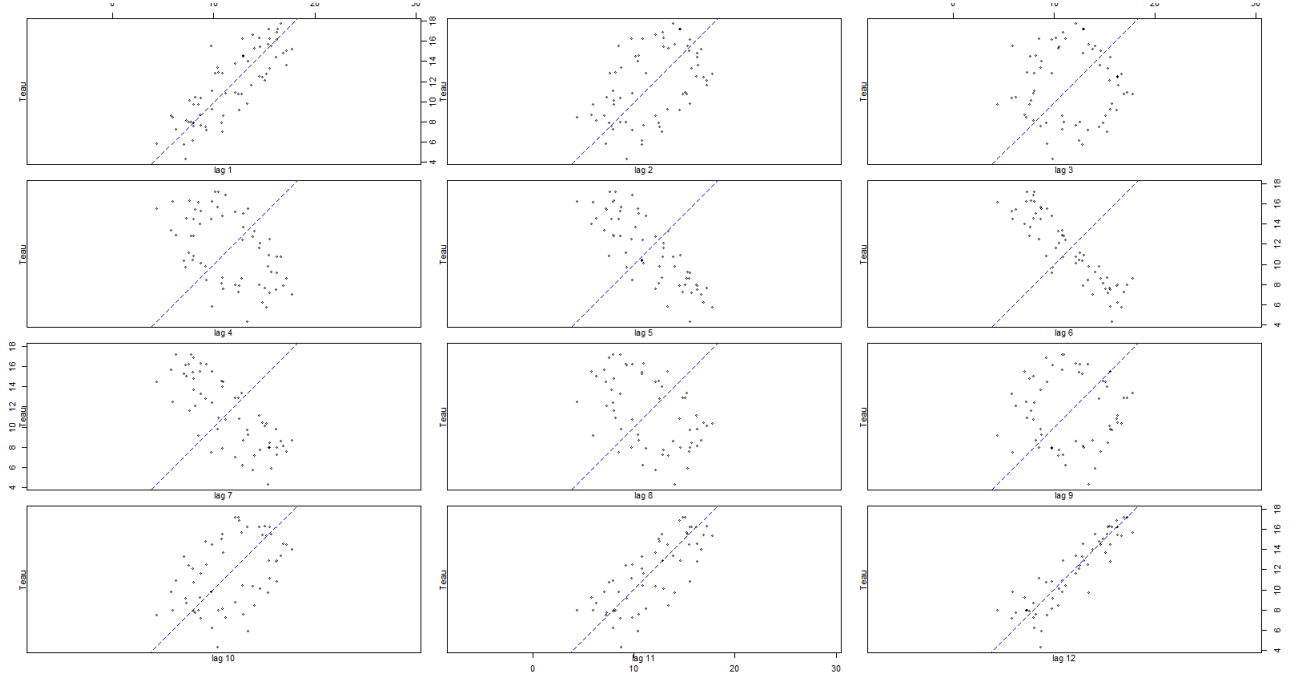


Figure 17 : Lag Plot Od1

### 4.2 Lag Plot Od2

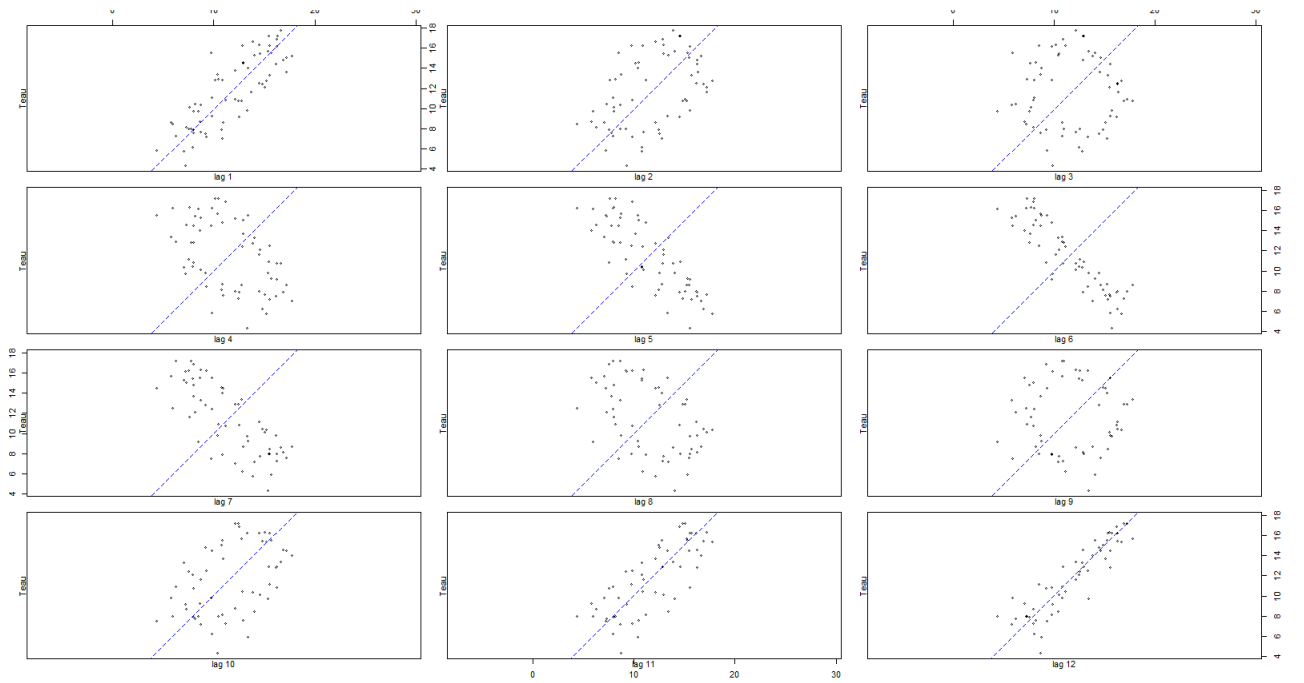




Figure 18 : Lag Plot Od2

### 4.3 Lag Plot Od3

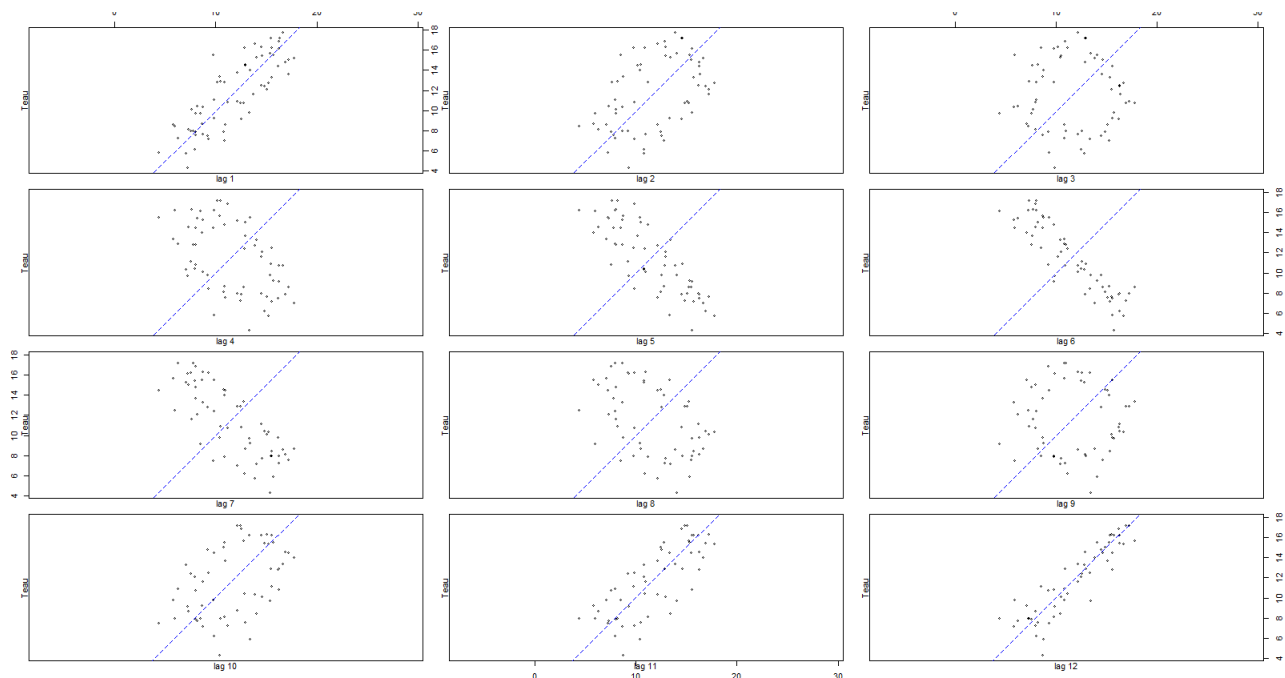


Figure 19 : Lag Plot Od3

### 4.4 Commentaire des trois Lagplot

Ces graphes ci-dessus montrent les diagrammes de dispersion des points ayant pour abscisse la série retardée de  $s$ ,  $s > 0$  et pour ordonnée la série non retardée de chacun des trois sites. Appelés lag plot, ils permettent d'identifier les éventuelles corrélations entre les séries.

La température de Od1 d'un mois est fortement corrélée au mois précédent. C'est le cas au lag1 où les points sont alignés tout comme au lag12, où les températures sont fortement corrélées au même mois de l'année précédente (par exemple en période de l'hiver). Contrairement au lag6 et lag7 dont les corrélations sont négatives. Au décalage de 6e et 7e mois cela s'explique par le passage de la saison hivernale à la saison estivale. Il en est de même pour les températures de Od2 et Od3.

## 5 Month plot

Ces graphiques (monthplot) ci-dessous représentent les chronogrammes des séries associées à chaque saison appelée conventionnellement mois, ils permettent de visualiser graphiquement une saisonnalité mensuelle (qu'on pourrait traduire approximativement par « chronogramme par mois »).

Ils dessinent un chronogramme de la sous-série correspondant à chaque niveau de la saison (mois de l'année, jour de la semaine...). Les points du chronogramme du mois  $m$  correspondent à la série du mois  $m$ , pour toutes les années.

## 5.1 Month Plot Od1

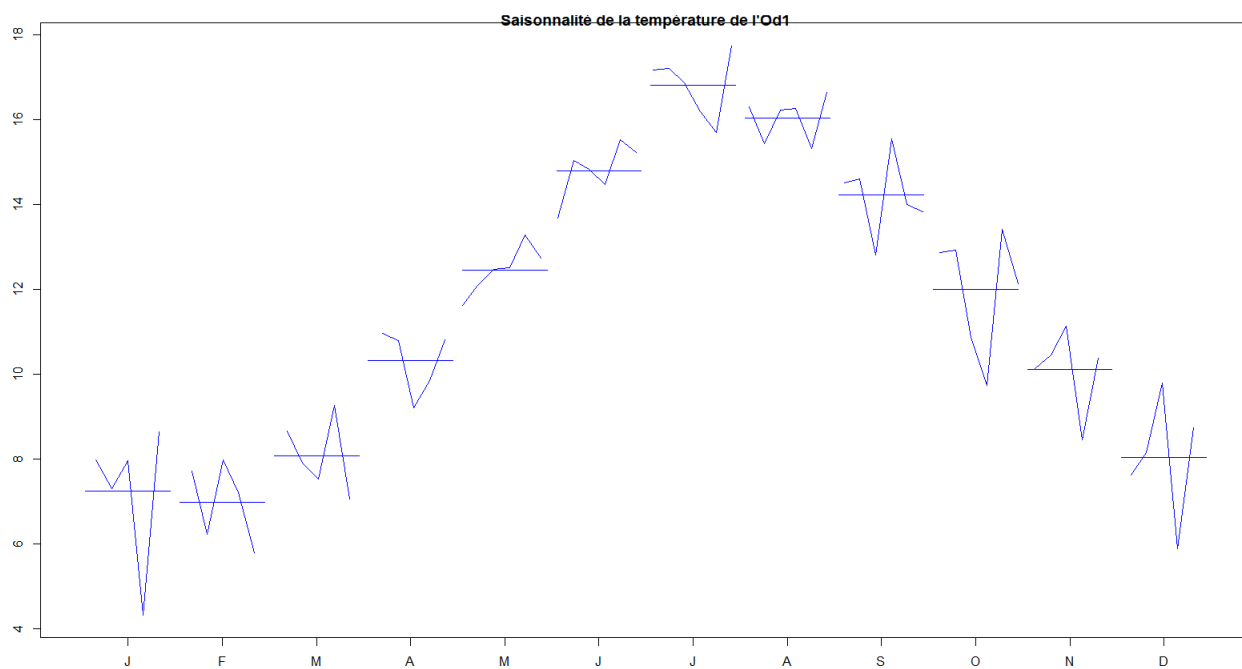


Figure 20 : Month Plot Od1

## 5.2 Month Plot Od2

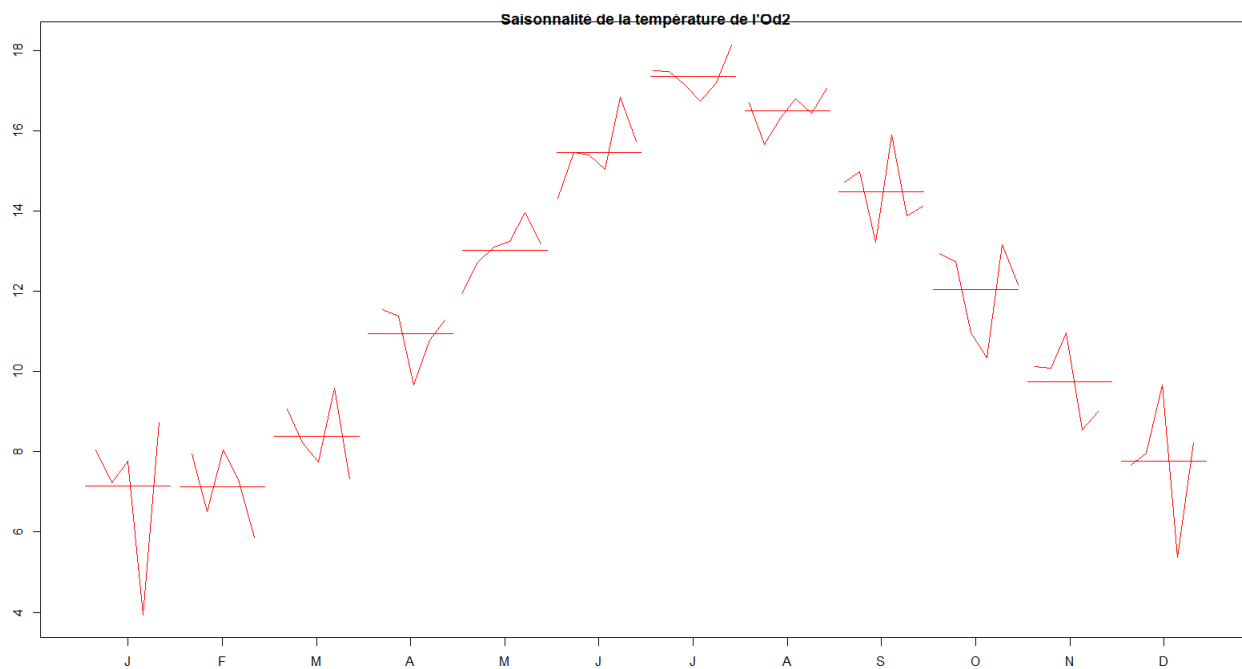


Figure 21 : Month Plot Od2

### 5.3 Month Plot Od3

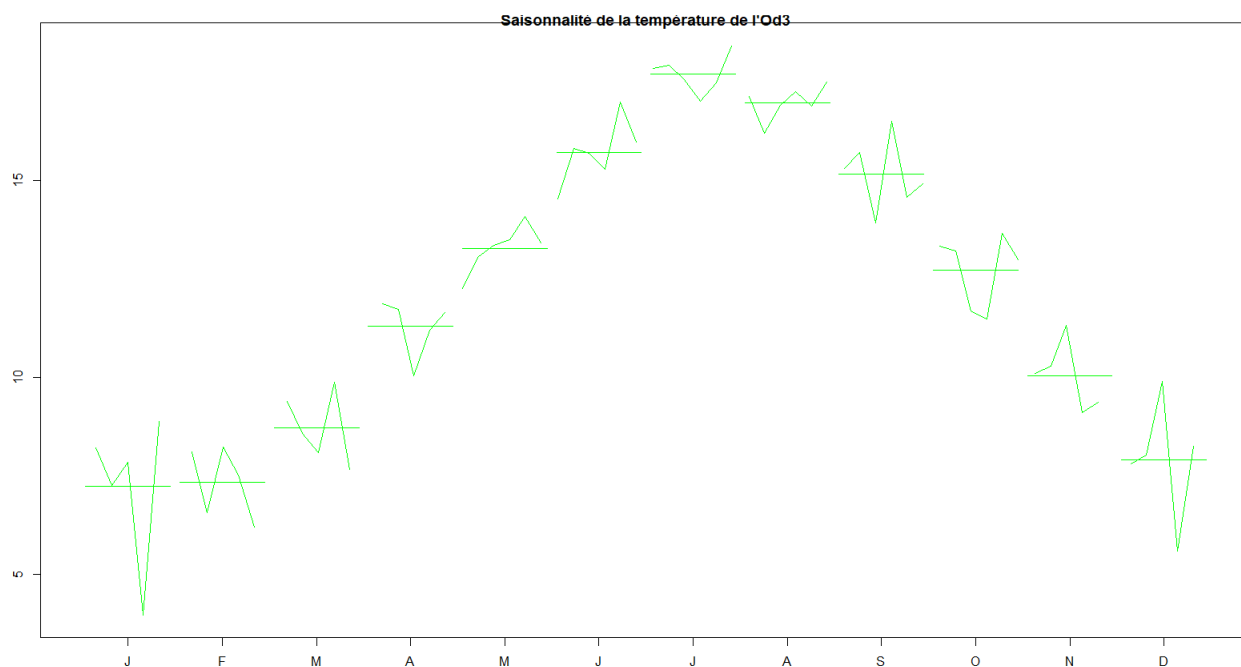


Figure 22 : Month Plot Od3

### 5.4 Commentaires des trois month plot

Dans ce cas, on nous ne constatons aucune différence significative quant aux saisonnalités mensuelles des températures moyennes de ces trois sites ainsi les caractéristiques semble être identiques. Les températures des trois sites atteignent leur maximum en juillet et leur minimum en décembre – janvier. Ceci s’explique par le fait qu’en été (juillet- Aout) les températures sont plus élevées comparées aux autres périodes de l’année. Le trait horizontal représente la moyenne des températures. Nous pouvons retrouver ces résultats à travers les commandes suivantes :

```
aggregate(Teau~mois+year, data=Od1ag[Od1ag$mois=="1",], FUN=mean,na.rm=TRUE)
```

La commande ci-dessus nous permet de savoir la température moyenne du mois de janvier pour les années 2014, 2015, 2016, 2017 et 2018. Les moyennes sont représentées dans le tableau suivant :

Mois	Année	Température moyenne
1	2014	7.983183
1	2015	7.292884
1	2016	7.949726
1	2017	4.324285
1	2018	8.634901

## 6 Lissage Exponentiel

Le lissage exponentiel est une méthode empirique de lissage et de prévision de données chronologiques, cette méthode part d’une décomposition de série en tendance, saisonnalité et erreur, et propose

un mécanisme de mise à jour de la tendance et de la saisonnalité quand une nouvelle observation est disponible.

Dans cette partie on fera une aggregate par mois+year et on enchaîne avec la décomposition de la série donnée par l'aggregate.

Voici la commande utilisée pour faire aggregate de la première série.

```
df<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=Od1ag)
```

Dans cette partie, on souhaite faire des prévisions à deux ans de la température mensuelle des trois sites de l'Odon, Od1, Od2 et Od3.

Pour cela, on opte pour le lissage exponentiel par la méthode de Holt-Winters sans tendance et avec saisonnalité. Grâce à la fonction summary() qui nous permet de connaître la modélisation finalement choisie. Pour les trois séries qui représentent les trois sites de l'Odon, effectivement, la fonction summary() prouve que le modèle final est un modèle ANA, A pour modèle additif, N absence de tendance et A pour présence de saisonnalité.

## 6.1 Prévisions pour Od1

### 6.1.1 Décomposition d'Od1

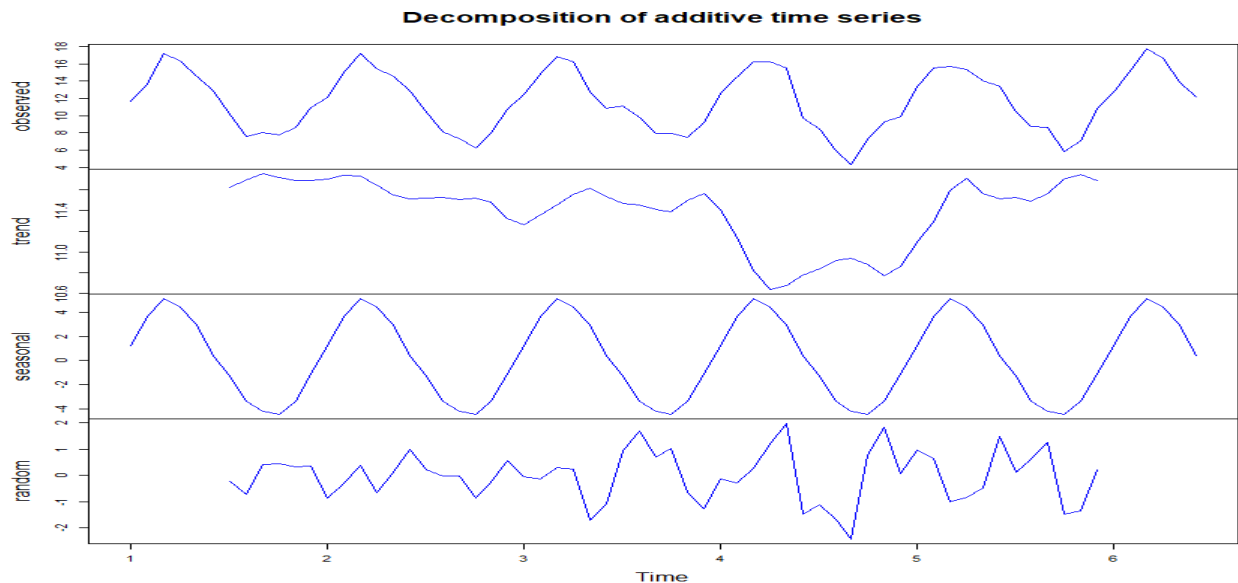


Figure 23 : La décomposition de la série 1, Od1

On remarque pour le premier site Od1 une absence de tendance et présence de saisonnalité.

On présente ci-dessous le résultat de la fonction summary() pour Od1.

```

ETS(A,N,A)

call:
ets(y = dfts, model = "ZZZ")

Smoothing parameters:
  alpha = 1e-04
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = 11.4808
  s = -1.1446 -3.32 -4.5959 -4.1734 -3.2045 -1.2256
      0.601 2.8994 4.5085 5.2356 3.4229 0.9964

sigma: 1.0359

      AIC      AICC      BIC
295.4422 305.0422 328.2870

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.06175114 0.9195219 0.7079061 -1.822029 7.654478 0.5865028 0.3158507

```

Figure 24 : Le résultat de `summary()` pour `Od1`

On remarque bien que le modèle final est ANA, ainsi que les paramètres de lissages  $\alpha$  et  $\beta$  sont égales à  $1e-04$ .

### 6.1.2 Prévisions

Mois	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Nov 2018	10.254655	8.927051	11.582259	8.224260	12.285050
Dec 2018	8.275773	6.948169	9.603377	6.245378	10.306168
Jan 2019	7.306949	5.979346	8.634553	5.276555	9.337344
Feb 2019	6.884569	5.556965	8.212172	4.854174	8.914963
Mar 2019	8.160379	6.832775	9.487982	6.129984	10.190773
Apr 2019	10.335814	9.008210	11.663418	8.305419	12.366209
May 2019	12.476789	11.149185	13.804393	10.446394	14.507184
Jun 2019	14.903238	13.575634	16.230842	12.872843	16.933633
Jul 2019	16.716042	15.388438	18.043646	14.685648	18.746437
Aug 2019	15.988875	14.661272	17.316479	13.958481	18.019270
Sep 2019	14.379660	13.052056	15.707264	12.349265	16.410055
Oct 2019	12.081339	10.753735	13.408943	10.050944	14.111734
Nov 2019	10.254655	8.927051	11.582259	8.224260	12.285050
Dec 2019	8.275773	6.948169	9.603377	6.245378	10.306168
Jan 2020	7.306949	5.979346	8.634553	5.276555	9.337344
Feb 2020	6.884569	5.556965	8.212173	4.854174	8.914963
Mar 2020	8.160379	6.832775	9.487983	6.129984	10.190774
Apr 2020	10.335814	9.008210	11.663418	8.305419	12.366209
May 2020	12.476789	11.149185	13.804393	10.446394	14.507184
Jun 2020	14.903238	13.575634	16.230842	12.872843	16.933633
Jul 2020	16.716042	15.388438	18.043646	14.685647	18.746437
Aug 2020	15.988875	14.661271	17.316479	13.958480	18.019270
Sep 2020	14.379660	13.052056	15.707264	12.349265	16.410055
Oct 2020	12.081339	10.753735	13.408943	10.050944	14.111734

Tableau 5 : Les prévisions de la température des 24 mois prochains pour `Od1`

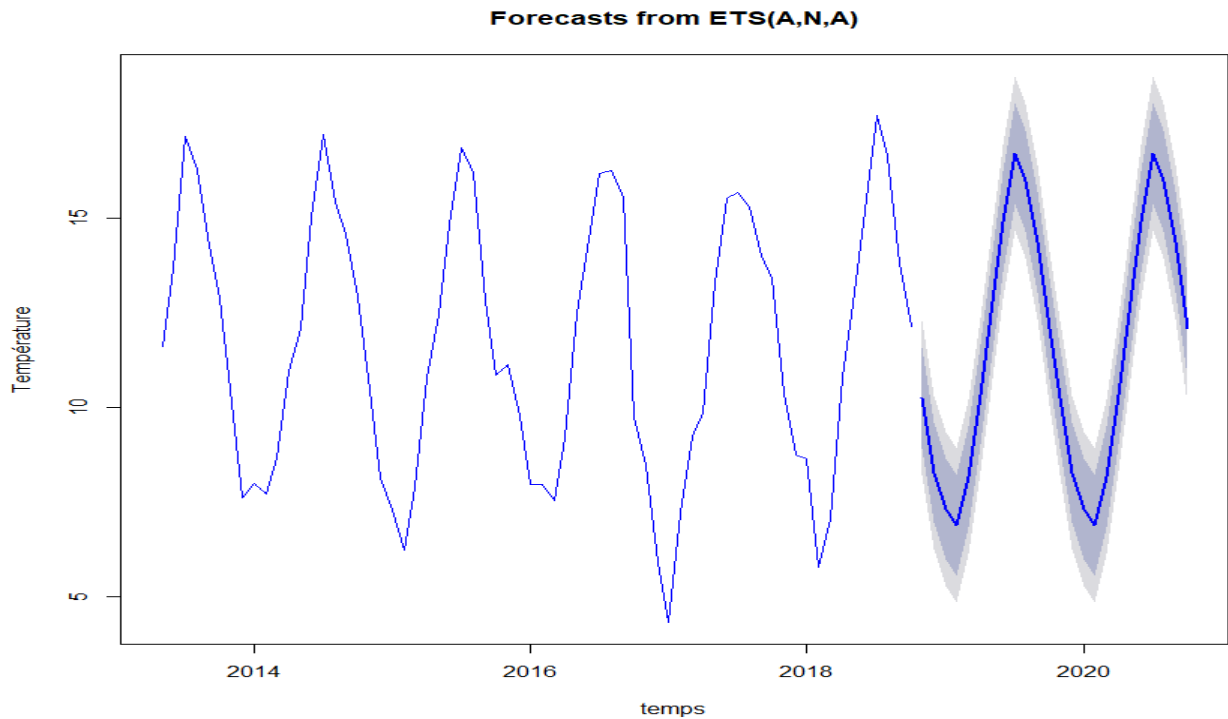


Figure 25 : Les 24 prévisions pour les 24 mois prochains pour le site Od1

### 6.1.3 Résidus du modèle

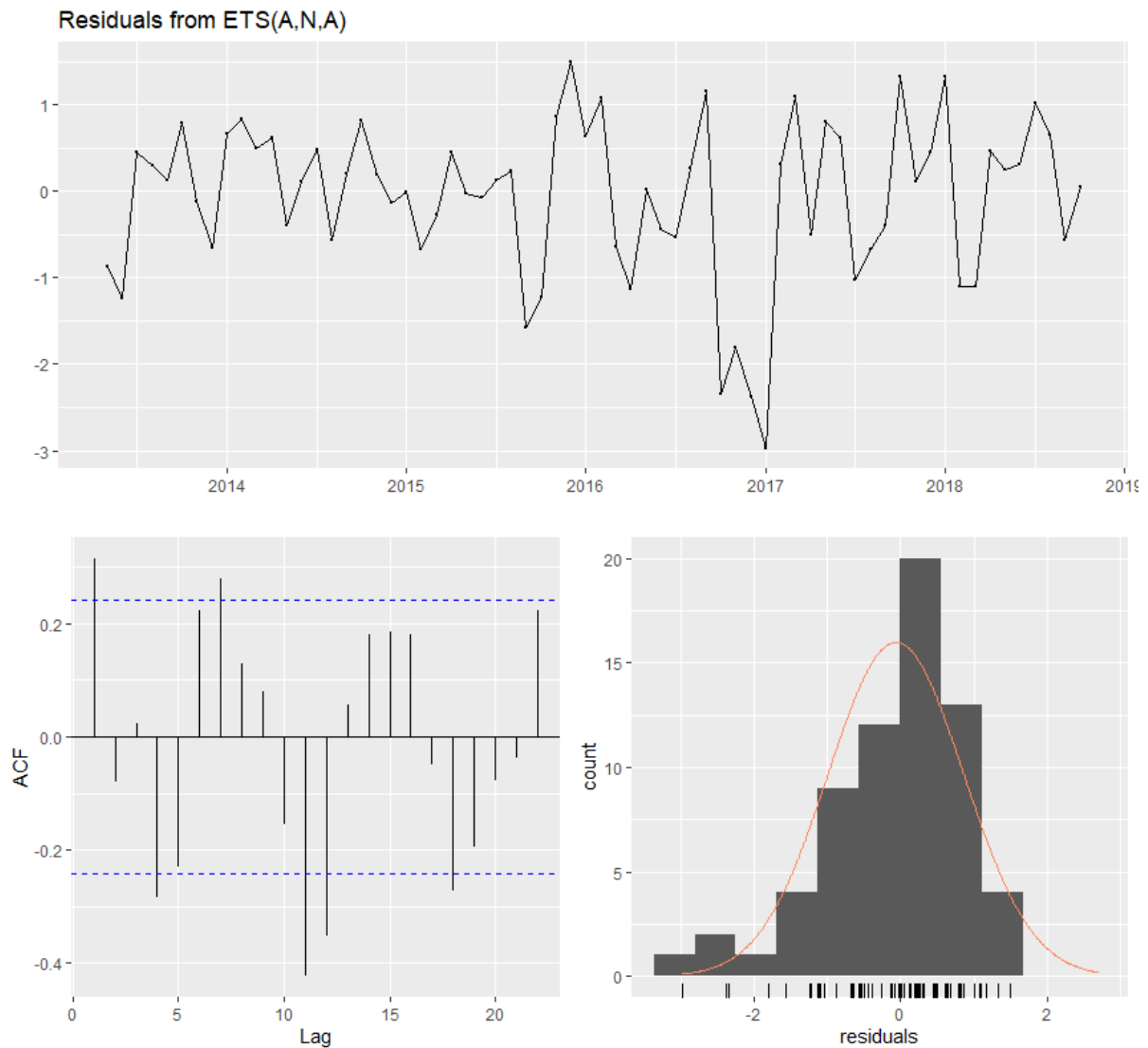
En s'intéressant au résidus du modèle.

Ljung-Box test

data: Residuals from ETS(A,N,A)  
 Q\* = 45.57, df = 3, p-value = 7.001e-10

Model df: 14. Total lags used: 17

Le résultat est significatif, la p-value est très petite, ainsi, on peut conclure que les résidus se distinguent d'une série de bruit blanc, les résidus ne suivent pas un bruit blanc.



Ces graphiques montrent que la méthode Holt-Winters produit des prévisions qui semblent rendre compte de toutes les informations disponibles. La moyenne des résidus est proche de zéro égale à  $-0.09450735$  et il n'y a pas de corrélation significative dans la série des résidus. Le graphique temporel des résidus montre que la variation des résidus reste sensiblement la même dans les données historiques, et par conséquent, la variance résiduelle peut être traitée comme constante. Cela peut également être vu sur l'histogramme des résidus. L'histogramme suggère que les résidus peuvent ne pas être normaux - la queue gauche semble un peu trop longue. Par conséquent, les prévisions de cette méthode seront probablement assez bonnes, mais les intervalles de prédiction calculés en supposant une distribution normale peuvent être inexacts.

## 6.2 Prévisions pour Od2

### 6.2.1 Décomposition de Od2

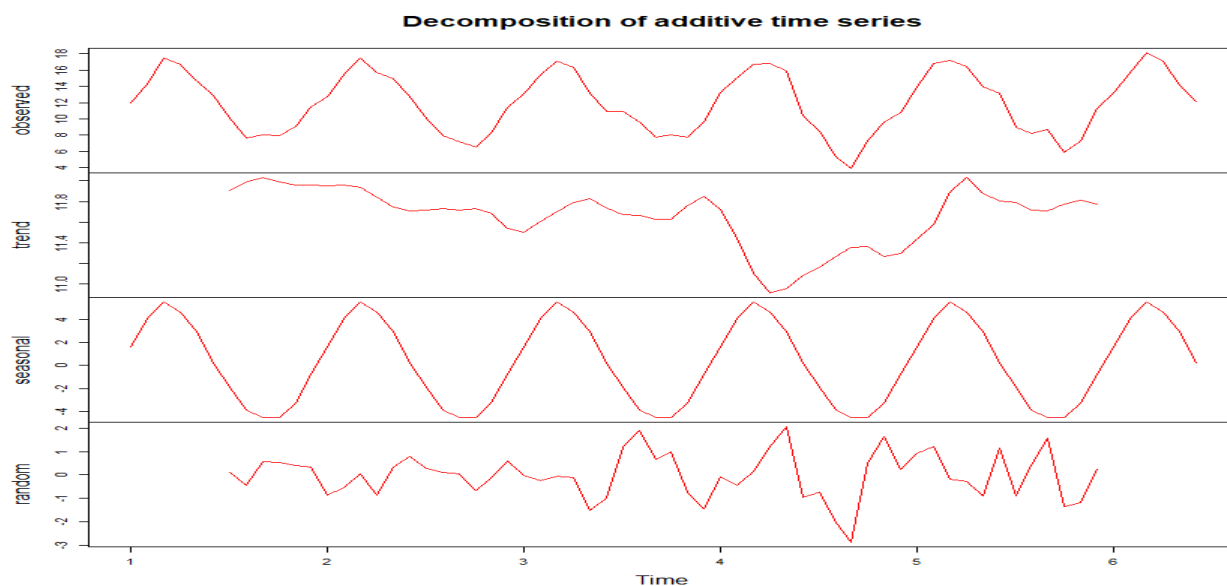


Figure 26 : La décomposition de la série 2, Od2

Quant à la décomposition de la série 2 absence de tendance et présence de saisonnalité. On présente ci-dessous le résultat de la fonction `summary()` pour Od2.

```
ETS(A,N,A)

Call:
ets(y = dfts2, model = "ZZZ")

Smoothing parameters:
  alpha = 1e-04
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = 11.7553
  s = -0.8391 -3.3781 -4.6208 -4.5884 -4.0423 -1.7096
      0.3413 2.9725 4.7843 5.6691 4.0487 1.3626

sigma: 1.0497

      AIC      AICC      BIC
297.1906 306.7906 330.0354

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.09450735 0.9317821 0.6996324 -2.071564 7.718605 0.6004638 0.2984953
```

Figure 27 : Le résultat de `summary()` pour Od2

On remarque bien que le modèle final est ANA, ainsi que les paramètres de lissages  $\alpha$  et  $\beta$  sont égales à  $1e-04$ .



### 6.2.2 Prévisions

Mois	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Nov 2018	10.044924	8.699619	11.390229	7.987458	12.102391
Dec 2018	7.712355	6.367050	9.057660	5.654889	9.769822
Jan 2019	7.166175	5.820870	8.511480	5.108709	9.223641
Feb 2019	7.133822	5.788517	8.479127	5.076356	9.191289
Mar 2019	8.376494	7.031189	9.721799	6.319028	10.433961
Apr 2019	10.915542	9.570237	12.260848	8.858076	12.973009
May 2019	13.117152	11.771847	14.462457	11.059686	15.174619
Jun 2019	15.803104	14.457799	17.148409	13.745637	17.860570
Jul 2019	17.423677	16.078372	18.768982	15.366211	19.481144
Aug 2019	16.538860	15.193555	17.884165	14.481393	18.596326
Sep 2019	14.726945	13.381640	16.072250	12.669479	16.784412
Oct 2019	12.095861	10.750556	13.441166	10.038394	14.153327
Nov 2019	10.044924	8.699619	11.390229	7.987458	12.102391
Dec 2019	7.712355	6.367050	9.057660	5.654888	9.769822
Jan 2020	7.166175	5.820870	8.511480	5.108708	9.223642
Feb 2020	7.133822	5.788517	8.479127	5.076356	9.191289
Mar 2020	8.376494	7.031189	9.721799	6.319027	10.433961
Apr 2020	10.915542	9.570237	12.260848	8.858076	12.973009
May 2020	13.117152	11.771847	14.462458	11.059686	15.174619
Jun 2020	15.803104	14.457798	17.148409	13.745637	17.860570
Jul 2020	17.423677	16.078372	18.768983	15.366211	19.481144
Aug 2020	16.538860	15.193554	17.884165	14.481393	18.596326
Sep 2020	14.726945	13.381640	16.072251	12.669479	16.784412
Oct 2020	12.095861	10.750556	13.441166	10.038394	14.153328

Tableau 6 : Les prévisions de la température des 24 mois prochains pour Od2

Par la suite, on trace le graphique prévisionnel des 24 prochains mois en plus de la série initiale.

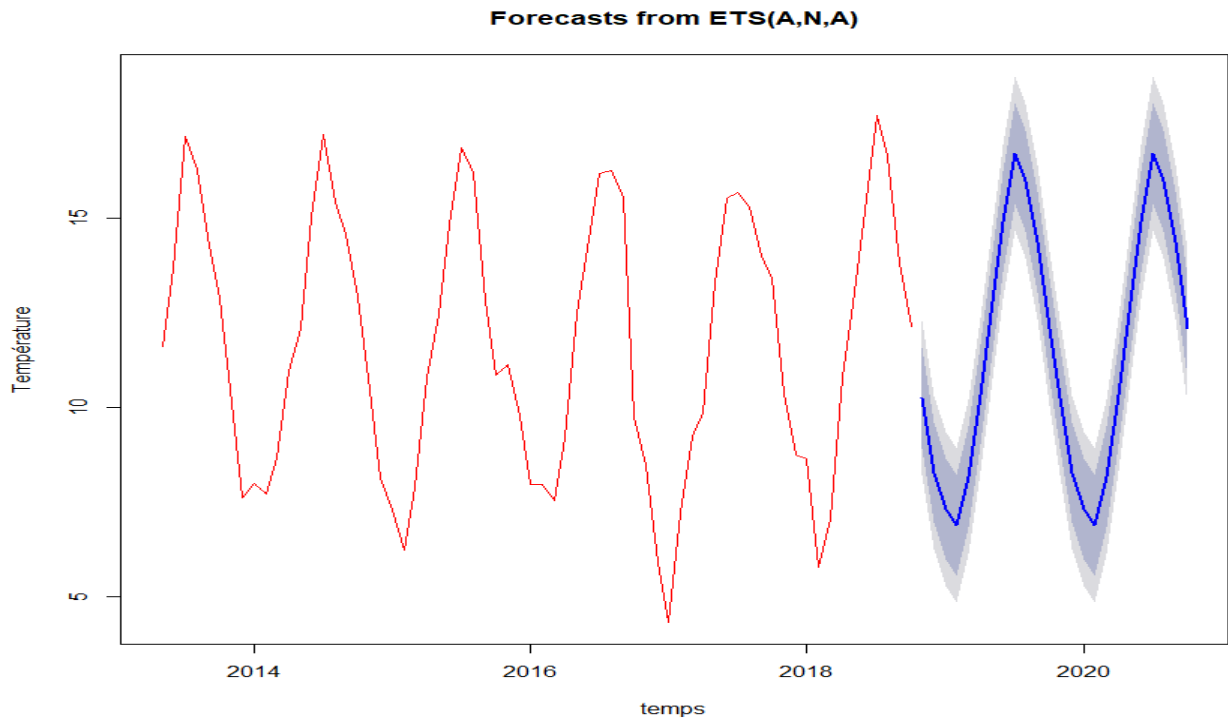


Figure 28 : Les 24 prévisions pour les 24 mois prochains pour le site Od2

Dans le graphe ci-dessus la courbe en bleue représente les températures qu'on a provisionné à partir du mois de Novembre 2018 par la méthode Holt-Winters et on rouge la courbe de la série initiale.

### 6.2.3 Résidus du modèle

En s'intéressant au résidus du modèle.

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ETS(A,N,A)
Q* = 45.57, df = 3, p-value = 7.001e-10
```

```
Model df: 14. Total lags used: 17
```

Le résultat est significatif, la p-value est très petite, ainsi, on peut conclure que les résidus se distinguent d'une série de bruit blanc, les résidus ne suivent pas un bruit blanc.

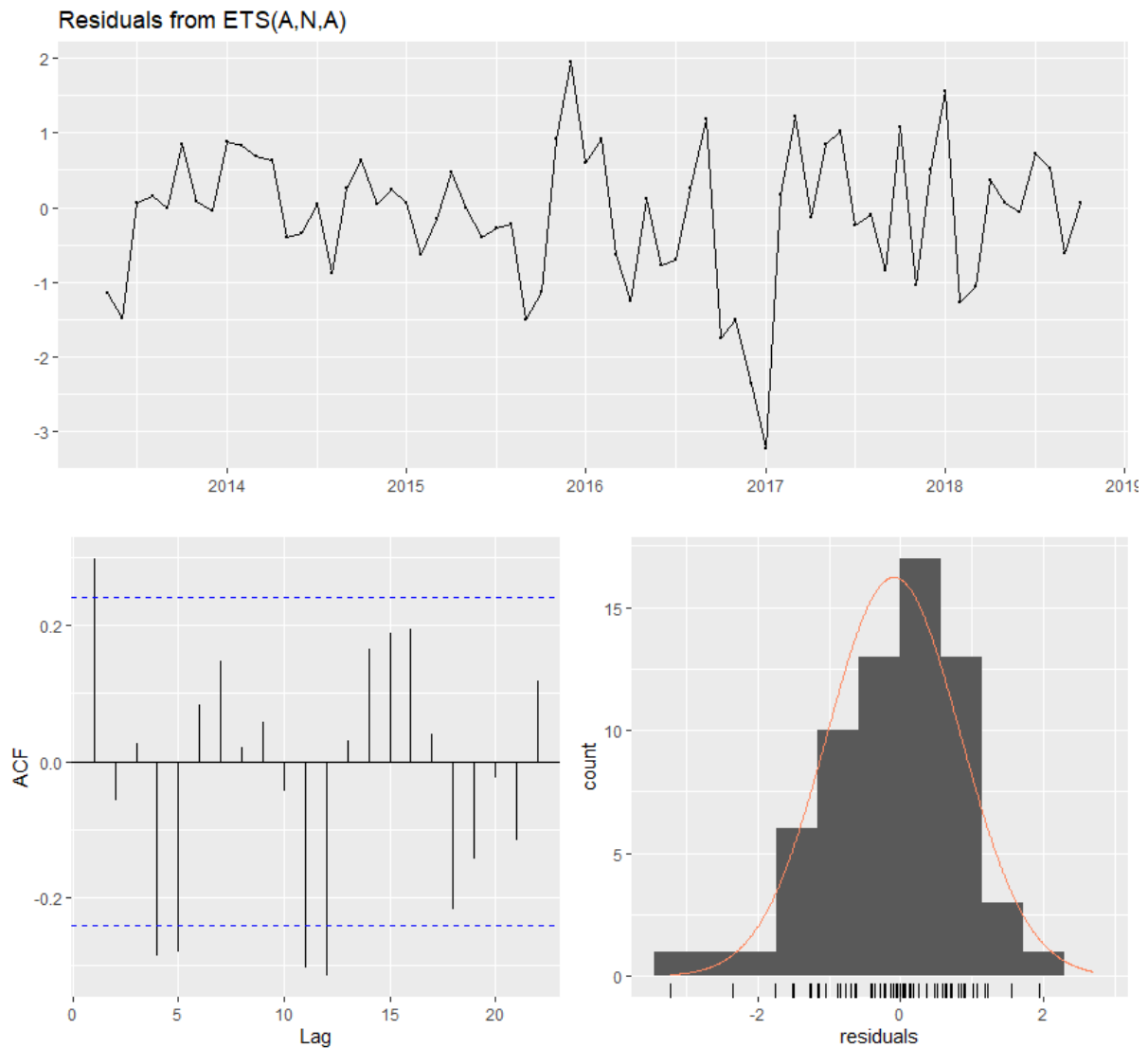


Figure 29 : Résidus du modèle

Ces graphiques montrent que la méthode Holt-Winters produit des prévisions qui semblent rendre compte de toutes les informations disponibles. La moyenne des résidus est proche de zéro égale à  $-0.09450735$  et il n'y a pas de corrélation significative dans la série des résidus. Le graphique temporel des résidus montre que la variation des résidus reste sensiblement la même dans les données historiques, et par conséquent, la variance résiduelle peut être traitée comme constante. Cela peut également être vu sur l'histogramme des résidus. L'histogramme suggère que les résidus peuvent ne pas être normaux - la queue gauche semble un peu trop longue. Par conséquent, les prévisions de cette méthode seront probablement assez bonnes, mais les intervalles de prédiction calculés en supposant une distribution normale peuvent être inexacts.

## 6.3 Prévisions pour Od3

### 6.3.1 Décomposition de Od3

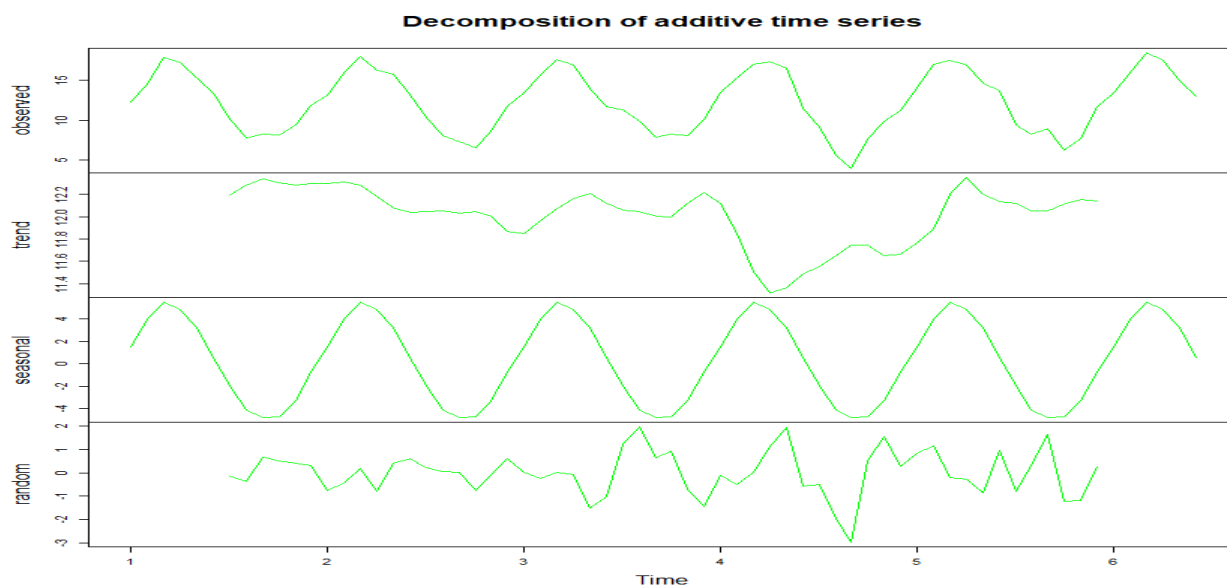


Figure 30 : La décomposition de la série 3, Od3

Pour cette série, on remarque également une absence de la tendance et forte saisonnalité. On présente ci-dessous le résultat de la fonction `summary()` pour Od3.

```
ETS(A,N,A)

Call:
ets(y = dfts3, model = "ZZZ")

Smoothing parameters:
  alpha = 1e-04
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = 12.0591
  s = -0.8025 -3.3296 -4.7365 -4.8566 -4.2578 -1.8061
      0.616 3.3753 4.8907 5.7273 3.8765 1.3032

sigma: 1.0061

      AIC      AICC      BIC
291.5880 301.1880 324.4328

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.04876409 0.8930611 0.6670043 -1.554328 7.195102 0.5885011 0.2867073
```

Figure 31 : Le résultat de `summary()` pour Od3

On remarque bien que le modèle final est ANA, ainsi que les paramètres de lissages  $\alpha$  et  $\beta$  sont égales à  $1e-04$ .

### 6.3.2 Prévisions

Mois	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Nov 2018	10.252454	8.963054	11.541853	8.280487	12.224420
Dec 2018	7.800914	6.511514	9.090313	5.828947	9.772880
Jan 2019	7.202099	5.912699	8.491498	5.230132	9.174065
Feb 2019	7.322147	6.032747	8.611546	5.350180	9.294113
Mar 2019	8.729106	7.439706	10.018505	6.757139	10.701072
Apr 2019	11.256222	9.966822	12.545621	9.284255	13.228188
May 2019	13.361829	12.072429	14.651229	11.389862	15.333796
Jun 2019	15.935073	14.645673	17.224472	13.963106	17.907039
Jul 2019	17.785969	16.496570	19.075369	15.814003	19.757936
Aug 2019	16.949378	15.659978	18.238778	14.977411	18.921345
Sep 2019	15.433800	14.144400	16.723200	13.461833	17.405766
Oct 2019	12.674653	11.385254	13.964053	10.702687	14.646620
Nov 2019	10.252454	8.963054	11.541854	8.280487	12.224421
Dec 2019	7.800914	6.511514	9.090314	5.828947	9.772881
Jan 2020	7.202099	5.912699	8.491499	5.230132	9.174066
Feb 2020	7.322147	6.032747	8.611546	5.350180	9.294113
Mar 2020	8.729106	7.439706	10.018505	6.757139	10.701073
Apr 2020	11.256222	9.966822	12.545621	9.284255	13.228189
May 2020	13.361829	12.072429	14.651229	11.389862	15.333796
Jun 2020	15.935073	14.645673	17.224473	13.963106	17.907040
Jul 2020	17.785969	16.496569	19.075369	15.814002	19.757936
Aug 2020	16.949378	15.659978	18.238778	14.977411	18.921345
Sep 2020	15.433800	14.144400	16.723200	13.461833	17.405767
Oct 2020	12.674653	11.385254	13.964053	10.702686	14.646620

Tableau 7 : Les prévisions de la température des 24 mois prochains pour Od3

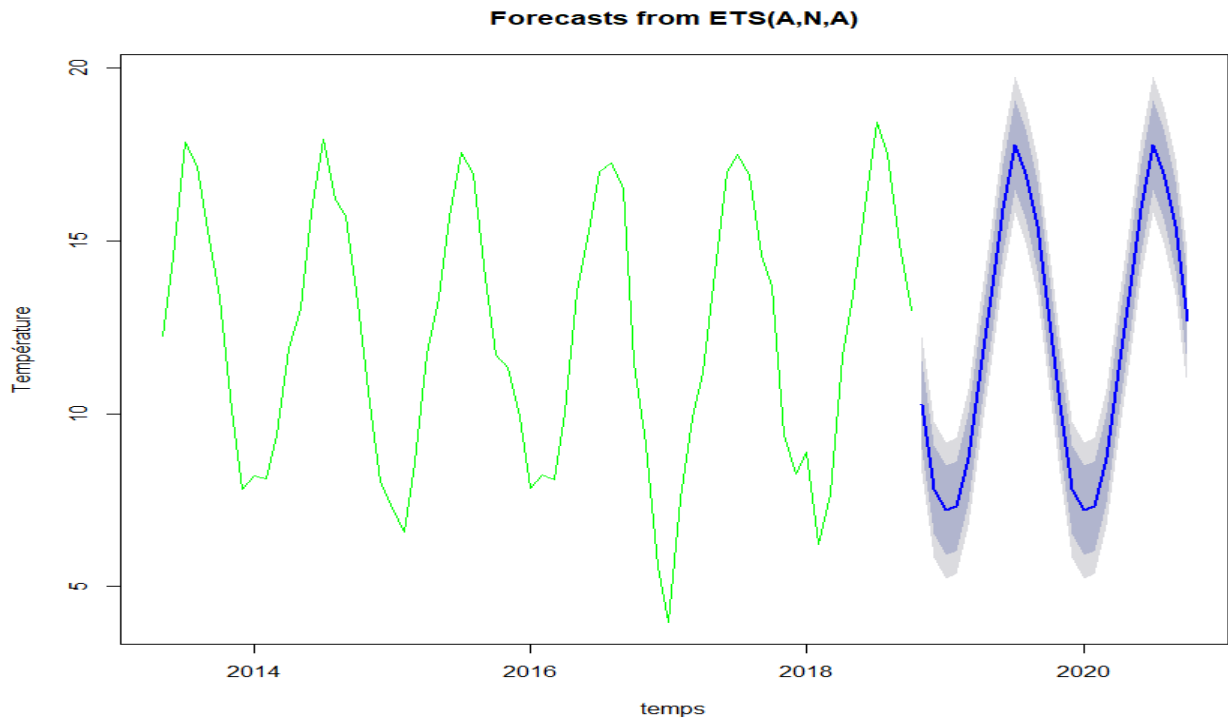


Figure 32 : Les 24 prévisions pour les 24 mois prochains pour le site Od3

Dans le graphe ci-dessus la courbe en bleue représente les températures qu'on a provisionné à partir du mois de Novembre 2018 par la méthode Holt-Winters et on rouge la courbe de la série initiale.

### 6.3.3 Résidus du modèle

En s'intéressant au résidus du modèle.

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ETS(A,N,A)
Q* = 47.23, df = 3, p-value = 3.106e-10
```

```
Model df: 14. Total lags used: 17
```

Le résultat est significatif, la p-value est très petite, ainsi, on peut conclure que les résidus se distinguent d'une série de bruit blanc, les résidus ne suivent pas un bruit blanc.

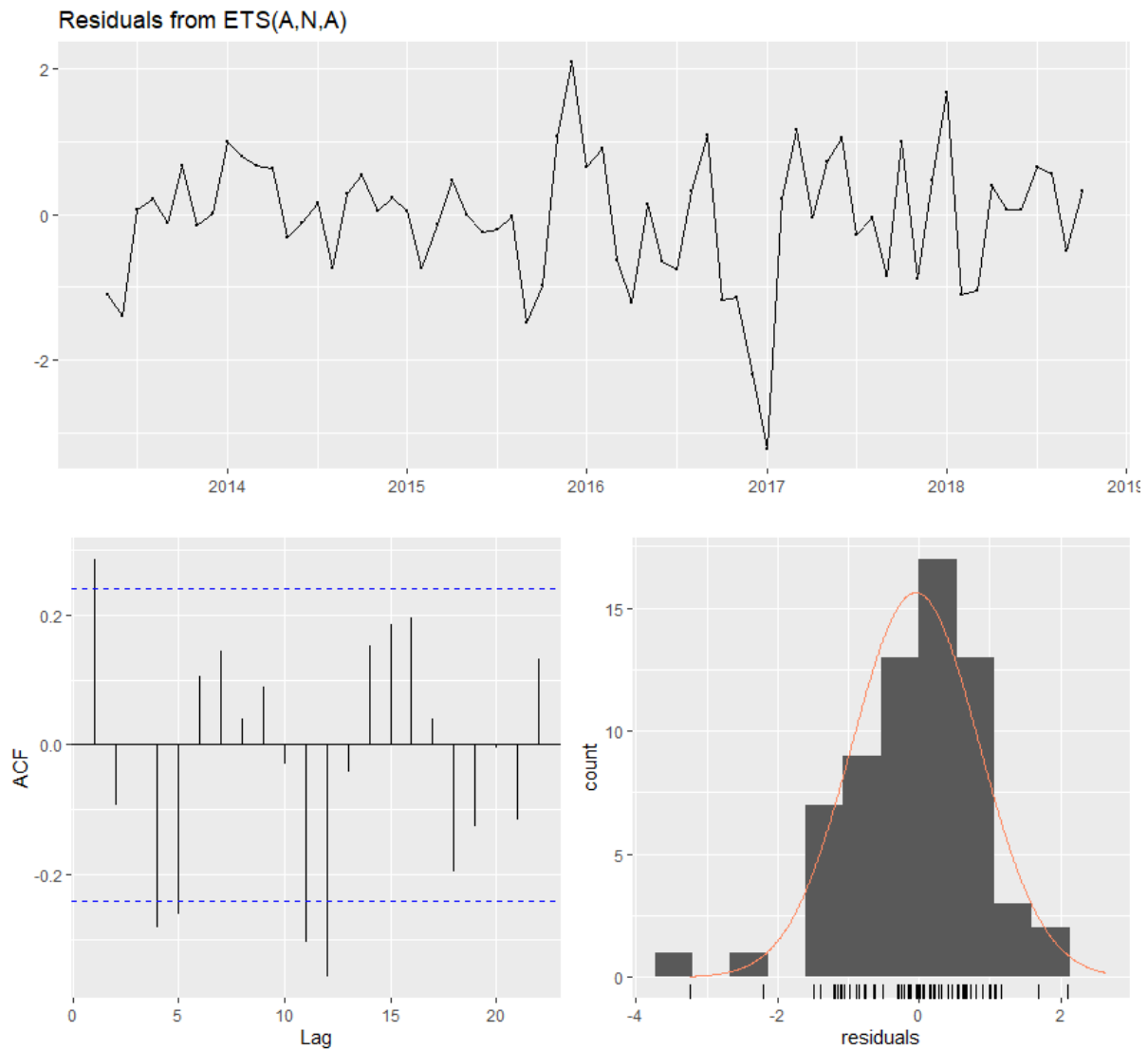


Figure 34 : Résidus du modèle

Ces graphiques montrent que la méthode Holt-Winters produit des prévisions qui semblent rendre compte de toutes les informations disponibles. La moyenne des résidus est proche de zéro égale à  $-0.04876409$  et il n'y a pas de corrélation significative dans la série des résidus. Le graphique temporel des résidus montre que la variation des résidus reste sensiblement la même dans les données historiques, à l'exception des valeurs aberrantes, et par conséquent, la variance résiduelle peut être traitée comme constante. Cela peut également être vu sur l'histogramme des résidus. L'histogramme suggère que les résidus peuvent ne pas être normaux - la queue gauche semble un peu trop longue. Par conséquent, les prévisions de cette méthode seront probablement assez bonnes, mais les intervalles de prédiction calculés en supposant une distribution normale peuvent être inexacts.

## 7 Analyse en composantes indépendantes

L'objectif de cette section est d'étudier les différentes températures des 3 sites de l'Odon. On commence tout d'abord par la création de la nouvelle base de données où on combine les trois variables qui représentent les températures des trois sites.

## 7.1 Composantes journalières

La base de données a comprend 3 colonnes (variables) et 1956 observations. C'est les composantes ( présentées dans le tableau 8 ci-dessous) communes à ces trois variables que l'ACI va extraire.

	[, 1]	[, 2]	[, 3]
[1,]	-0.6064293	-0.4715546	-0.2153378
[2,]	-0.2402970	-0.8522954	-0.7878564
[3,]	3.6807161	3.8161733	3.9259278

Tableau 9 : La matrice de passage

Les lignes correspondent aux différentes composantes et les colonnes aux variables. Par exemple, on a « rentré » dans la matrice a tout d'abord la température journalière de l'Od1, puis la température journalière de l'Od2 et enfin la température journalière de l'Od3. Ainsi le coefficient [1,1] correspond à la première composante de la première variable.

On présente ci-dessous les trois composantes sous forme de graphique :

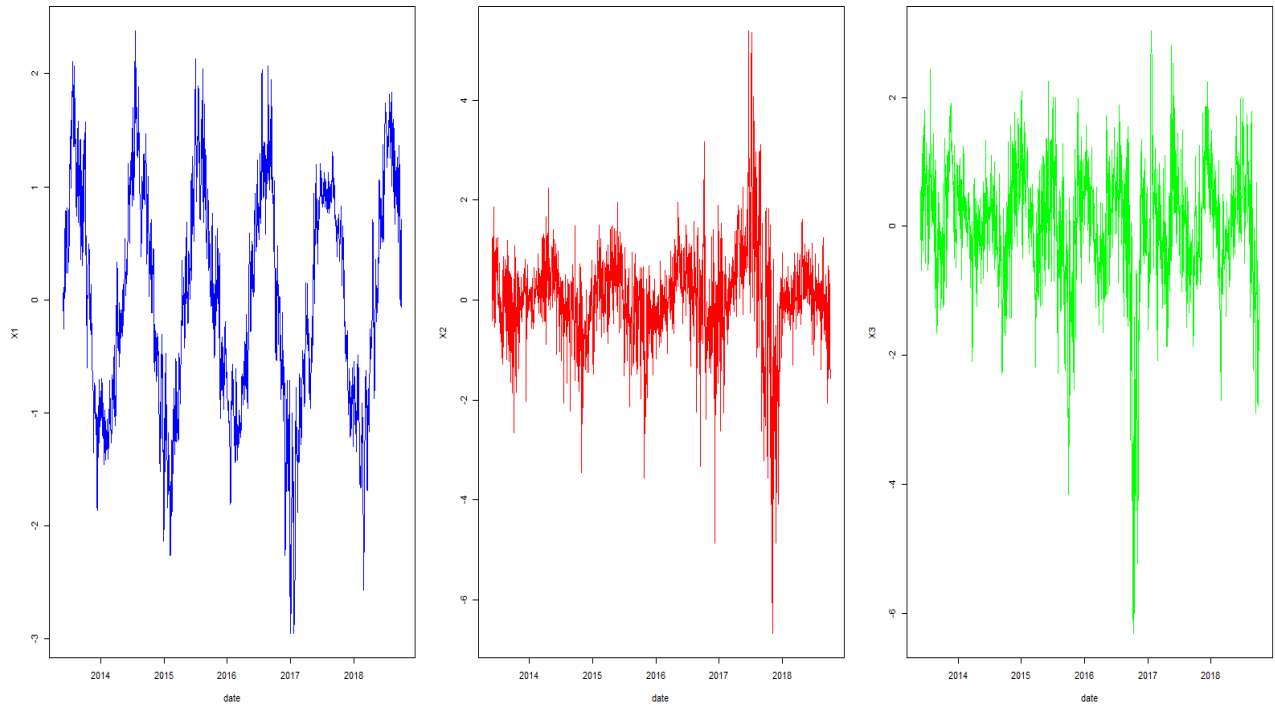


Figure 35 : Les trois composantes des trois variables

On trace également les composantes C1, C2 et C3 de la première variable.



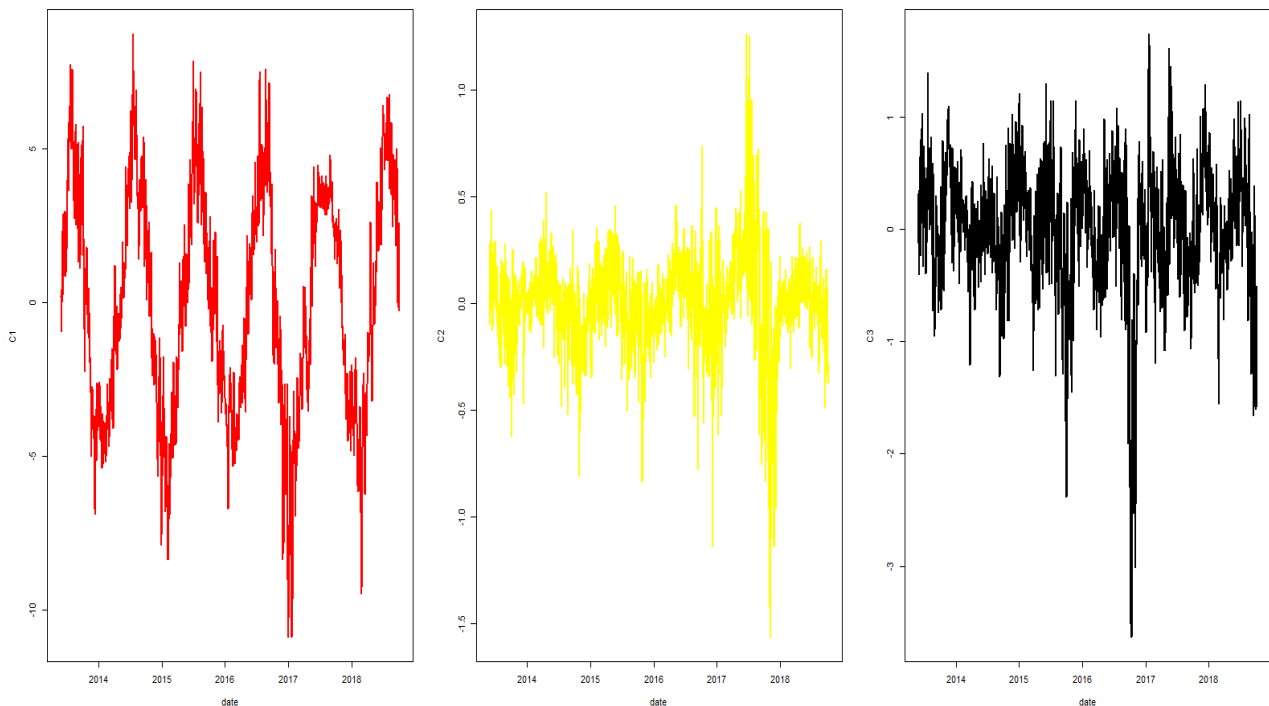


Figure 36 : Les trois composantes de la première variable

Ce qui va nous permettre de reconstituer la variable : la température du premier site.

$$B\$Z=B\$C1+B\$C2+B\$C3$$

B\$Z

[1]	0.004032345	-0.435750988	0.141082345	0.843915678	0.429415678	-0.013250988	-0.074667655
	0.687165678	1.777915678					
[10]	3.031499012	2.337082345	0.681999012	0.338499012	1.478832345	3.217832345	2.834332345
	1.589499012	2.052999012					
[19]	1.720165678	2.776249012	3.601665678	3.274915678	3.723999012	3.505832345	3.055915678
	1.919249012	1.332915678					
[28]	0.931332345	0.886665678	1.577999012	2.520165678	3.057165678	3.719832345	3.596999012
	2.545165678	2.896499012					
[37]	3.219665678	4.288749012	4.267999012	4.878415678	5.305249012	5.593415678	4.862915678
	4.188249012	3.351249012					
[46]	4.008332345	4.862499012	5.946415678	5.978249012	5.819582345	5.734332345	6.335332345
	6.783165678	7.365749012					
[55]	8.569582345	8.049582345	7.430999012	7.137665678	6.885999012	6.971415678	5.339749012
	5.746332345	5.337749012					
[64]	6.013832345	7.372332345	8.103582345	6.509499012	5.629165678	5.385499012	5.488665678
	5.108165678	5.478749012					
[73]	5.119749012	4.361499012	4.538415678	4.265999012	3.039665678	2.751832345	3.755999012
	4.260082345	4.901582345					
[82]	5.722915678	4.977165678	3.437749012	3.483249012	4.791915678	5.010082345	5.296332345
	3.321249012	3.866415678					
[91]	3.977665678	2.767665678	2.506332345	2.651915678	4.206499012	2.322582345	1.935415678
	2.143499012	4.139999012					

```

[100] 4.708499012 4.315832345 2.423249012 1.034499012 1.706082345 2.061582345 1.640915678
2.268915678 3.625582345
[109] 3.366499012 1.953415678 1.795082345 1.142999012 2.613082345 1.421749012 2.393582345
1.528915678 3.539999012
[118] 3.619749012 2.398332345 2.574915678 3.681165678 4.257915678 4.899832345 4.093165678
4.517915678 4.210499012
[127] 4.399249012 5.000749012 4.959249012 3.721249012 1.635915678 0.963332345 0.867082345
1.254665678 -0.013667655
[136] -0.823667655 -1.116917655 -2.627084322 -0.781167655 -0.700084322 -0.239167655 0.899332345
0.275915678 1.299332345
...

```

En rajoutant la moyenne, on retrouve la série initiale (températures d'Od1)

```
B$A=mean(Od1ag$Teau)+B$Z
```

```
> B$A
```

```

[1] 11.710200 11.270417 11.847250 12.550083 12.135583 11.692917 11.631500 12.393333
13.484083 14.737667 14.043250 12.388167
[13] 12.044667 13.185000 14.924000 14.540500 13.295667 13.759167 13.426333 14.482417 15.307833
14.981083 15.430167 15.212000
[25] 14.762083 13.625417 13.039083 12.637500 12.592833 13.284167 14.226333 14.763333 15.426000
15.303167 14.251333 14.602667
[37] 14.925833 15.994917 15.974167 16.584583 17.011417 17.299583 16.569083 15.894417 15.057417
15.714500 16.568667 17.652583
[49] 17.684417 17.525750 17.440500 18.041500 18.489333 19.071917 20.275750 19.755750 19.137167
18.843833 18.592167 18.677583
[61] 17.045917 17.452500 17.043917 17.720000 19.078500 19.809750 18.215667 17.335333 17.091667
17.194833 16.814333 17.184917
[73] 16.825917 16.067667 16.244583 15.972167 14.745833 14.458000 15.462167 15.966250 16.607750
17.429083 16.683333 15.143917
[85] 15.189417 16.498083 16.716250 17.002500 15.027417 15.572583 15.683833 14.473833 14.212500
14.358083 15.912667 14.028750
[97] 13.641583 13.849667 15.846167 16.414667 16.022000 14.129417 12.740667 13.412250 13.767750
13.347083 13.975083 15.331750
[109] 15.072667 13.659583 13.501250 12.849167 14.319250 13.127917 14.099750 13.235083 15.246167
15.325917 14.104500 14.281083
[121] 15.387333 15.964083 16.606000 15.799333 16.224083 15.916667 16.105417 16.706917 16.665417 15.4
[133] 12.573250 12.960833 11.692500
10.882500 10.589250 9.079083 10.925000 11.006083 11.467000 12.605500 11.982083 13.005500
[145] 13.076333 13.445083 13.773917 13.599583 12.681583 13.795583 13.685583 13.166417 12.979583
11.219833 10.837167 11.093417
[157] 11.698000 12.457000 10.861833 11.323250 10.977167 12.087667 12.489333 11.754417 11.006667
10.980167 10.359000 11.223250
[169] 10.531667 9.874167 9.864167 9.687667 9.800667 9.545917 9.257917 7.850667 7.846917
8.625917 9.109417 9.570583
[181] 9.579000 9.385833 9.257833 8.729250 9.385667 8.963000 8.441333 8.520500 7.953333
8.186083 7.918833 8.155250
[193] 7.936667 7.381833 5.514833 4.948333 5.053417 5.622667 6.047667 7.046583 7.637167
8.054500 8.153083 7.808917
...

```

## 7.2 Composantes mensuelles

La base de données a comprend 3 colonnes (variables) et 66 observations. C'est les composantes ( présentées dans le tableau 9 ci-dessous) communes à ces trois variables que l'ACI va extraire.

	[, 1]	[, 2]	[, 3]
[1, ]	-3.3121160	-3.3884007	-3.49299762
[2, ]	-0.2879513	-0.2582674	-0.06894084
[3, ]	-0.9453297	-1.3691171	-1.36330501

Tableau 9 : La matrice de passage

Les lignes correspondent aux différentes composantes et les colonnes aux variables. Par exemple, on a « rentré » dans la matrice a tout d'abord la température mensuelle de l'Od1, puis la température mensuelle de l'Od2 et enfin la température mensuelle de l'Od3. Ainsi le coefficient [1,1] correspond à la première composante de la première variable.

On présente ci-dessous les trois composantes sous forme de graphique :

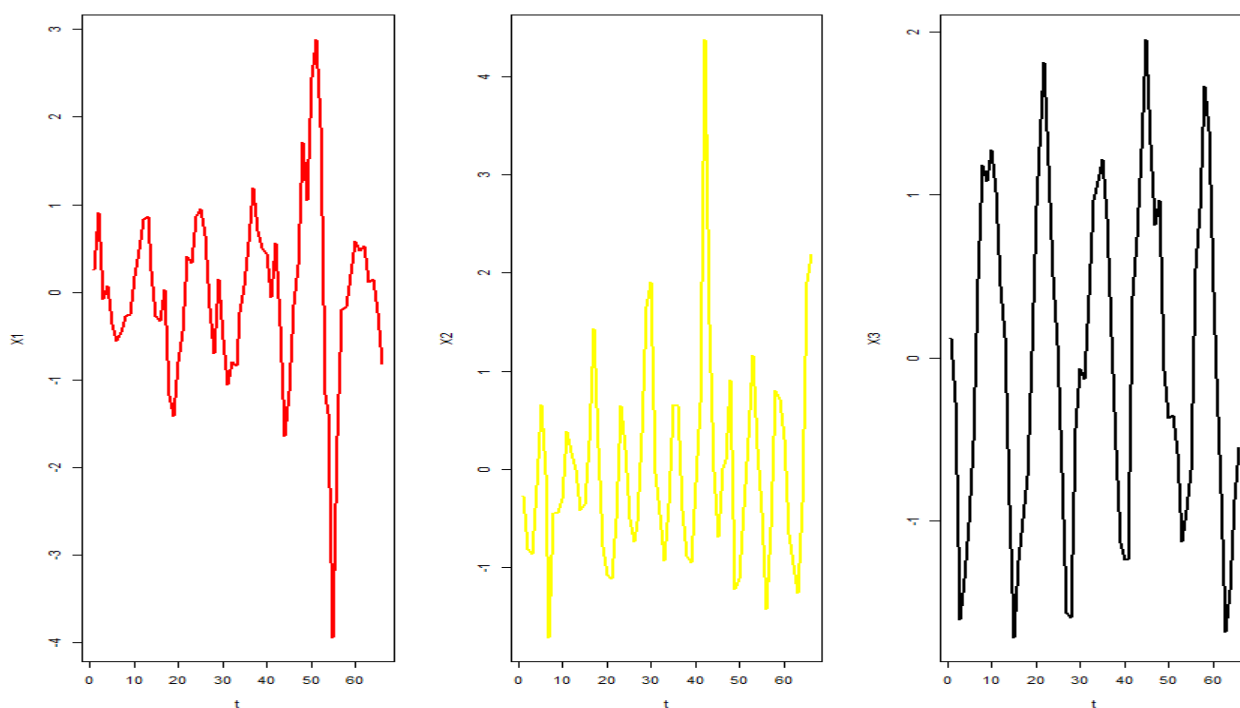


Figure 37 : Les trois composantes des trois variables

On trace également les les composantes C1, C2 et C3 de la première variable.

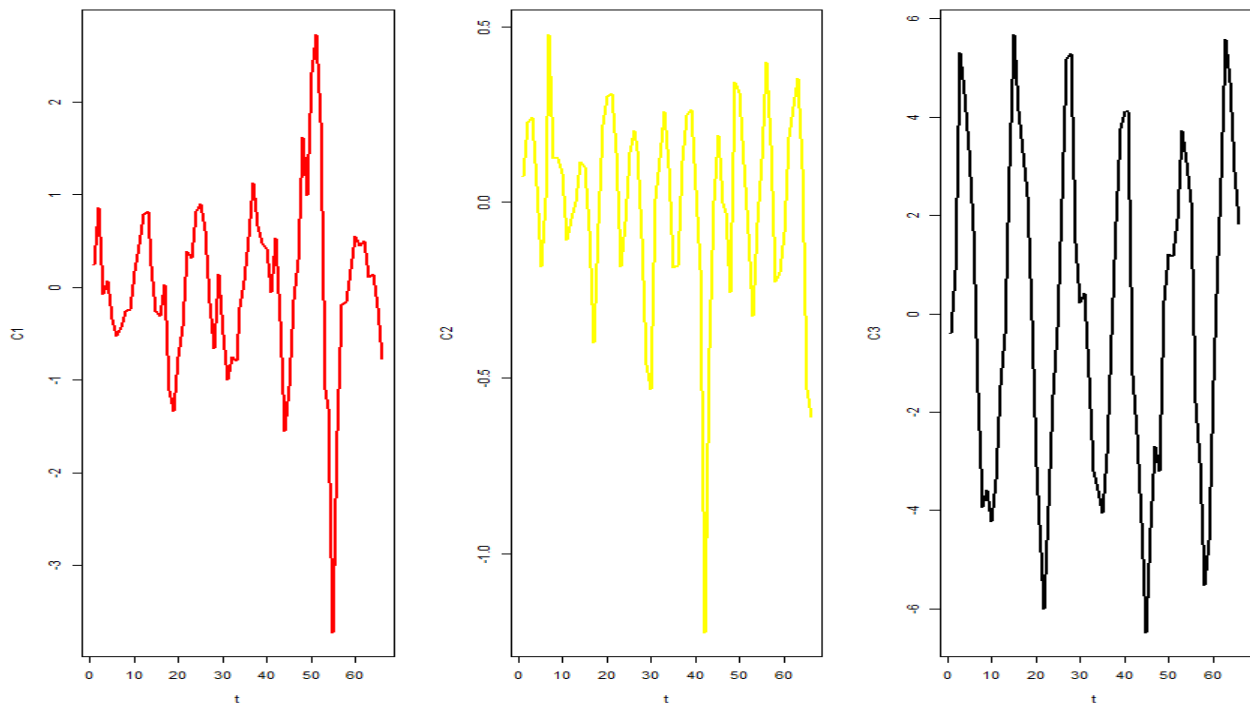


Figure 38 : Les trois composantes de la première variable

Ces composantes vont nous permettre de reconstituer la variable qui représentera la température initiale du premier site.

Ce qui va nous permettre de reconstituer la variable : les températures mensuelles du premier site.

```
B$Z=B$C1+B$C2+B$C3
```

```
B$Z
```

```
[1] -0.07722957  1.98022043  5.48129874  4.60312133  2.82381487  1.18303262 -1.55038513
-4.06831147 -3.70333566 -3.97019406
[11] -3.02204803 -0.73317402  0.40237401  3.33848432  5.52128262  3.74144659  2.90133987
1.22300573 -1.24138513 -3.54805609
[21] -4.39363405 -5.47000060 -3.78853459 -0.89578513  0.77088745  3.14525932  5.16601380
4.53356487  1.12295932 -0.82210179
[31] -0.55983790 -1.90658566 -3.73679265 -3.71310754 -4.16283566 -2.48803790  0.80875036
2.77505654  4.50076111  4.57043315
[41]  3.85981765 -1.94777921 -3.23418790 -5.79424964 -7.36223351 -4.48373870 -2.43131954
-1.84508790  1.59631219  3.83897876
[51]  3.99937939  3.63074767  2.30575654  1.72122079 -1.31772679 -2.95170394 -3.05161792
-5.90454227 -4.62791900 -0.88920735
[61]  1.04164552  3.52573432  6.04511864  4.94876917  2.13843710  0.44766154
```

En rajoutant la moyenne, on retrouve la série initiale (températures d'Od1)

```
B$A=mean(df$Teau)+B$Z
```

```
B$A
```

```
[1] 11.609289 13.666739 17.167817 16.289640 14.510333 12.869551 10.136133  7.618207
7.983183  7.716324  8.664470 10.953344
[13] 12.088892 15.025003 17.207801 15.427965 14.587858 12.909524 10.445133  8.138462
7.292884  6.216518  7.897984 10.790733
```

[25] 12.457406 14.831778 16.852532 16.220083 12.809478 10.864417 11.126681 9.779933  
7.949726 7.973411 7.523683 9.198481  
[37] 12.495269 14.461575 16.187280 16.256952 15.546336 9.738739 8.452331 5.892269  
4.324285 7.202780 9.255199 9.841431  
[49] 13.282831 15.525497 15.685898 15.317266 13.992275 13.407739 10.368792 8.734815  
8.634901 5.781976 7.058599 10.797311  
[61] 12.728164 15.212253 17.731637 16.635288 13.824956 12.134180

## 8 Conclusion

Dans ce présent rapport, on s'est intéressé à la modélisation des séries temporelles des trois sites de l'Odon : Od1, Od2 et Od3.

Dans un premier temps on a étudié les statistiques descriptives des 3 sites, moyenne, médiane, écart-type, température minimale et température maximale. Les courbes des températures, les boîtes à moustache et les histogrammes représentés montrent globalement des températures plus froides sur le site Od1 et plus chaudes sur le site Od3.

Par la suite, après décomposition des trois séries qui montre une forte saisonnalité, on observe un modèle additif. Ainsi, les lag-plots et month-plots étudiés pour les trois sites semblent être identiques. Ils ne montrent aucune différence significative quant aux saisonnalités mensuelles des températures moyennes.

A posteriori, en adoptant un lissage exponentiel sans tendance et avec saisonnalité, on a fait des prévisions pour les 24 mois suivants. Avec la méthode Holt-Winters, on a des résultats hautement significatifs pour les trois sites. La moyenne des résidus pour les prévisions des trois sites est proche de zéro et il n'y a pas de corrélation significative dans la série des résidus.

Par conséquent, les prévisions de cette méthode seront probablement assez bonnes, mais les intervalles de prédiction calculés en supposant une distribution normale peuvent être inexacts.

Pour finir, nous avons analysé les variables en composantes indépendantes en mettant en évidence les signaux jours et les signaux mois. Puis nous avons vérifié notre décomposition en signaux tout en utilisant les matrices de passage afin de retrouver les valeurs initiales des variables de températures des trois sites, Od1, Od2 et Od3.

## 9 Mise en œuvre sur RStudio

```
#Lire des bases de données

0d1<-read.csv2("0d1.csv")
0d2<-read.csv2("0d2.csv")
0d3<-read.csv2("0d3.csv")

#Manipulation la variable date

library('lubridate')
0d1$date=ymd(0d1$date)
0d2$date=ymd(0d2$date)
0d3$date=ymd(0d3$date)

#Extraction des mois de la variable t

0d1$mois=month(0d1$t)
0d2$mois=month(0d2$t)
0d3$mois=month(0d3$t)

#Extraction des années de la variable t

0d1$year=year(0d1$t)
0d2$year=year(0d2$t)
0d3$year=year(0d3$t)

#Graphes aggregate par jour

0d1ag<-aggregate(Teau~date, data=0d1, FUN = mean, na.rm=TRUE)
0d2ag<-aggregate(Teau~date, data=0d2, FUN = mean, na.rm=TRUE)
0d3ag<-aggregate(Teau~date, data=0d3, FUN = mean, na.rm=TRUE)

plot(Teau~date, type="l", data=0d1ag, col="blue", xlab="Date", ylab = "Températures",
main="Températures du site 0d1 entre 2013 et 2019")
plot(Teau~date, type="l", data=0d2ag, col="red", xlab="Date", ylab = "Températures",
main="Températures du site 0d2 entre 2013 et 2019")
plot(Teau~date, type="l", data=0d3ag, col="green", xlab="Date", ylab = "Températures",
main="Températures du site 0d3 entre 2013 et 2019")

#Un seul graphe avec les trois courbes

plot(Teau~date, type="l", data=0d1ag, col="blue", xlab="Date", ylab = "Températures",
main="Températures des sites 0d1, 0d2, 0d3 entre 2013 et 2019")
lines(Teau~date, type="l", data=0d2ag, col="red")
lines(Teau~date, type="l", data=0d3ag, col="green")
legend("topleft", legend=c("0d1", "0d2", "0d3"), col=c("blue", "red", "green"), cex=0.8, lwd=3)

#Zoomer sur une période spécifique

plot(Teau~date, type="l", data=0d1ag, xlim=as.Date(c("2017-05-12", "2018-01-20")),
```

```

ylim=c(10,15)),xlab="Date", ylab = "Températures", main="Températures des sites 0d1, 0d2, 0d3
entre mai 2017 et janvier 2018",col='blue')
lines(Teau~date,type="l",data=0d2ag,xlim=as.Date(c("2017-05-12","2018-01-20"),
ylim=c(10,15)),col="red")
lines(Teau~date, type="l", data=0d3ag, col="green",xlim=as.Date(c("2017-05-12","2018-01-20"),
ylim=c(10,15)))
legend("topleft",legend=c("0d1", "0d2", "0d3"),col=c("blue","red", "green"), cex=0.8, lwd=3)

#Boxplot par mois

0d1ag$mois=month(0d1ag$date)
0d2ag$mois=month(0d2ag$date)
0d3ag$mois=month(0d3ag$date)

par(mfrow=c(3,1))

boxplot(Teau~mois,data=0d1ag, col="blue", main="Températures du sites 0d1 entre 2013 et 2019")
boxplot(Teau~mois,data=0d2ag, col="red", main="Températures du sites 0d2 entre 2013 et 2019")
boxplot(Teau~mois,data=0d3ag, col="green", main="Températures du sites 0d3 entre 2013 et 2019")

par(mfrow=c(1,1))

boxplot(Teau ~ mois,data=0d1ag, col="blue", main="Températures du sites 0d1 entre 2013 et 2019")
boxplot(Teau ~ mois,data=0d2ag, col="red", main="Températures du sites 0d2 entre 2013 et 2019")
boxplot(Teau~mois,data=0d3ag, col="green", main="Températures du sites 0d3 entre 2013 et 2019")

#Boxplot des trois sites

par(mfrow=c(1,3))
boxplot(0d1$Teau,data=0d1ag,col='blue',main="0d1",ylab="Températures")
boxplot(0d2$Teau,data=0d2ag,col='red',main="0d2",ylab="Températures ")
boxplot(0d3$Teau,data=0d3ag,col='green',main="0d3",ylab="Températures")

#Summary

summary(0d1ag$Teau)
summary(0d2ag$Teau)
summary(0d3ag$Teau)

#Histogrammes

par(mfrow=c(3,1))

hist(0d1ag$Teau,col='blue',xlab = 'Température', main="Histogramme des températures d'0d1 en ")
abline(v=mean(0d1ag$Teau),col='black',lty=3 , lwd = 3)
text(mean(0d1ag$Teau),y=6.5,paste("La température moyenne est égale à 11.7 "))

hist(0d2ag$Teau,col='red',xlab = 'Température', main="Histogramme des températures d'0d2 ")
abline(v=mean(0d2ag$Teau),col='black',lty=3 , lwd = 3)
text(mean(0d2ag$Teau),y=6.5,paste("La température moyenne est égale à 11.973 "))

```



```
hist(0d3ag$Teau,col='green',xlab = 'Température', main="Histogramme des d'0d3 températures en ")
abline(v=mean(0d3ag$Teau),col='black',lty=3 , lwd = 3)
text(mean(0d3ag$Teau),y=6.5,paste("La température moyenne est égale à 12.327"))
```

#### #Décomposition des séries

```
0d1ag$year=year(0d1ag$date)
0d2ag$year=year(0d2ag$date)
0d3ag$year=year(0d3ag$date)

df<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d1ag)
df2<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d2ag)
df3<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d3ag)

serie = ts(df$Teau, frequency = 12)
decompose_serie1 = decompose(serie, "Multiplicative")
plot(decompose_serie1, col="blue")

serie2 = ts(0d2ag$Teau, frequency = 12)
decompose_serie2 = decompose(serie2, "multiplicative")
plot(decompose_serie2, col="RED")

serie3 = ts(0d3ag$Teau, frequency = 12)
decompose_serie3 = decompose(serie3, "multiplicative")
plot(decompose_serie3, col="GREEN")
```

#### #Lagplot

```
od1lag<-aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=0d1ag)
lag.plot(rev(od1lag),12,layout = c(4,3), do.lines = FALSE, diag.col = "blue",
oma=c(1,1,1,1), main = "0d1")

od2lag<-aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=0d2ag)
lag.plot(rev(od1lag),12,layout = c(4,3), do.lines = FALSE, diag.col = "blue",
oma=c(1,1,1,1), main = "0d2")

od3lag<-aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=0d3ag)
lag.plot(rev(od1lag),12,layout = c(4,3), do.lines = FALSE, diag.col = "blue",
oma=c(1,1,1,1), main = "0d3")
```

#### #Monthplot

```
par(mfrow = c(1,1))

Teau<-ts(df$Teau, start = c(2013,5), frequency = 12)
monthplot(Teau, ylab = "température", main="Saisonnalité de la température de l'0d1",col="Blue")

Teau2<-ts(df2$Teau, start = c(2013,5), frequency = 12)
monthplot(Teau2, ylab = "température", main="Saisonnalité de la température de l'0d2",col="RED")

Teau3<-ts(df3$Teau, start = c(2013,5), frequency = 12)
```

```
monthplot(Teau3, ylab = "température", main="Saisonnalité de la température de l'0d3",col="green")
```

```
#La temperature moyenne du mois 1 selon les années
```

```
aggregate(Teau~mois+year, data=df[df$mois=="1"], FUN=mean,na.rm=TRUE)
```

```
#La valeur du trait horizontale pour le mois 1
```

```
base<-aggregate(Teau~mois+year, data=0d1[0d1$mois=="1"], FUN=mean,na.rm=TRUE)  
mean(base$Teau)
```

```
##### Lissage exponentiel #####
```

```
#aggregate
```

```
df<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=0d1ag)
```

```
df2<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d2ag)
```

```
df3<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d3ag)
```

```
#Décomposition
```

```
#decompo
```

```
serie = ts(df$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie1 = decompose(serie, "additive")
```

```
plot(decompose_serie1, col="blue")
```

```
serie2 = ts(df2$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie2 = decompose(serie2, "additive")
```

```
plot(decompose_serie2, col="RED")
```

```
serie3 = ts(df3$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie3 = decompose(serie3, "additive")
```

```
plot(decompose_serie3, col="GREEN")
```

```
#Lissage exponentiel
```

```
library(forecast)
```

```
df<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean, data=0d1ag)
```

```
df2<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d2ag)
```

```
df3<- aggregate(Teau~mois+year,na.rm=TRUE, FUN = mean,data=0d3ag)
```

```
#decompo
```

```
serie = ts(df$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie1 = decompose(serie, "additive")
```

```
plot(decompose_serie1, col="blue")
```

```
serie2 = ts(df2$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie2 = decompose(serie2, "additive")
```

```
plot(decompose_serie2, col="RED")
```

```
serie3 = ts(df3$Teau, frequency = 12)
```

```
decompose_serie3 = decompose(serie3, "additive")
```

```
plot(decompose_serie3, col="GREEN")
```

```
dfs<-select(df, Teau)
```

```
dfts<-ts(dfs$Teau, start=c(2013,5), end=c(2018,10), frequency = 12)
```

```

plot(dfts)
ets1=ets(dfts, model="ZZZ")
summary(ets1)
(resultat=predict(ets1,24))
plot(resultat, xlab="temps", ylab="Température",col="blue")
checkresiduals(ets1)
mean(ets1$residuals)

dfs2<-select(df2, Teau)
dfts2<-ts(dfs2$Teau, start=c(2013,5), end=c(2018,10), frequency = 12)
plot(dfts2)
ets2=ets(dfts2, model="ZZZ")
summary(ets2)
(resultat2=predict(ets2,24))
plot(resultat2, xlab="temps", ylab="Température",col="red")
checkresiduals(ets2)
mean(ets2$residuals)

dfs3<-select(df3, Teau)
dfts3<-ts(dfs3$Teau, start=c(2013,5), end=c(2018,10), frequency = 12)
plot(dfts3)
ets3=ets(dfts3, model="ZZZ")
summary(ets3)
(resultat3=predict(ets3,24))
plot(resultat3, xlab="temps", ylab="Température",col="green")
checkresiduals(ets3)
mean(ets3$residuals)

##### ACI #####
#composantes journalières
0d1<-read.csv2("0d1.csv")
0d2<-read.csv2("0d2.csv")
0d3<-read.csv2("0d3.csv")
library(rlang)
library(tidyverse)
library('lubridate')
library(dplyr)
0d1$date=ymd(0d1$date)
0d2$date=ymd(0d2$date)
0d3$date=ymd(0d3$date)

# Graphes aggregate par jour
0d1ag<-aggregate(Teau~date, data=0d1, FUN = mean, na.rm=TRUE)
0d1ag
0d2ag<-aggregate(Teau~date, data=0d2, FUN = mean, na.rm=TRUE)
0d3ag<-aggregate(Teau~date, data=0d3, FUN = mean, na.rm=TRUE)

0r2<-select(0d2ag, Teau, date)
0r2<-setnames(0r2, old = c("Teau"), new = c("0d2"))
0r1<-select(0d1ag, Teau, date)
0r1<-setnames(0r1, old = c("Teau"), new = c("0d1"))
0r3<-select(0d3ag, Teau, date)

```

```

Or3<-setnames(Or3, old = c("Teau"), new = c("Od3"))
base0<-merge(Or1,Or2, by="date")
base<-merge(base0, Or3, by="date")
#7 cr?ation d'une base de donn?es num?riques
base1<-select(base,-date)
base2<-select(base, date)

#1.Pgm ACI

a <- fastICA(base1, 5, alg.typ = "parallel", fun = "logcosh", alpha = 1,
             method = "R", row.norm = FALSE, maxit = 200,
             tol = 0.0001, verbose = TRUE)

#2 Matrices passage A et des sources S
a$A
a$S
A<-data.frame(a$S) #Cr?ation d'une dataframe

B<-cbind(base2, A) #cr?ation d'une matrice B avec les dates

#3 repr?sentation des 3 signaux
par(mfrow = c(1,3))
plot(X1~date, type="l", col="blue", data=B)
plot(X2~date, type="l", col="red", data=B)
plot(X3~date, type="l", col="green", data=B)

B$C1=a$A[1,1]*a$S[,1]
B$C2=a$A[2,1]*a$S[,2]
B$C3=a$A[3,1]*a$S[,3]
par(mfrow = c(1,3))
plot(C1~date, type="l", col="blue", lwd=2, data=B)
plot(C2~date, type="l", col="red", lwd=2, data=B)
plot(C3~date, type="l", col="green", lwd=2, data=B)

B$Z=B$C1+B$C2+B$C3
B$Z
B$A=mean(Od1ag$Teau)+B$Z
B$A

#mensuelles
t=1:66
S=cbind(df$Teau,df2$Teau,df3$Teau)
set.seed(300)
a <- fastICA(S, 3, alg.typ = "parallel", fun = "logcosh",
             alpha = 1,method = "C", row.norm = FALSE, maxit = 200,
             tol = 0.0001, verbose = TRUE)

a$A
A<-data.frame(a$S) #Cr?ation d'une dataframe
B<-cbind(t, A) #cr?ation d'une matrice B avec les dates
par(mfrow = c(1,3))
plot(X1~t, type="l", col="red", lwd=2, data=B)

```

```
plot(X2~t, type="l", col="yellow", lwd=2, data=B)
plot(X3~t, type="l", col="black", lwd=2, data=B)
```

```
B$C1=a$A[1,1]*a$S[,1]
B$C2=a$A[2,1]*a$S[,2]
B$C3=a$A[3,1]*a$S[,3]
par(mfrow = c(1,3))
plot(C1~t, type="l", col="red", lwd=2, data=B)
plot(C2~t, type="l", col="yellow", lwd=2, data=B)
plot(C3~t, type="l", col="black", lwd=2, data=B)
```

```
B$Z=B$C1+B$C2+B$C3
B$Z
B$A=mean(df$Teau)+B$Z
B$A
```

## 10 Webographie

- [1] Série temporelle avec R, méthode et cas, Yves Aragon
- [2] Séries chronologiques (avec R)(Cours et exercices) M1 IM,2020-2021 Sylvain Rubenthaler
- [3] Séries temporelles et application  
(Bruno Dardaillon, DREAL de Normandie, université de Caen)
- [4] <http://eric.univ-lyon2.fr/~jjacques/Download/Cours/ST-Cours.pdf>
- [5] <https://cran.r-project.org/web/packages/fastICA/fastICA.pdf>
- [6] <https://essicolo.github.io/ecologie-mathematique-R/chapitre-temps.html#mod%C3%A9lisation-de-s%C3%A9ries-temporelles>
- [7] <https://www.annuaire-mairie.fr/riviere-l-odon.html>
- [8] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Odon\\_\(riviere\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Odon_(riviere))
- [9] <https://fr.slideshare.net/ibtissamelhassani13/les-mthodes-de-prvision>
- [10] [https://simonbussy.com/teaching/time-series/time\\_series\\_R.pdf](https://simonbussy.com/teaching/time-series/time_series_R.pdf)
- [11] [https://www.ceremade.dauphine.fr/~roche/Enseignement/Series\\_temps\\_exMaster/SeriesTemp\\_Cours1](https://www.ceremade.dauphine.fr/~roche/Enseignement/Series_temps_exMaster/SeriesTemp_Cours1)
- [12] [https://www.imo.universite-paris-saclay.fr/~goude/Materials/time\\_series/cours2\\_tendance\\_composan](https://www.imo.universite-paris-saclay.fr/~goude/Materials/time_series/cours2_tendance_composan)