

Modélisation de la consommation électrique et de la température à Tetouan (Maroc)

Ravier Lancelot - Combelles Martin

March 2, 2025

I Introduction

La consommation énergétique et les variations de température sont deux phénomènes supposés interdépendants qui jouent un rôle crucial dans la gestion des ressources et la planification des infrastructures. La température influencerait directement la demande énergétique, notamment à travers des besoins en climatisation lors des épisodes de chaleur. Comprendre cette relation et modéliser ces dynamiques est essentiel pour anticiper les pics de consommation, optimiser la production d'énergie et réduire les coûts associés.

L'objectif de cette étude est d'analyser la consommation énergétique en fonction des variations de température durant la période estivale (Juillet-Aout) et d'explorer notamment comment les modèles de lissage exponentiel (comme Holt-Winters) et les modèles SARIMA peuvent être utilisés pour prédire la demande énergétique et les fluctuations climatiques. Enfin, cette dernière sera l'occasion de s'intéresser à plusieurs moyens de calcul de corrélation entre la demande en énergie et les variations de température.

II Données

Les données analysées dans le cadre de ce projet ont été relevées en 2017 dans la ville de Tetouan, au nord du Maroc (10375 km², estimation à 583374 habitants en 2017). Localisée le long de la mer méditerranée, la température est élevée et l'atmosphère est sèche durant la période d'été.

Ces données contiennent $n = 52416$ relevés qui, toutes les 10 minutes, fournissent les informations (variables) suivantes :

- *Datetime* : la date et l'heure ;
- *Temperature* : la température (°C) ;
- *conso* : la consommation électrique (en kWh).

Afin de faciliter l'analyse, les données de consommation d'énergie provenant des trois fournisseurs existants (Zone1, Zone2, Zone3) ont été rassemblées en une seule mesure (*conso*) décrivant la consommation totale, en KWh, pour la ville de Tetouan. Aussi, nous allons rassembler les données par heures, afin d'avoir 24 mesures pour une journée, puis trier les données pour ne garder que la période estivale (Debut : 01/07, fin : 31/08) donnant $T = 63$ [1 : 63] jours et $t = 1488$ mesures au total.



	Unique	Missing Pct.	Mean	SD	Min	Median	Max	Histogram
Temperature	876	0	26.5	3.5	19.0	26.0	40.0	
conso	1488	0	86884.2	18194.2	42642.2	87964.8	133194.1	

Figure 1: Description des variables *Temperature* et *conso*

L'analyse sera séparée en trois temps :

1. l'analyse de la variable *Temperature* ;
2. l'analyse de la variable *conso* ;
3. l'analyse de la corrélation entre les deux mesures.

III Analyse des séries temporelles

III.1 Temperature

Commençons par décomposer la série temporelle (fig.2) associée à la température que nous noterons *st_temperature* :

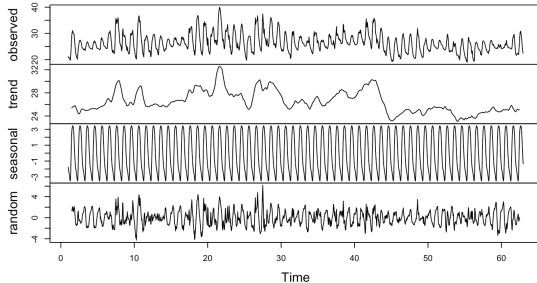


Figure 2: Décomposition de *st_temperature*

A partir de la décomposition de la série temporelle *st_temperature* :

- La tendance semble linéaire : malgré les fluctuations visibles, la période estivale analysée donne l'intuition de températures relativement constantes durant les deux mois sélectionnés.
- Une saisonnalité journalière semble se dessiner : l'intuition derrière cette analyse est que malgré une tendance constante, les températures baissent la nuit avant de remonter en journée (pic haut vers 15h, pic bas vers 7h).

Comme la tendance a une amplitude de moins de 10°C sur une période de plus de 60 jours, il ne semble pas nécessaire de modéliser la tendance autrement que par la température moyenne de cette dernière sous peine de complexifier le modèle. De plus, les moyennes hebdomadaires ne varient que très peu (elles sont comprises entre 24.95 et 28.46°C). Néanmoins, on peut essayer d'ajuster un modèle linéaire. Sans grande surprise, le coefficient directeur de la droite de régression est de l'ordre de -10^{-3} . Nous ferons le choix de ne pas modéliser la tendance pour le moment : lorsque nous effectuerons le test de kpss de stationnarité, celui-ci montrera s'il est nécessaire de différencier ou non la série temporelle afin de garantir la stationnarité des résidus. Maintenant, analysons l'ACF de la série temporelle afin de pouvoir sélectionner et paramétrer au mieux le modèle final :

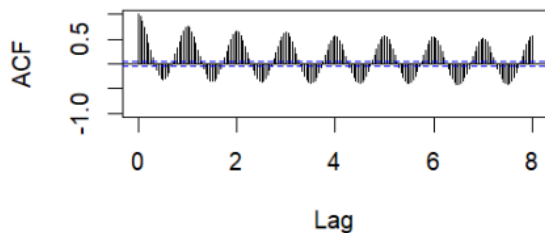


Figure 3: ACF de *st_temperature*

La forme de sinusoïde de l'ACF montre une saisonnalité claire à chaque lag (toutes les 24h) (ce qui vient confirmer l'intuition de départ). Ainsi, nous allons commencer par modéliser notre série avec un modèle SARIMA en ajoutant une différenciation saisonnière ($D=1$). Le test kpss, qui teste l'hypothèse \mathcal{H}_0 : "les résidus sont stationnaires" donnera ensuite une indication sur la stationnarité ou non des résidus du modèle, avec la particularité de détecter aussi la présence de saisonnalité/tendance résiduelle.

Représentons l'ACF et le partial ACF de la série brute une fois avoir appliqué une différenciation saisonnière :

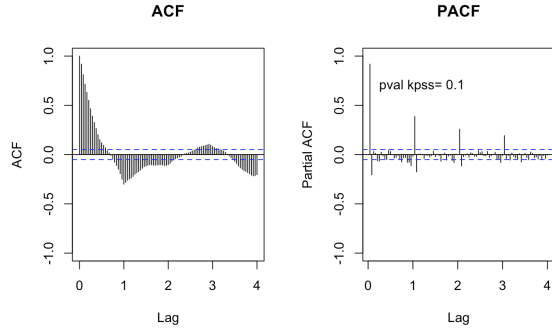


Figure 4: ACF et PACF - ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[24]

- L'ACF montre que la différenciation saisonnière appliquée à la série a bien permis d'affaiblir l'effet de la saisonnalité (le pattern sinusoïdal a disparu)
- le test kpss (non-significatif) indique que les résidus du modèle sont stationnaires : en plus de la suppression effective de la saisonnalité par différenciation, le test montre aussi qu'il n'est pas nécessaire de modéliser la tendance par différenciation car celle-ci n'est pas présente dans les résidus (elle n'influence pas la stationnarité dans ce cas)
- le fait que l'ACF et le PACF sont significatifs à chaque lag pousse à appliquer un terme auto-régressif (PACF) et de moyenne mobile (ACF) tout deux saisonniers ($P = 1$, $Q = 1$)
- sur le PACF, les deux premiers pics sont significatifs, ce qui pousse à prendre un terme auto-régressif d'ordre 2 ($p = 2$).

Le modèle retenu est donc un SARIMA(2,0,0)(1,1,1)[24].

Vérifions alors l'ACF, le partial ACF, la blancheur (test de Box-Ljung) ainsi que la normalité des résidus (QQ-plot).

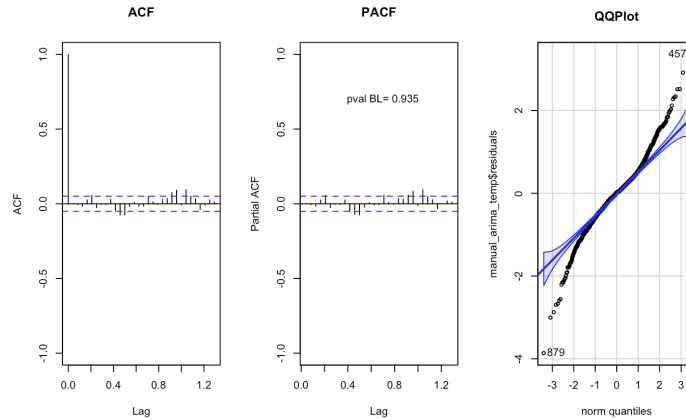


Figure 5: ACF, PACF et QQ-plot associés aux résidus du modèle SARIMA(2,0,0)(1,1,1)[24]

Selon les deux premiers graphiques, la quasi-totalité des variations significatives ont été captées par le modèle. Le test de Box, qui teste l'hypothèse \mathcal{H}_0 "la série est un bruit blanc", vient confirmer cette intuition en montrant que les résidus du modèle sont bien un bruit blanc.

Après analyse, les perturbations du modèle semblent homoscédastiques : l'intuition sur la non-variabilité des température moyennes durant ces deux mois viennent confirmer l'analyse, même si les résidus ne sont pas parfaitement homoscédastiques (test de Breuch-Pagan d'hétéroscédasticité significatif qui teste l'hypothèse \mathcal{H}_0 : "les résidus sont homoscédastiques"). De plus, les résidus du modèle ne suivent pas une loi normale : la distribution des résidus reste fortement leptokurtique et asymétrique à droite.

En réalité, ces deux hypothèses ne seraient nécessaire que pour construire des intervalles de confiance sur les prédictions. Le fait qu'elles ne soient pas vérifiées ne changent en rien la pertinence du modèle trouvé. Comme nous connaissons les températures durant les mois suivants, ces intervalles ne sont pas utiles. A la place, nous avons choisi de tracer la courbe de température les trois premiers jours de septembre et la prédictions sur le même graphe. Ensuite, on calculera le RMSE pour évaluer l'erreur.

Afin de s'assurer de la pertinence du modèle, nous allons le comparer aux modèles conçus par les

algorithmes `*auto.arima*`, configurés en fonction de l'AIC (critère choisi pour sélectionner le modèle optimal en équilibrant l'ajustement aux données et la complexité du modèle, en privilégiant celui avec l'AIC le plus bas.), et au modèle de lissage exponentiel automatique de Holt-Winters car ce dernier est particulièrement adapté aux séries temporelles présentant des tendances et des saisons comme celle-ci. Comparer SARIMA à Holt-Winters permet d'évaluer si une approche fondée sur la décomposition explicite des composantes (tendance et saisonnalité) améliore la prévision. En effet, alors que SARIMA capture les dépendances temporelles à travers des termes autorégressifs et des moyennes mobiles, Holt-Winters met davantage l'accent sur l'évolution progressive des tendances et des variations saisonnières.

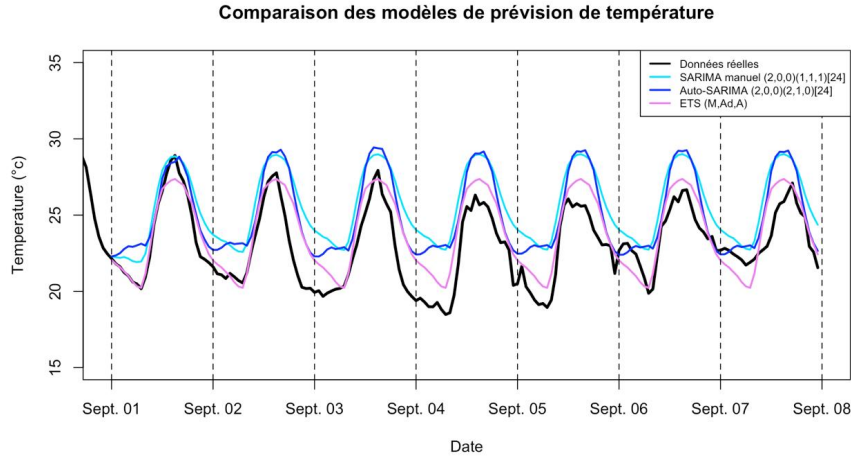


Figure 6: Comparaison des modèles de prévision de la température

Selon ce graphique, nous pouvons voir que les trois modèles présentent des différences significatives. Ainsi, sur les sept jours

- Le modèle manuel ARIMA(2,0,0)(1,1,1)[24] (courbe cyan) capture relativement bien le pic saisonnier du premier jour. Cependant, il surestime les valeurs dans la période creuse, réagit mal aux chutes abruptes de températures et sa précision lors des pics hauts décroît fortement lors des jours suivants.
- Le modèle automatique ARIMA(2,0,0)(2,1,0)[24] (courbe bleu foncé) capture le premier pic de manière similaire au modèle manuel et possède une meilleure adéquation que le modèle manuel lors des chutes abruptes de température. De plus, il est plus précis lors des creux de température. Cependant, il prédit moins bien le premier creux de température et, comme le premier modèle, sa capacité à prédire des pics et des variations abruptes de température décroît avec le temps.
- Le modèle ETS (M,Ad,A) (courbe pourpre) possède une meilleure précision dans les creux : il lisse efficacement les variations brutales et ne les surestime pas. Cependant, il sous-estime les trois premiers pics de température (probablement à cause d'une composante saisonnière trop lissée) et sur-estime les quatre derniers pics.

Ainsi, le modèle SARIMA manuel serait plus adapté pour les saisonnalités marquées au détriment des changements brusques. Le modèle SARIMA automatique est plus flexible pour les fluctuations rapides mais toujours sujet au sur-ajustement. ETS excelle pour les tendances lissées et les creux, cependant au détriment des pics de température. Pour finir, aucun de nos modèles n'est performant lorsque l'on dépasse le deuxième jour.

Comparons les RMSE pour pouvoir comparer les prédictions des modèles chaque jour.

Le modèle SARIMA manuel (2,0,0)(1,1,1)[24] présente les valeurs d'AIC (3158.98) et de BIC (3185.42) les plus faibles, indiquant qu'il est le plus parcimonieux parmi les trois. L'Auto-SARIMA (2,0,0)(2,1,0)[24] a des valeurs plus élevées (AIC = 3421.59, BIC = 3448.04), suggérant qu'il est moins performant en termes d'ajustement. Enfin, le modèle ETS (M,Ad,A) est le moins satisfaisant avec

Nom.du.modèle	AIC	jour_1	jour_2	jour_3	jour_4	jour_5	jour_6	jour_7
SARIMA	3158.98	1.81	3.34	3.61	3.74	3.32	2.29	2.31
Auto-SARIMA	3425.99	1.69	2.91	2.86	3.09	2.88	2.00	1.76
ETS	9857.85	1.18	2.15	2.13	1.91	1.66	1.10	1.23

Figure 7: RMSE des modèles pour la semaine du 01/09 au 07/09

un AIC de 9857.85 et un BIC de 10017.00, ce qui indique un ajustement sous-optimal aux données d'entraînement.

- Jour 1 : Le modèle ETS (M,Ad,A) offre la prévision la plus précise avec un RMSE de 1.18, contre 1.73 pour l'Auto-SARIMA et 1.81 pour le SARIMA manuel. À très court terme, l'ETS semble donc le plus efficace ;
- Jours 2 à 4 : Le SARIMA manuel affiche des erreurs légèrement plus élevées (entre 3.34 et 3.74), tandis que l'Auto-SARIMA présente des erreurs un peu plus faibles (entre 2.94 et 3.13). L'ETS conserve un avantage avec des erreurs plus faibles (entre 2.15 et 1.91), indiquant une meilleure stabilité sur cette période ;
- Jours 5 à 7 : L'ETS maintient de bonnes performances avec des erreurs comprises entre 1.66 et 1.23. L'Auto-SARIMA montre une diminution de l'erreur, ce qui indique une meilleure précision à plus long terme par rapport au SARIMA manuel, qui conserve des erreurs légèrement plus élevées.

En conclusion, le SARIMA manuel est le modèle le plus équilibré : il offre un bon compromis entre performance et complexité grâce à ses faibles valeurs de BIC et AIC. Le modèle ETS (M,Ad,A) est le plus précis à court et moyen terme, mais ses critères AIC et BIC élevés indiquent qu'il n'est pas optimal en termes de modélisation. Pour finir, l'Auto-SARIMA est globalement moins performant que le SARIMA manuel, avec des erreurs plus faibles à certains moments mais un BIC plus élevé.

III.2 Consommation électrique

Commençons par décomposer la série temporelle *st_conso* en tendance, partie saisonnière et partie résiduelle.

A partir de la décomposition de *st_conso*, on observe :

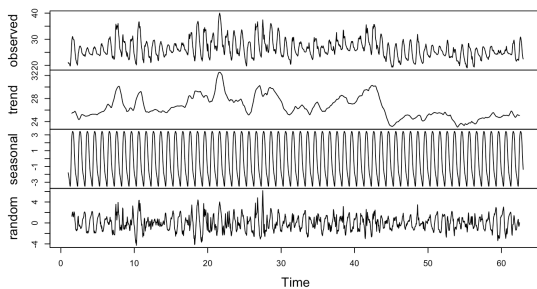
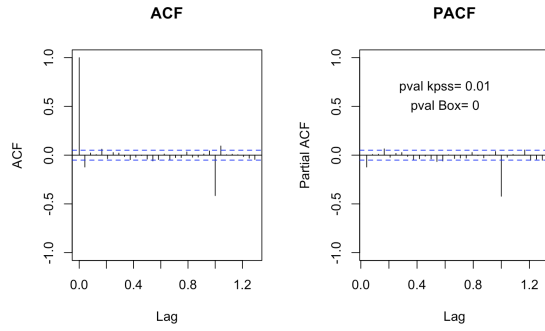


Figure 8: Décomposition de *st_conso*

- une tendance comprise entre 70000 kWh et 100000 kWh (étendue de 30000 kWh). Cette dernière est globalement croissante sur le mois de juillet puis décroissante sur le mois d'août
- une saisonnalité journalière avec une amplitude de 60000 kWh (consommation minimale à 6h et maximale à 20h)
- une partie résiduelle comprise entre -5000 et 5000 kWh les cinquante premiers jours avec une variance plutôt constante et entre -10000 et 15000 kWh les dix derniers jours (avec une variance qui augmente de jours en jours).

Le test kpss pour la série non-désaisonnalisée et/ou non différenciée est significatif. On va devoir différencier la série et inclure une différenciation saisonnière qui capteront la partie non-stationnaire de la série ($d=1$, $D=1$).

Représentons l'ACF et le partial ACF après avoir appliqué une différentiation et une différentiation saisonnière à la série :



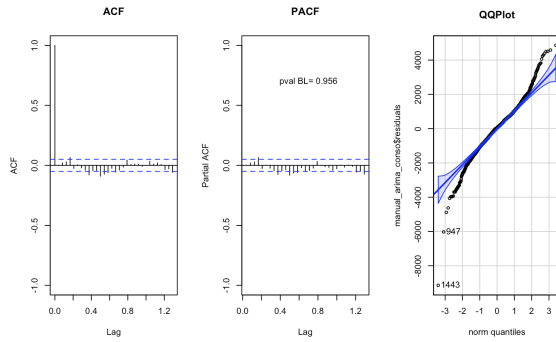
L'ACF et le PACF montrent des pics significatifs à chaque période (tous les 24 pics) montrant ainsi une saisonnalité dans les deux graphes A REFORMULER. Afin de corriger cela, nous appliquerons un paramètre auto-régressif et de moyenne mobile saisonnier d'ordre 1 ($P = 1, Q = 1$).

De plus, on voit que le premier pic du PACF est significatif. Ainsi, nous allons appliquer un terme auto-régressif d'ordre $p = 1$.

Figure 9: ACF et PACF associés aux résidus $\text{ARIMA}(0,1,0)(0,1,0)[24]$

Le modèle retenu est donc un $\text{SARIMA}(1,1,0)(1,1,1)[24]$.

Vérifions alors l'ACF, le partial ACF, la blancheur (test de Box- Ljung) ainsi que la normalité des résidus (QQ-plot).



Selon les deux graphiques, la quasi-totalité des variations significatives ont été captées par le modèle. Le test de Box vient confirmer cette intuition en montrant que les résidus du modèle sont bien un bruit blanc. Cependant, comme pour *st_temperature*, les résidus ne suivent pas une loi normale.

Figure 10: ACF, PACF et QQ-plot associés aux résidus du modèle $\text{SARIMA}(1,1,0)(1,1,1)[24]$

Comparons le modèle ainsi construit à celui construit automatiquement grâce à la fonction *auto-arima* et au modèle de lissage exponentiel.

Comparaison des modèles de prévision de consommation électrique

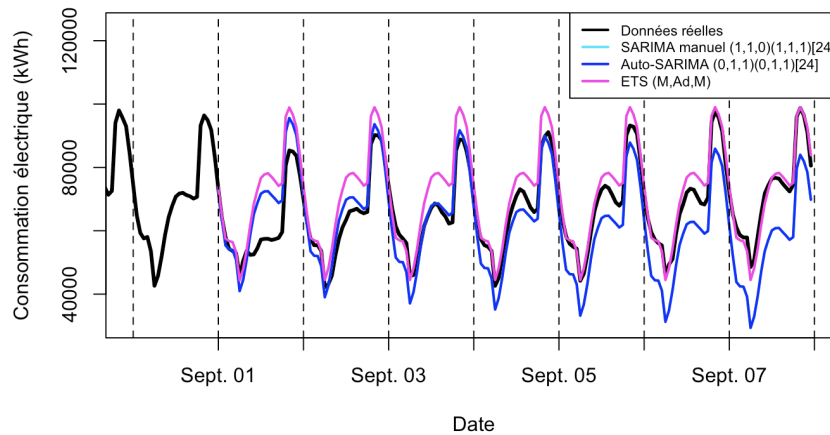


Figure 11: Comparaison des modèles de prévision de la consommation électrique

Le graphique nous montre un événement spécial lors du premier jour, événement absolument pas capté par les modèles de prévisions. Selon ce graphique, on voit que les modèles SARIMA manuel et

automatique sont très similaires dans leurs estimations.

- Les pics de basses consommations (aux alentours de midi) sont bien estimés lors des deux premiers jours mais de plus en plus sous-estimés ensuite. Ils estiment bien les pics hauts (aux alentours de 19h) à partir du jour 2 jusqu'au jour 4 et captent davantage les variations intermédiaires (chute partielle de consommation avant atteinte du pic).
Les variations abruptes sont aussi bien estimées. Cependant, ces deux modèles tendent à sous-estimer les valeurs réelles avec le temps, toute heure confondue.
- Le modèle ETS est globalement meilleur que les modèles SARIMA pour estimer les creux de consommation, mais il a tendance à sur-estimer les pics de midi et de 19h, surtout lors des premiers jours. Aussi, malgré une moins bonne estimation des variations intermédiaires et des quatre premiers pics de midi comparé aux deux autres modèles, ETS estime mieux et de manière plus stable la consommation, là où les modèles SARIMA perdent fortement en précision dans le temps.

Les pics journaliers montrent qu'ETS surestime mais suit la tendance globale, tandis que les modèles SARIMA divergent. A partir du jour 6, les modèles SARIMA sous-estiment fortement la consommation en particulier pendant les creux nocturnes et les pics de midi.

Ainsi, le modèle ETS est mieux adapté pour les prévisions nocturnes et au long terme alors que les modèles SARIMA prédit mieux la consommation en journée de J+1 à J+4.

On peut comparer les prédictions des différents modèles grâce au RMSE calculé quotidiennement pendant une semaine.

Nom du modèle	AIC	jour_1	jour_2	jour_3	jour_4	jour_5	jour_6	jour_7
SARIMA	25054.82	9130.53	5902.42	6479.52	7904.90	10468.76	12750.59	17335.13
Auto-SARIMA	25053.91	9132.03	5895.50	6480.20	7917.95	10492.39	12780.70	17371.33
ETS	32443.88	12422.99	8709.75	8681.81	7981.13	7169.48	7294.17	7667.31

Figure 12: RMSE des modèles pour la semaine du 01/09 au 07/09

Comme on le voit sur ce tableau, le modèle ETS est en moyenne moins précis que les modèles SARIMA pour les 4 premiers jours (différence d'erreur de 3000 KWh), mais cette tendance s'inverse ensuite et ETS devient largement plus précis que les modèles SARIMA (différence d'erreur moyenne de 10000 KWh à j+7). Le SARIMA manuel (1,1,0)(1,1,1)[24] et l'Auto-SARIMA (0,1,1)(0,1,1)[24] affichent des valeurs d'AIC et BIC très proches (AIC = 25054, BIC = 25070), indiquant des performances similaires en termes de modélisation. En revanche, l'ETS (M,Ad,A) est nettement moins performant avec un AIC de 32443.88 et un BIC de 32603.03, ce qui suggère un moins bon ajustement aux données d'entraînement.

- Jour 1 : Les deux modèles SARIMA sont très proches, avec une erreur d'environ 9130, tandis que l'ETS affiche une erreur nettement plus élevée (12422.99), ce qui indique une moins bonne précision à court terme.
- Jours 2 à 4 : L'Auto-SARIMA et le SARIMA manuel continuent d'afficher des erreurs similaires (autour de 5900-7900), tandis que l'ETS reste en retrait avec des erreurs plus élevées (8709.75 à 7981.13).
- Jours 5 à 7 : L'écart entre les modèles SARIMA et l'ETS devient encore plus marqué. L'ETS montre une amélioration progressive avec une erreur de 7667.31 au jour 7, mais reste bien au-dessus des erreurs des modèles SARIMA, qui augmentent significativement pour atteindre environ 17350.

En conclusion, le modèle SARIMA manuel et l'Auto-SARIMA offrent des performances équivalentes, avec des critères d'information très proches et des erreurs de prévision similaires. Le modèle ETS est clairement moins performant avec un AIC et un BIC très élevés et une erreur RMSE plus importante sur presque toute la période. Pour des prévisions à j+1/2/3/4, les modèles SARIMA sont préférables,

mais au long terme, leurs erreurs augmentent fortement. Ainsi, le choix entre le SARIMA manuel et l'Auto-SARIMA n'a pas de différence significative en termes de performance, et l'ETS n'est pas recommandé pour cette série temporelle.

IV Corrélation entre la consommation et la température

L'objectif de cette partie est d'étudier la corrélation entre la consommation électrique et la température et de déterminer la part des résidus qui peuvent être expliquée par la température.

Peu-être que la température a un effet sur la consommation mais après un décalage temporelle. C'est pour cela que l'on trace d'abord les nuages de points pour un décalage nul, puis de une à trois heures.

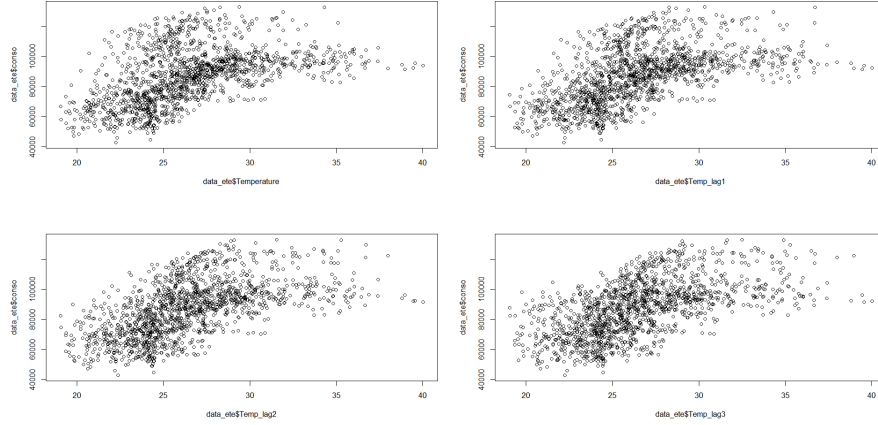


Figure 13: Nuages de points associé à la consommation en fonction de la température pour différents décalages

On observe que la corrélation entre la consommation et la température sans décalage ou avec un décalage d'une, deux ou trois heures sont respectivement de 0.481, 0.543, 0.574 et 0.575. La corrélation entre la consommation électrique est donc modérée surtout après un décalage de deux ou trois heures. On peut aussi évaluer la part de variance de la consommation électrique expliquée par la température grâce aux R^2 ajustés associés aux modèle linéaires de la consommation en fonction de la température sans décalage ou avec un décalage d'une, deux ou trois heures. On obtient des R^2 ajustés respectifs de 0.231, 0.294, 0.329 et 0.33. Ainsi, la température avec un décalage de trois heures expliquent le plus de variance (33%).

Lorsque l'on regarder le modèle $conso \sim Temperature + temp_{lag1} + temp_{lag2} + temp_{lag3}$, on obtient un R^2 ajusté de 0.34 ; la quasi-totalité de la variance expliquée par $Temperature$, $temp_{lag1}$ et $temp_{lag2}$ est donc contenue dans la variance expliquée par $temp_{lag3}$.

Pour finir, on va étudier la corrélation entre les résidus du modèle SARIMA manuel associé à la consommation et la température à trois heures de décalage. Si cette corrélation s'avère significative, on va pouvoir améliorer le modèle SARIMA manuel en ajoutant une variable explicative (modèle SARIMAX).

Commençons par tracer le nuage de point associé aux résidus du modèle manuel en fonction de la température (toujours avec un décalage de trois heures).

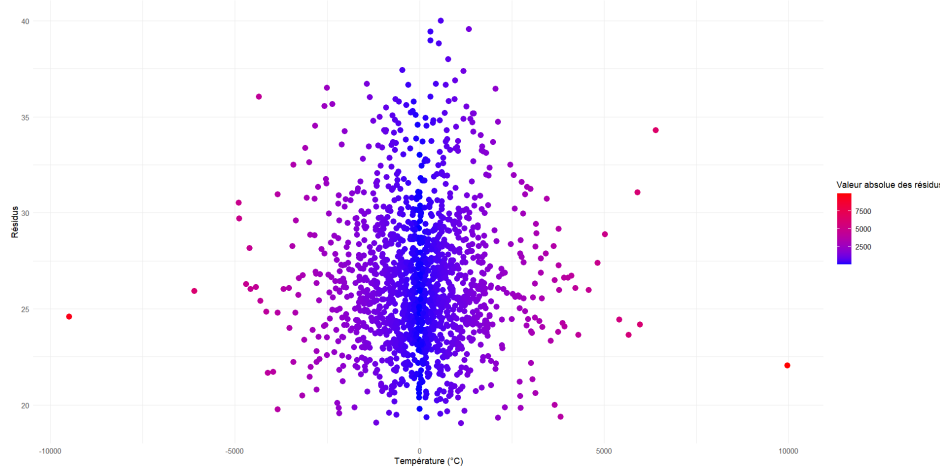


Figure 14: Nuage de points associé aux résidus du modèle SARIMA en fonction de la température à trois heures de décalage

On remarque une concentration des points au voisinage du point (0,25). Cela est dû au fait que la température moyenne l'été est proche de 25 et que le modèle SARIMA est bien ajusté (erreur moyenne relative de 0).

De plus, la distribution des résidus à température fixée à l'air à peu près identique (le fait qu'il existe des points plus rouges lorsque la température est proche de 25°C vient du fait qu'il y a plus d'observations sous cette température).

Ainsi, on peut conjecturer que la température n'influence pas les résidus du modèle ; i.e. l'information transmise par la température à trois heures de décalage est résumée dans le modèle manuel.

Pour vérifier ce dernier point, on calcule la corrélation entre la température (à trois heures de décalage) et les résidus du modèle manuel. On obtient une corrélation très faible de $8.45 \cdot 10^{-5}$.

Par conséquent, la température, notamment celle à trois heures de décalage, est corrélée de manière modérée avec la consommation électrique mais le modèle construit manuellement afin de prédire la consommation électrique en tient compte indirectement.

Conclusion

Cette étude a permis de modéliser la consommation électrique et la température estivales à Tétouan à l'aide de modèles SARIMA et de lissage exponentiel, tout en explorant leur corrélation.

Modélisation de la température

Le modèle SARIMA(2,0,0)(1,1,1)[24], conçu manuellement, s'est avéré optimal pour prédire les variations de température :

- Critères d'information : Avec un AIC de 3158.98 et un BIC de 3185.42, il surpasse l'Auto-SARIMA (AIC = 3421.59) et l'ETS (AIC = 9857.85), indiquant un meilleur équilibre entre précision et parcimonie.
- Structure adaptée : Il capture efficacement la saisonnalité journalière (24h) et les fluctuations résiduelles, comme en témoignent les résidus stationnaires (test KPSS non significatif) et l'absence d'autocorrélation (test de Box-Ljung validé).
- Performance en prévision : Bien que le modèle ETS (RMSE moyen = 1.58) soit légèrement plus précis à court terme (J+1 à J+3), le SARIMA manuel offre une robustesse supérieure à moyen terme (J+4 à J+7) grâce à sa capacité à modéliser explicitement les dépendances temporelles complexes.

Modélisation de la consommation électrique

Le SARIMA(1,1,0)(1,1,1)[24] manuel est retenu pour la prévision de la consommation :

- Avantages statistiques : Ses critères AIC (25054) et BIC (25070) sont nettement inférieurs à ceux de l'ETS (AIC = 32443.88), validant sa supériorité en termes d'ajustement.
- Précision à court terme : Il minimise l'erreur (RMSE moyen = 7915 sur J+1 à J+4) comparé à l'ETS (RMSE moyen = 10030), grâce à la différenciation saisonnière et non saisonnière, essentielle pour gérer la tendance décroissante en août.
- Limitations à long terme : Au-delà de J+4, tous les modèles voient leur erreur augmenter, mais le SARIMA reste préférable pour son interprétabilité et sa structure paramétrique claire.

Corrélation température-consommation

A TOI DE REMPLIR

Synthèse des choix

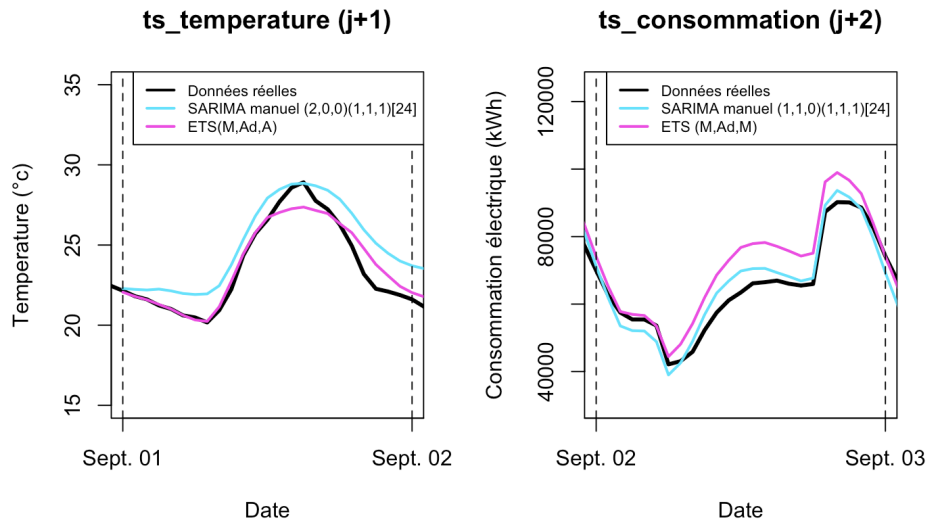


Figure 15: Comparaison des modèles pour les séries ts_temp et ts_conso

- Température : Le SARIMA manuel est retenu pour sa capacité à capter le pic-saisonnier à j+1, la prévision des pics étant plus importante que celle des températures en heures creuses (où ETS est + puissant) dans le cadre de notre analyse.
- Consommation : Le SARIMA manuel est privilégié pour les prévisions à J+1 à J+4, tandis qu'une approche hybride (recalage quotidien du modèle) serait nécessaire au-delà.

Cette analyse souligne l'importance d'arbitrer entre complexité et interprétabilité, et confirme que les modèles SARIMA, bien paramétrés, restent pertinents pour des séries présentant des saisonnalités marquées et des tendances non linéaires.