



# Prédiction de la Production de Bière en Australie

Par :

Philippine RENAUDIN

Elvina EURY

Master 2 Mathématiques et Applications  
Parcours Data Science

Sous la direction de M. Frédéric Proia

2020-2021

# Introduction

L'objectif de cet étude est de prédire la production de bière en Australie pour les trois prochaines années à partir de séries chronologiques. La production de bière est une variable endogène car elle est dépendante de d'autres facteurs comme le climat. Nous nous basons sur des données mensuelles, de janvier 1956 à août 1995. Comme il est difficile de visuellement discerner le modèle multiplicatif de l'additif nous analysons à la fois le modèle initial et le modèle transformée. Notre approche de vise en premier lieu à transformer les données, à éliminer la périodicité et la tendance avant de rendre le processus stationnaire. Puis des tests statistiques sont effectués sur les résidus afin de cibler les modèles les plus robustes. Finalement, nous utilisons les modèles choisis afin de prédire la production de bière sur les trois prochaines années. A COMPLETER/ MODIFIER...

## Méthologie

### .1 Analyse initiale

Les séries chronologiques ont 3 composantes principales : La tendance (T), qui décrit les mouvement à long terme, la périodicité (S), qui est cyclique, et les fluctuations ( $\epsilon$ ). Nous débutons notre approche en faisant une analyse visuelle des séries chronologiques.

À première vue nous voyons que nos séries sont non-stationnaire avec une tendance et une périodicité annuelle. Cette dernière est d'ailleurs confirmé sur les sorties ACF et PACF des séries initiales. Il est dur à dire si la tendance est quadratique ou linéaire. Nous nous baserons sur des tests supplémentaires pour être sûr. De plus, nous remarquons un accroissement subtile de la saisonnalité, nous laissant un doute quant à la nature multiplicative ou additive du modèle. Nous avons ainsi décidé de comparer les résultats obtenus des séries initiales, avec les résultats du logarithme des séries.

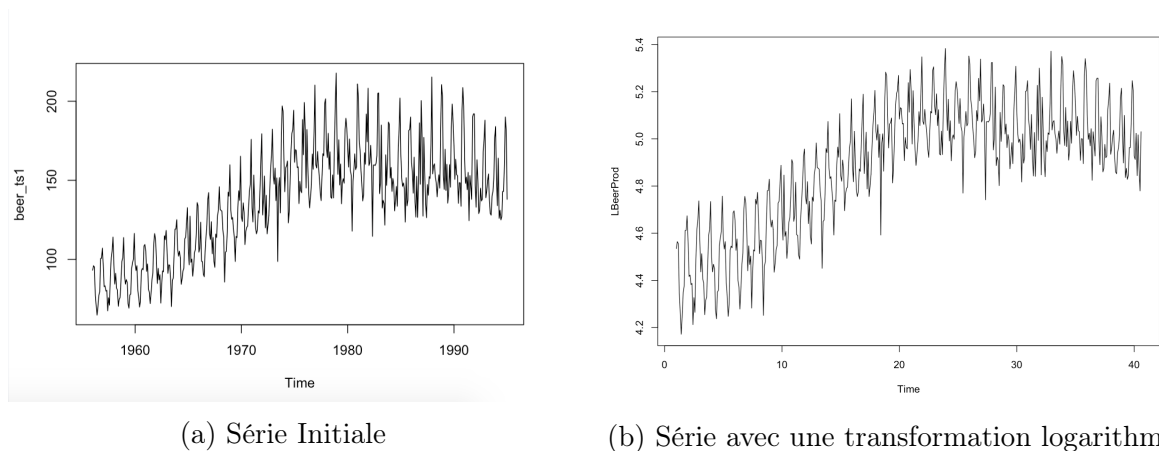


FIGURE 1 – Comparaison série initiale et avec transformation logarithmique

## .2 Élimination de la tendance et de la saisonnalité –MEILLEUR TITRE ?

À partir de ces deux modèles, nous commençons par faire une différenciation  $(I - B)$ , soit  $d=1$ . Les sorties ACF et PACF nous affiche des pics à 12, 24, et plus, nous poussant à faire une prochaine différenciation,  $(I - B^{12})$ , soit  $D=1$ . Nous prenons ainsi les cas de différenciation suivants :

1.  $d=0, D=1$
2.  $d=1, D=1$

Pour le premier cas, la série est non-stationnaire, tandis que lorsque nous prenons  $d=1$  et  $D=1$ , nous obtenons une série stationnaire, un résultat qui est vu à la fois via les sorties ACF, PACF et à la fois grâce aux tests ADF et KPSS. Nous établirons nos prochains modèles à partir de  $Y_t$  (cas non-transformé) et  $YL_t$  (cas transformé)  
Soit  $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$  le processus initial

$$Y_t = (I - B) * (1 - B^{12}) * X_t$$
$$YL_t = (I - B) * (1 - B^{12}) * \log(X_t)$$

## .3 Création de modèles

### Série Initial, $(Y_t)$

Nous utilisons 3 approches pour modéliser notre processus  $Y_t$ .

La première est une approche standard, qui permet de déterminer les  $p$ ,  $q$  et  $P$ ,  $Q$  qui minimiseraient le BIC. En effet, grâce à la fonction `auto.arima` de R nous obtenons en premier lieu SARIMA (0,1,3) X (0,1,2)[12]. Cela veut dire que notre modèle est de la forme suivante :

$$\theta....ECRIRELEMODELE$$

Puis nous tentons de développer un autre modèle potentiel. Comme notre série semble avoir une tendance quadratique, de part sa forme concave, nous considérons une nouvelle approche qui pourrait traiter la possibilité d'endogénéité de la variable production de bière. Ainsi nous supposons que la variable pourrait être dépendante de d'autres facteurs tel que le climat. Nous créons alors le modèle SARIMAX qui est de la forme suivante :

$$\theta....ECRIRELEMODELE$$

La dernière approche utilisée dans cet étude est la recherche du point de rupture. Tout comme pour la deuxième approche nous choisissons cette méthode à cause de la tendance de la série. Le modèle choisit par `auto.arima` est :

$$\theta....ECRIRELEMODELE$$

Avant d'aller plus loin dans la comparaison des modèles, il est important de valider la qualité des résidus des modèles créés. Or, nous remarquons que bien qu'auto.arima ait sélectionné les modèles qui minimise le BIC, il ne semble pas considérer la qualité des résidus. En effet, le test de Box Jenkins nous montre que les résidus ne sont pas bruits blancs et qu'au final les modèles ne sont pas adaptés à faire les prévisions. Afin de palier à ce problème nous cherchons alors à augmenter manuellement les valeurs de p, q ainsi P et Q ce qui nous donnerait plus de flexibilité dans le modèle mais qui augmenterait le risque de paramètres non significatifs. Ainsi, pour chaque modèle créé nous effectuons un test statistique de student sur chaque coefficient. Dans chaque cas où les coefficients les plus (ELEVER– A VALIDER QUEL TERME METTRE) sont non significatifs, une variante du modèle, ne possédant aucune variable significative est créée. Le BIC de cette dernière est comparé à celui du modèle possédant les paramètres non significatifs. Nous nous retrouvons avec les modèles suivants :

TABLE 1 – Modèles choisis

	Modèles	Equations
1	SARIMA (4, 1, 4)(0, 1, 1) <sub>12</sub>	$\alpha$ - à compléter
2	SARIMAX (4, 0, 4)(0, 1, 1) <sub>12</sub>	$\beta$ - à compléter
3	SARIMA avec rupture (4, 1, 3)(0, 1, 1) <sub>12</sub>	$\gamma$ - à compléter

#### Série avec transformation logarithmique, ( $YL_t$ )

Nous procédons de la même façon avec le modèle logarithmique.

## .4 Analyses des résidus

Test de bruit blanc Test de normalité