

Analyse de séries temporelles avec R

Alexis Gabadinho

25/02/2024



- 1 **Introduction**
- 2 **Environnement de travail (rappels)**
- 3 **Librairies spécialisées et structures de séries temporelles dans R**
- 4 **Définitions**
- 5 **Analyse descriptive et représentations graphiques**
- 6 **Régression Linéaire**
- 7 **Décomposition d'une série temporelle (moyennes mobiles)**

- 8 Transformation des données et stabilisation de la variance
- 9 Séries temporelles non-stationnaires
- 10 Modélisation de séries temporelles stationnaires
- 11 Modélisation de séries non-stationnaires
- 12 Modèles multivariés

Section 1

Introduction

Support de cours et exercices

- Ce support est écrit en R markdown (document texte incluant du code R exécuté dynamiquement)
- L'environnement RStudio sera utilisé lors de la formation
- Le fichier source du support (`Rmd`) sera fourni aux participant-e-s, et leur permettra d'exécuter le code contenu dans les diapositives sur leur ordinateur
- Plusieurs jeux de données contenant des séries macroéconomiques sont utilisées pour les exemples. Ces données sont disponibles sous la forme de fichiers `csv` ou fournies par certaines des librairies R utilisées
- De nombreuses formules mathématiques sont présentes dans les diapositives. Il n'est pas nécessaire de les comprendre, elles seront expliquées en détail lors de la formation

Librairies R requises

- Les librairies suivantes doivent être installées:
 - tidyverse (il s'agit en fait d'une collection de librairies dont: tibble, tidyr, ggplot2)
 - GGally (ajout de fonctions à ggplot2)
 - ggfortify (ajout de fonctions à ggplot2)
 - tsibble (objets de type tidy pour le stockage de données temporelles)
 - feasts (description, décomposition, représentations graphiques de séries temporelles)
 - fable
 - structchange (tests de changement structurel)
 - urca (test de racine unitaire)
 - vars (modèles VAR et VEC)

Section 2

Environnement de travail (rappels)

Le tidyverse et ggplot

- Pour importer et manipuler les données, on va utiliser principalement le **tidyverse** une collection de bibliothèques pour la science des données (data science)
- Les bibliothèques partagent des structures de données, une philosophie

```
library(tidyverse)
```

```
## -- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
## v dplyr      1.1.3      v readr      2.1.4
## v forcats    1.0.0      v stringr   1.5.0
## v ggplot2     3.4.4      v tibble    3.2.1
## v lubridate  1.9.3      v tidyr     1.3.0
## v purrr      1.0.2
## -- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() --
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag()     masks stats::lag()
## i Use the conflicted package (<http://conflicted.r-lib.org/>) to force all conflicts to become errors
```

- Pour les graphiques nous utiliserons principalement la bibliothèque **ggplot2**, avec le theme **minimal**

```
library(ggplot2)
theme_set(theme_minimal())
```


Données Nelson-Plosser - Introduction

- Nous allons utiliser les données 'Nelson-Plosser', provenant de l'article original: Nelson and Plosser (1982), [Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series. Journal of Monetary Economics](#)
- Le jeu de données contient 14 séries temporelles macroéconomiques
- La longueur des séries est variable, mais elles se terminent toutes en 1988
- Le jeu de données est décrit [ici](#)

Données Nelson-Plosser - Séries

- Les 14 séries temporelles:
 - cpi = consumer price index
 - ip = industrial production
 - gnp.nom = nominal GNP (millions de dollars 1988)
 - vel = velocity
 - emp = employment
 - int.rate = interest rate
 - nom.wages = nominal wages
 - gnp.def = GNP deflator
 - money.stock = money stock
 - gnp.real = real GNP (millions de dollars 1958)
 - stock.prices = stock prices (S&P500)
 - gnp.capita = GNP per capita (dollars 1958)
 - real.wages = real wages
 - unemp = unemployment

Données Nelson-Plosser - Importation

- La fonction `read.csv2` permet d'importer les données à partir du fichier csv
- A noter: dans le fichier csv, le séparateur de champ est une virgule et le séparateur décimal est un point (format européen)

```
Nelson_Plosser <- read.csv2("../data/Nelson_Plosser.csv", header=TRUE, sep=",", dec = ".")
head(Nelson_Plosser)
```

```
## # A tibble: 6 x 15
##   year  cpi    ip gnp.nom  vel  emp int.rate nom.wages gnp.def money.stock
##   <int> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 1860  3.30 -0.105    NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## 2 1861  3.30 -0.105    NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## 3 1862  3.40 -0.105    NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## 4 1863  3.61  0      NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## 5 1864  3.87  0      NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## 6 1865  3.85  0      NA    NA    NA      NA      NA      NA      NA
## # i 5 more variables: gnp.real <dbl>, stock.prices <dbl>, gnp.capita <dbl>,
## #   real.wages <dbl>, unemp <dbl>
```

Données Nelson-Plosser - Statistiques descriptives

- Pour les statistiques descriptives de chaque variable on peut utiliser la fonction `descr()` de la librairie `summarytools`

```
library(summarytools)
statdesc <- descr(Nelson_Plosser %>% select(1:6))
```

Données Nelson-Plosser - Statistiques descriptives

statdesc

Descriptive Statistics

Nelson_Plosser

N: 129

	cpi	emp	gnp.nom	ip	vel	year
Mean	3.99	10.85	12.59	2.73	0.78	1924.00
Std.Dev	0.71	0.45	1.47	1.56	0.38	37.38
Min	3.22	9.96	10.42	-0.11	0.15	1860.00
Q1	3.39	10.53	11.35	1.48	0.53	1892.00
Median	3.78	10.78	12.46	2.77	0.68	1924.00
Q3	4.40	11.19	13.71	4.07	0.92	1956.00
Max	5.87	11.67	15.40	5.23	1.72	1988.00
MAD	0.67	0.49	1.67	1.92	0.24	47.44
IQR	1.01	0.63	2.34	2.59	0.38	64.00
CV	0.18	0.04	0.12	0.57	0.48	0.02
Skewness	1.06	-0.09	0.34	-0.12	0.97	0.00
SE.Skewness	0.21	0.24	0.27	0.21	0.22	0.21
Kurtosis	0.24	-0.94	-1.13	-1.13	0.13	-1.23
N.Valid	129.00	99.00	80.00	129.00	120.00	129.00
Pct.Valid	100.00	76.74	62.02	100.00	93.02	100.00

Données Nelson-Plosser - Matrice de corrélation

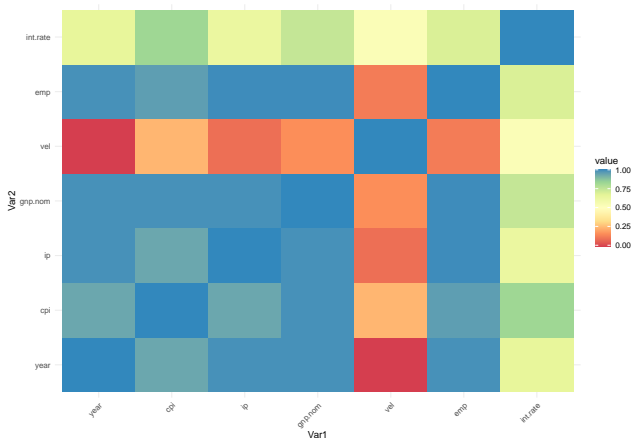
- La matrice de corrélation contient les coefficients de corrélation linéaire entre les variables prises 2 à 2

```
datanum <- Nelson_Plosser %>% filter(year>1909) %>% select(1:7)
cormat <- round(cor(datanum),2)
cormat
```

```
##          year  cpi  ip gnp.nom  vel  emp int.rate
## year      1.00 0.93 0.98   0.98 -0.01 0.98   0.65
## cpi       0.93 1.00 0.93   0.98  0.24 0.95   0.82
## ip        0.98 0.93 1.00   0.98  0.09 0.99   0.63
## gnp.nom   0.98 0.98 0.98   1.00  0.16 0.99   0.74
## vel      -0.01 0.24 0.09   0.16  1.00 0.12   0.53
## emp       0.98 0.95 0.99   0.99  0.12 1.00   0.69
## int.rate  0.65 0.82 0.63   0.74  0.53 0.69   1.00
```

Données Nelson-Plosser - Matrice de corrélation

```
library(reshape2)
cormat %>% melt() %>% ggplot(aes(x=Var1, y=Var2, fill=value)) +
  geom_tile() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, vjust = 1, hjust=1)) +
  scale_fill_distiller(palette = "Spectral", direction = 1)
```



Données Nelson-Plosser - Pairplot

- On peut visualiser la distribution et la corrélation entre variables avec la fonction `ggpairs` de la librairie `GGally`

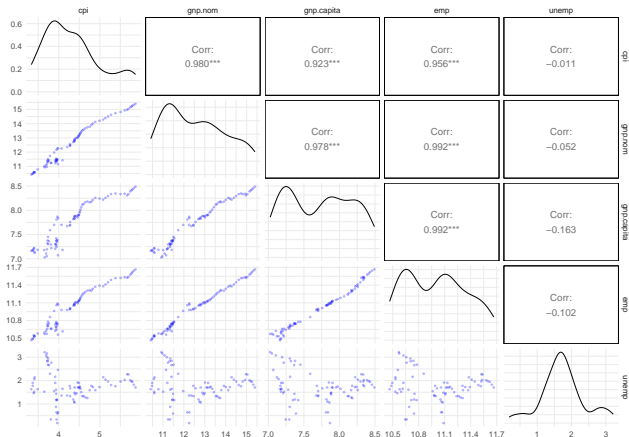
```
## Registered S3 method overwritten by 'GGally':
##   method from
##   +.gg      ggplot2
```

- On sélectionne ici un sous-ensemble de variables pour limiter la taille du graphique

```
g <- Nelson_Plosser %>%
  filter(year>=1909) %>%
  select(cpi, gnp.nom, gnp.capita, emp, unemp) %>%
  ggpairs(upper = list(continuous = wrap("cor", size = 4)),
         lower = list(continuous = wrap("points", colour="blue", alpha=0.3, size=0.5)))
```


Données Nelson-Plosser - Pairplot

g



Données retail - Importation

- Série des ventes du commerce de détail et nourriture (Advance retail sales)
- Données mensuelles, en millions de dollars, non corrigées des variations saisonnières
- Source: FRED (Federal Reserve Bank Economic Data)
- On importe les données à partir du fichier csv
- A noter: dans le fichier csv, le séparateur décimal est un point

```
retail <- read.csv2("../data/R SXFSN.csv", header=TRUE, sep=",", dec = ".")  
head(retail)
```

```
## # A tibble: 6 x 2  
##   DATE      RSXFSN  
##   <chr>      <dbl>  
## 1 1992-01-01 130683  
## 2 1992-02-01 131244  
## 3 1992-03-01 142488  
## 4 1992-04-01 147175  
## 5 1992-05-01 152420  
## 6 1992-06-01 151849
```

Données retail - Conversion de la date

- La date est au format character, il faut la convertir

```
summary(retail)
```

```
##      DATE              RSXFSN
## Length:381      Min.   :130683
## Class :character 1st Qu.:236830
## Mode  :character Median :315540
##                Mean  :326550
##                3rd Qu.:394764
##                Max.   :654825
```

- On utilise la fonction `as.Date`

```
retail$DATE <- as.Date(retail$DATE,format="%Y-%m-%d")
summary(retail)
```

```
##      DATE              RSXFSN
## Min.   :1992-01-01      Min.   :130683
## 1st Qu.:1999-12-01      1st Qu.:236830
## Median :2007-11-01      Median :315540
## Mean   :2007-10-31      Mean   :326550
## 3rd Qu.:2015-10-01      3rd Qu.:394764
## Max.   :2023-09-01      Max.   :654825
```

Exercices

- Le fichier `pib_fr.csv` contient la série temporelle du PIB et de ses composants depuis 1949 (valeurs aux prix courants - Source: INSEE) :
- Importez les données à partir du fichier csv
- Explorez les données avec des statistiques descriptives et des graphiques

Section 3

Librairies spécialisées et structures de séries temporelles dans R

Liste des librairies

- En plus de la librairie standard `stats`, il existe plusieurs librairies R pour la manipulation et l'analyse des séries temporelles
 - `tsibble`
 - `forecasts`
 - `feasts`
 - `fable`
 - `ggfortify`
 - `tseries`
 - `zoo`
- Dans cette partie on se focalise sur les classes permettant de stocker les séries temporelles fournies par les librairies `stats` et `tsibble`

Les objets `ts` et `mts`

- La classe de base fournie par R pour représenter des séries temporelles s'appelle `ts` (`ts` = time series, série univariée) ou `mts` (`mts` = multiple time series, série multivariée)
- Cette classe est définie dans le package `stats`
- Elle concerne des séries temporelles qui sont échantillonnées à des périodes **équidistantes** dans le temps

Les objets `ts` et `mts` - Paramètres

- Les objets de classe `ts` ou `mts` possèdent trois paramètres caractéristiques :
 - `frequency`: nombre d'observations par unité de temps. Si l'unité de temps de la série est l'année, la valeur 4 correspond à des trimestres et la valeur 12 à des mois
 - `start`: date de début de la série temporelle (nombre unique ou vecteur de deux entiers représentant respectivement une unité temporelle (e.g. une année) et une subdivision de cette unité (mois ou trimestre selon la valeur du paramètre `frequency`))
 - `end`: date de fin de la série temporelle, exprimée comme pour le paramètre `start`

Données NelPlo (Nelson-Plosser)

- Les données Nelson-Plosser sont également présentes dans la librairie `tseries`
- Les données annuelles (`frequency=1`) sont contenues dans un objet de type `mts`

```
library(tseries)
```

```
## Registered S3 method overwritten by 'quantmod':  
##   method      from  
##   as.zoo.data.frame zoo  
data(NelPlo)  
class(NelPlo)
```

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

Données NelPlo - Aperçu

- La fonction `window` permet d'extraire une portion d'une série temporelle
- L'ensemble des séries est complet à partir de 1909 (il y a des valeurs manquantes sur certaines séries avant)

```
window(NelPlo, start=1905, end=1910)
```

```
## Time Series:
## Start = 1905
## End = 1910
## Frequency = 1
##      cpi      ip  gnp.nom      vel      emp  int.rate  nom.wages  gnp.def
## 1905 3.295837 2.219203      NA 0.7561220 10.37274      3.50  6.329721 3.277145
## 1906 3.332205 2.282382      NA 0.8241754 10.42671      3.55  6.357842 3.303217
## 1907 3.367296 2.302585      NA 0.8241754 10.44497      3.80  6.393591 3.342862
## 1908 3.332205 2.140066      NA 0.7227060 10.41169      3.95  6.306275 3.335770
## 1909 3.332205 2.302585 10.41631 0.7839015 10.46516      3.77  6.395262 3.370738
## 1910 3.367296 2.360854 10.47164 0.7747272 10.48464      3.80  6.478510 3.397858
## money.stock gnp.real stock.prices gnp.capita real.wages      unemp
## 1905  2.326302      NA      2.196113      NA      3.033991 1.4586150
## 1906  2.405142      NA      2.265921      NA      3.025776 0.5306283
## 1907  2.451005      NA      2.059239      NA      3.026261 1.0296194
## 1908  2.437116      NA      2.051556      NA      2.973998 2.0794415
## 1909  2.540026 4.760463      2.273156  7.163172      3.062924 1.6292405
## 1910  2.590767 4.788325      2.235376  7.170120      3.111291 1.7749524
```

Données growthofmoney (Growth of Money Supply)

- Deux séries temporelles concernant le contrôle de la monnaie par la réserve fédérale aux USA
- Article original: R.L. Hetzel (1981), [The Federal Reserve System and Control of the Money Supply in the 1970's](#). Journal of Money, Credit and Banking 13, 31–43
- Série temporelle multivariée, données trimestrielles

```
library(lmtest)
data(growthofmoney)
window(growthofmoney, end=c(1971,4))
```

```
##          TG1.TGO AGO.TGO
## 1970 Q2      0.0    -0.4
## 1970 Q3      1.0    -1.0
## 1970 Q4      1.0     1.1
## 1971 Q1      2.5     5.8
## 1971 Q2     -6.0    -4.4
## 1971 Q3      4.5    -1.6
## 1971 Q4     -0.5     1.6
```

Données USIncExp (US Income and Expenditure)

- Deux séries macro-économiques (USA) de janvier 1959 à février 2001, corrigées des variations saisonnières:
 - Revenus personnels mensuels agrégés (millions de dollars)
 - Dépences de consommation agrégées (millions de dollars)

```
library(strucchange)
data("USIncExp")
window(USIncExp, start=c(1959,6), end=c(1960,6))
```

```
##           income expenditure
## Jun 1959   396.3         319.2
## Jul 1959   396.5         318.8
## Aug 1959   395.0         321.2
## Sep 1959   396.2         325.2
## Oct 1959   397.8         323.8
## Nov 1959   401.2         323.9
## Dec 1959   405.7         323.9
## Jan 1960   407.0         324.6
## Feb 1960   407.7         326.4
## Mar 1960   408.6         331.2
## Apr 1960   411.3         337.6
## May 1960   412.8         331.1
## Jun 1960   413.1         331.2
```

Conversion des données retail en objet ts

- Pour les données retail, frequency=12 (mois)

```
retail_ts <- ts(retail['RSXFSN'], frequency=12, start=c(1997,3))
window(retail_ts, start=2020)
```

```
##           Jan      Feb      Mar      Apr      May      Jun      Jul      Aug      Sep      Oct
## 2020 391483 451076 350291 341828 393094 387358 409453 397809 406550 404923
## 2021 396067 464014 351787 363543 405012 394764 413059 410100 406013 416538
## 2022 413933 482011 369102 365610 423016 407256 434511 423071 416908 431797
## 2023 441923 496745 389703 380562 444873 420099 464101 443603 441604 455946
## 2024 459172 493167 398783 384243 446272 441878 474963 447578 461010 472517
## 2025 467189 518979 417123 413923 426258 376867 461785 479784 492689 487325
## 2026 490941 557696 461308 437031 560218 554269 565177 557446 552179 550169
## 2027 574978 627113 516923 507901 598541 596690 616626 609743 599929 613508
## 2028 605205 654825 547156 529374 604084 588220 631496 612243 605403 628892
##           Nov      Dec
## 2020 381996 392602
## 2021 394237 397425
## 2022 412522 417753
## 2023 417072 441746
## 2024 428241 454941
## 2025 474038 493601
## 2026 529133 553588
## 2027 577966 597170
## 2028 592660
```

Objets ts - Extraction de l'index

- La fonction `tsp` permet d'extraire les propriétés d'un objet `ts` ou `mts`

```
tsp(retail_ts)
```

```
## [1] 1997.167 2028.833 12.000
```

- Extraction de l'index

```
retail2022 <- window(retail_ts, start=c(2022,1), end=c(2022,12))
time(retail2022)
```

```
##           Jan           Feb           Mar           Apr           May           Jun           Jul           Aug
## 2022 2022.000 2022.083 2022.167 2022.250 2022.333 2022.417 2022.500 2022.583
##           Sep           Oct           Nov           Dec
## 2022 2022.667 2022.750 2022.833 2022.917
```

- Conversion de l'index au format numérique

```
library(lubridate)
as.numeric(time(retail2022))
```

```
## [1] 2022.000 2022.083 2022.167 2022.250 2022.333 2022.417 2022.500 2022.583
## [9] 2022.667 2022.750 2022.833 2022.917
```

Les objets `tsibble`

- La librairie `tsibble` fournit une structure de type `tidy` pour les données temporelles ainsi que des outils pour le traitement de ces données
- Les objets de la classe `tsibble` possèdent deux attributs principaux:
 - `index` est la variable qui représente le temps (qui permet d'ordonner du passé au présent)
 - `key` identifie (éventuellement) la série (unité d'observation)
- Chaque observation est identifiée de manière unique par la combinaison `index` et `key`

Conversion des données growthofmoney

- On utilise la fonction `as_tsibble()`

```
library(tsibble)
gmoney_tsbl <- growthofmoney %>% as_tsibble()
gmoney_tsbl
```

```
## # A tibble: 38 x 3
##   index key      value
##   <qtr> <chr>   <dbl>
## 1 1970 Q2 TG1.TGO     0
## 2 1970 Q3 TG1.TGO     1
## 3 1970 Q4 TG1.TGO     1
## 4 1971 Q1 TG1.TGO    2.5
## 5 1971 Q2 TG1.TGO   -6
## 6 1971 Q3 TG1.TGO    4.5
## 7 1971 Q4 TG1.TGO   -0.5
## 8 1972 Q1 TG1.TGO    -1
## 9 1972 Q2 TG1.TGO    0.5
## 10 1972 Q3 TG1.TGO   -1.5
## # i 28 more rows
```


Conversion des données NelPlo

- La transformation d'un objet de type `mts` en objet `tsibble` produit un jeu de données au format long

```
nelplo_tsbl <- NelPlo %>% as_tsibble()
nelplo_tsbl %>% filter(index>1980 & key=="gnp.capita")
```

```
## # A tibble: 8 x 3
##   index key      value
##   <dbl> <chr>    <dbl>
## 1  1981 gnp.capita  8.34
## 2  1982 gnp.capita  8.31
## 3  1983 gnp.capita  8.33
## 4  1984 gnp.capita  8.39
## 5  1985 gnp.capita  8.41
## 6  1986 gnp.capita  8.43
## 7  1987 gnp.capita  8.46
## 8  1988 gnp.capita  8.49
```

Conversion des données NelPlo

- Les 14 séries sont identifiées par la variable key

```
nelplo_tsbl %>% distinct(key)
```

```
## # A tibble: 14 x 1
##   key
##   <chr>
## 1 cpi
## 2 ip
## 3 gnp.nom
## 4 vel
## 5 emp
## 6 int.rate
## 7 nom.wages
## 8 gnp.def
## 9 money.stock
## 10 gnp.real
## 11 stock.prices
## 12 gnp.capita
## 13 real.wages
## 14 unemp
```

Conversion des données retail

```
retail_tsbl <- retail_ts %>% as_tsibble()  
head(retail_tsbl)
```

```
## # A tibble: 6 x 2  
##       index value  
##       <mth> <dbl>  
## 1  1997 mars 130683  
## 2  1997 avril 131244  
## 3   1997 mai 142488  
## 4  1997 juin 147175  
## 5  1997 juil. 152420  
## 6  1997 août 151849
```

Exercice

- Convertissez les données PIB en objet `mts`
- Convertissez les données PIB en objet `tsibble`

Section 4

Définitions

Série temporelle et processus stochastique

- Série temporelle univariée à temps discret = ensemble d'observations dans \mathbb{R} enregistrées à un temps spécifique $t \in \mathbb{Z}$
- En statistique l'observation x est considérée comme la réalisation d'une **variable aléatoire** X
- Une série temporelle $(x_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ sera considérée comme la réalisation d'un **processus stochastique** $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$
- Processus stochastique \Rightarrow pour tout $t \in \mathbb{Z}$ fixé, X_t est une variable aléatoire réelle
- L'objectif est d'étudier les caractéristiques principales de ce processus (tendance, variation saisonnière), de le modéliser et de faire des prévisions

Stationnarité

- Dans de très nombreux cas, on ne peut pas renouveler la suite de mesures dans des conditions identiques
- Pour que le modèle déduit à partir d'une suite d'observations ait un sens, il faut que toute portion de la trajectoire observée fournisse des informations sur la loi du processus et que des portions différentes, mais de même longueur, fournissent les mêmes indications. D'où la notion de stationnarité.
- Un processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ est (faiblement) stationnaire si son espérance et ses autocovariances sont invariantes par translation dans le temps :
 - $\forall t \in \mathbb{Z} : \mathbb{E}(X_t) = \mu$
 - $\forall t \in \mathbb{Z}, \forall h \in \mathbb{Z} : \text{Cov}(X_t, X_{t-h})$ dépend de l'intervalle h , mais pas de t

Fonction d'autocovariance et d'autocorrélation

- La fonction d'autocorrélation (ACF) est la corrélation entre x_t et x_{t-1} , x_{t-2} , x_{t-3} , etc ... :

$$\rho_j = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t-j})}{\sqrt{\text{Var}(y_t) \cdot \text{Var}(y_{t-j})}}$$

- Elle permet d'identifier une structure dans la série temporelle

Fonction d'autocorrélation avec `acf()`

- Pour les objets de la classe `ts` ou `'mts'` on peut utiliser la fonction `acf()` (cette fonction produit un graphique par défaut)

```
acf(NelPlo[, 'cpi'], plot=FALSE)
```

```
##
## Autocorrelations of series 'NelPlo[, "cpi"]', by lag
##
##      0      1      2      3      4      5      6      7      8      9     10     11     12
## 1.000 0.966 0.928 0.889 0.853 0.818 0.784 0.748 0.712 0.677 0.645 0.615 0.585
##      13     14     15     16     17     18     19     20     21
## 0.558 0.533 0.509 0.489 0.469 0.450 0.431 0.412 0.396
```

- La corrélation entre le cpi à l'instant t et le cpi à l'instant $t - 1$ (une année avant) est de 0.966

Fonction d'autocorrélation avec ACF()

- Pour les objets de la classe `tsibble` on peut utiliser la fonction `ACF()` de la librairie `feasts`

```
library(feasts)
```

```
## Le chargement a nécessité le package : fabletools
```

```
nelplo_tsbl %>%  
  filter(key=="cpi") %>%  
  ACF(value)
```

```
## # A tibble: 21 x 3  
##   key      lag  acf  
##   <chr> <cf_lag> <dbl>  
## 1 cpi      1Y 0.966  
## 2 cpi      2Y 0.928  
## 3 cpi      3Y 0.889  
## 4 cpi      4Y 0.853  
## 5 cpi      5Y 0.818  
## 6 cpi      6Y 0.784  
## 7 cpi      7Y 0.748  
## 8 cpi      8Y 0.712  
## 9 cpi      9Y 0.677  
## 10 cpi     10Y 0.645  
## # i 11 more rows
```

Bruit blanc (white noise)

- Un bruit blanc ϵ_t est une série de variables aléatoires **non corrélées** de moyenne nulle et de variance constante
- $(\epsilon_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ est un bruit blanc faible si :
 - Son espérance est égale à 0: $\forall t \in \mathbb{Z} : \mathbb{E}(\epsilon_t) = 0$
 - Sa variance est constante: $\mathbb{E}(\sigma_t^2) = \sigma^2$
 - La covariance entre (ϵ_t) et (ϵ_{t-h}) est nulle :
 $\forall t \in \mathbb{Z}, \forall h \in \mathbb{Z} : \text{Cov}(\epsilon_t, \epsilon_{t-h}) = 0$
- Un bruit blanc gaussien ϵ_t est une série de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d), suivant une loi normale $N(0, \sigma_z^2)$ de moyenne nulle et de variance σ_z^2
- Un bruit blanc est une série **strictement stationnaire**

Bruit blanc gaussien - Simulation

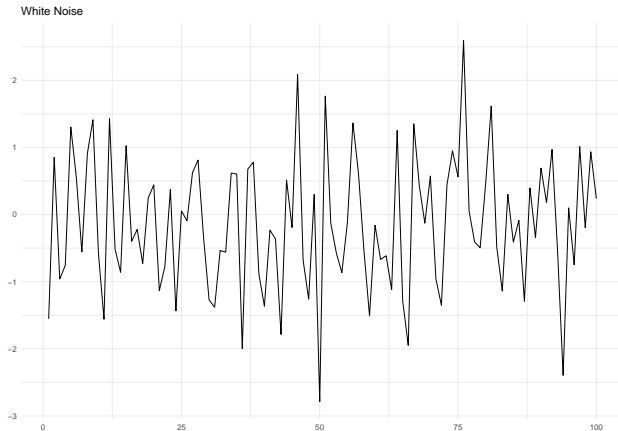
- On simule un bruit blanc gaussien en générant 100 nombres aléatoires issus d'une loi normale $N(0, 1)$

```
bbg <- ts(rnorm(100))  
window(bbg, start=1, end=10)
```

```
## Time Series:  
## Start = 1  
## End = 10  
## Frequency = 1  
## [1] -1.5530258  0.8508454 -0.9601762 -0.7575441  1.3047218  0.5531543  
## [7] -0.5582228  0.9122426  1.4123352 -0.5797472
```

Bruit blanc gaussien - Graphique

```
library(ggfortify)
autoplot(bbg)+
  ggtitle("White Noise")
```



Test de Portmanteau

- A l'issue d'une modélisation, il nous faudrait idéalement obtenir un signal résiduel qui ne contient plus d'information temporelle
- Dans le cadre des modèles ARMA, on souhaite que le résidu soit un bruit blanc (faible), c'est-à-dire sans dépendance temporelle linéaire
- On peut tester la **blancheur** d'une série $y_t, t = 1, \dots, T$ en utilisant le test de Portmanteau
- La statistique de Portmanteau est calculée à partir des k premiers coefficients d'autocorrélation $Q_k = T \sum_{h=1}^k \hat{\rho}^2(h)$ où k est un décalage choisi par l'utilisateur et ρ_j l'estimateur du coefficient d'autocorrélation d'ordre h de la série y_t

Test de Portmanteau - Exemple

- On peut utiliser les fonctions `box_pierce()` et `ljung_box()` (pour les petits échantillons) de la librairie `feasts`
- Par défaut $k = 1$ (argument `lag=1`)
- Hypothèse H_0 : pas d'autocorrélation

```
box_pierce(rnorm(100))
```

```
##      bp_stat bp_pvalue  
## 0.6837863 0.4082860
```

- La p-valeur est supérieure à 0.05, on accepte H_0
- A noter: quand le test est appliqué non sur des v.a. indépendantes, mais sur les résidus d'un ajustement estimant m paramètres, on utilise le paramètre `dof` (degrees of freedom, degrés de liberté)

Marche aléatoire (random walk)

- La série $y_t = y_{t-1} + \epsilon_t$ est une **marche aléatoire**
- Une série suivant une marche aléatoire prend, à deux dates consécutives, des valeurs proches et la variation par rapport à la date précédente est **indépendante du passé** (c'est un bruit blanc)
- En exprimant y_{t-1} en fonction de y_{t-2}, \dots et d'une valeur initiale y_0 on obtient : $y_t = y_0 + \epsilon_1 + \epsilon_2 + \dots + \epsilon_t$
- Espérance: $E(y_t) = y_0$
- Variance: $\text{var}(y_t) = t \cdot \sigma_\epsilon^2$
- Covariance: $\text{cov}(y_t, y_{t+k}) = t \cdot \sigma_\epsilon^2, (k > 0)$
- Il s'agit d'une série non-stationnaire car ni la variance ni l'autocorrélation ne sont constantes

Marche aléatoire (random walk) - Simulation

- On simule une marche aléatoire avec un bruit blanc gaussien de moyenne 0 et d'écart type 1

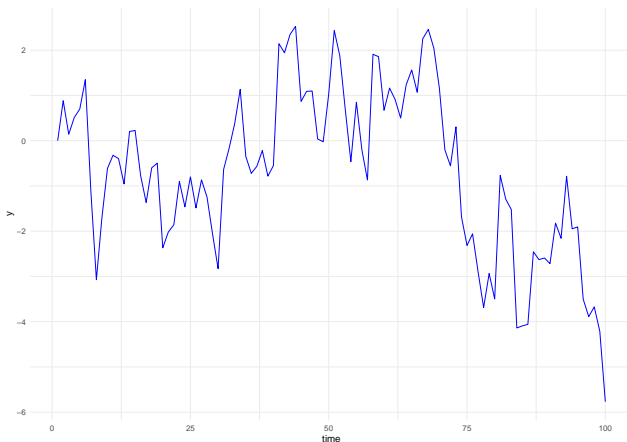
```
tmax <- 100
wnoise <- rnorm(99, mean=0, sd=1)
y <- rep(0,tmax)

for (t in 2:tmax) {
  y[t] = y[t-1] + wnoise[t-1]
}
rw <- tibble(time=1:tmax, y=y)
rw
```

```
## # A tibble: 100 x 2
##   time     y
##   <int> <dbl>
## 1     1     0
## 2     2 0.884
## 3     3 0.143
## 4     4 0.511
## 5     5 0.701
## 6     6 1.35
## 7     7 -1.11
## 8     8 -3.07
## 9     9 -1.70
## 10    10 -0.614
## # i 90 more rows
```

Marche aléatoire (random walk) - Graphique

```
ggplot(rw) + geom_line(aes(x=time, y=y), colour="blue")
```



Marche aléatoire avec dérive (random walk with drift)

- La série $y_t = \alpha + y_{t-1} + \epsilon_t$ est une **marche aléatoire** avec dérive
- En exprimant y_{t-1} en fonction de y_{t-2}, \dots et d'une valeur initiale y_0 on obtient : $y_t = \alpha \cdot t + y_0 + \epsilon_1 + \epsilon_2 + \dots + \epsilon_t$
- Espérance: $E(y_t) = \alpha \cdot t + y_0$
- Variance: $var(y_t) = t \cdot \sigma_z^2$
- Covariance: $cov(y_t, y_{t+k}) = t \cdot \sigma_z^2, (k > 0)$

Marche aléatoire avec dérive - Simulation

```
tmax <- 100
alpha <- 0.8

wnoise <- rnorm(99, mean=0, sd=1)
y <- rep(0,tmax)

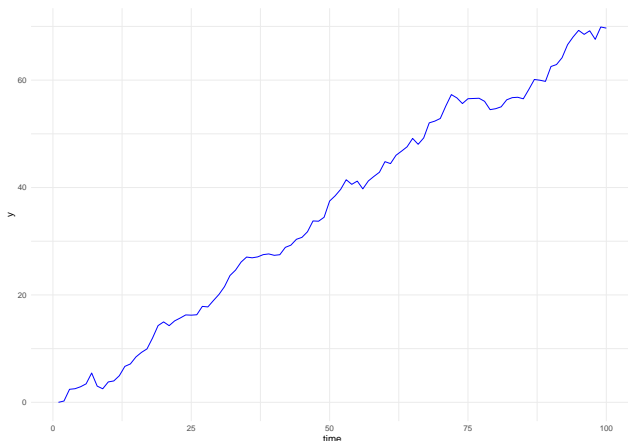
for (t in 2:tmax) {
  y[t] = alpha + y[t-1] + wnoise[t-1]
}
rwd <- tibble(time=1:tmax, y=y)
rwd
```

```
## # A tibble: 100 x 2
##   time     y
##   <int> <dbl>
## 1     1  0
## 2     2 0.245
## 3     3 2.43
## 4     4 2.54
## 5     5 2.91
## 6     6 3.44
## 7     7 5.46
## 8     8 3.02
## 9     9 2.52
## 10    10 3.80
## # i 90 more rows
```

Marche aléatoire avec dérive - Graphique

- Le graphique de y_t en fonction du temps est donc celui d'une droite à laquelle est superposée une marche aléatoire

```
ggplot(rwd) + geom_line(aes(x=time, y=y), colour="blue")
```



Exercice

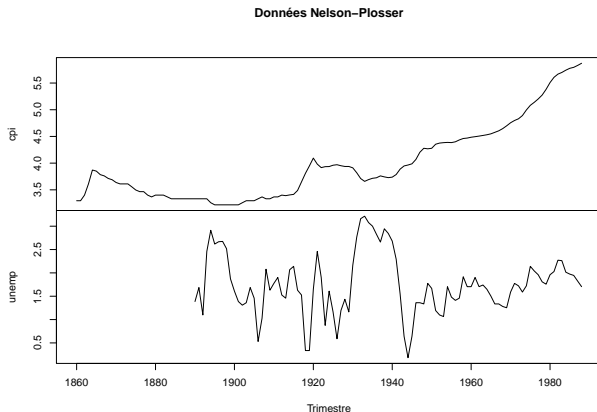
- Simulez une série temporelle $y_t, t = 1, \dots, 1000$ représentant bruit blanc gaussien suivant une loi normale $N(0, 3)$ de moyenne 0 et d'écart type 3
- Calculez la moyenne, l'écart-type et les coefficients d'autocorrélation de la série
- Construisez une série y_t représentant une marche aléatoire avec $y_0 = 1.39$ (données Nelson-Plosser) et $\sigma_\epsilon^2 = 0.41$
- Calculez les coefficients d'autocorrélation de la série
- Réalisez un test de Portmanteau sur la série, que concluez vous ?

Section 5

Analyse descriptive et représentations graphiques

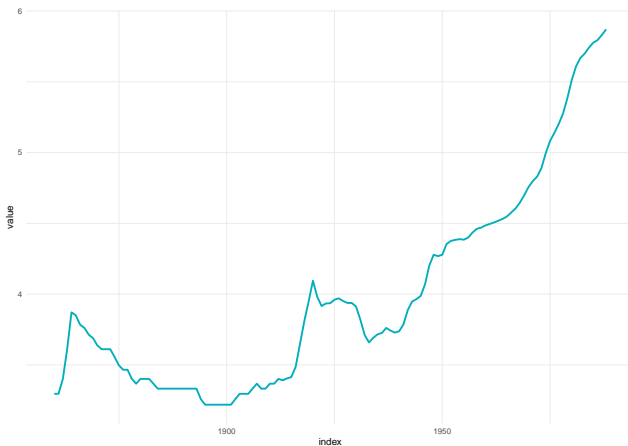
Représenter des séries temporelles: chronogramme

- Chronogramme: diagramme des points (x =date, y =valeur de l'observation)
- Pour un objet de la classe `ts` on peut utiliser la méthode générique `plot()`



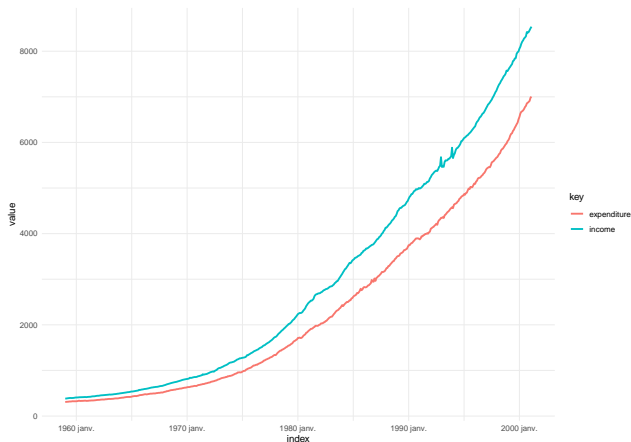
Chronogramme - Données Nelson Plosser - Price index

```
nelplo_tsbl %>% filter(key=="cpi") %>%  
  ggplot(aes(x = index, y = value))+  
    geom_line(color = "#00AFBB", size = 1)
```



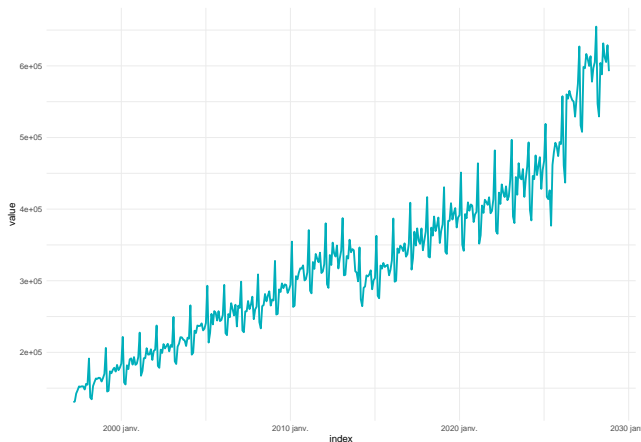
Chronogramme - Données USIncExp

```
USIncExp %>% as_tsibble() %>%  
  ggplot(aes(x = index, y = value))+  
    geom_line(aes(color = key), size = 1)
```



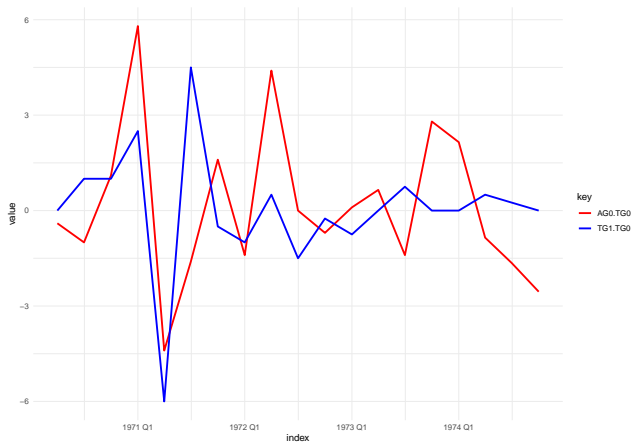
Chronogramme - Données retail

```
retail_tsbl %>%  
  ggplot(aes(x = index, y = value))+  
    geom_line(color = "#00AFBB", size = 1)
```



Chronogramme - Séries growthofmoney

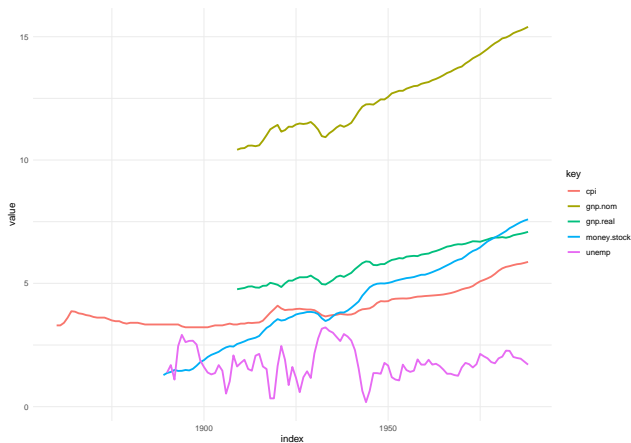
```
ggplot(gmoney_tsbl, aes(x = index, y = value)) +  
  geom_line(aes(color = key), size = 1) +  
  scale_color_manual(values = c("red", "blue"))
```



Séries du jeu de données nelplo (Nelson-Plosser)

```
nelplo_tsbl %>% filter(key %in% c("gnp.nom", "gnp.real", "unemp", "cpi", "money.stock")) %>%
  ggplot(aes(x = index, y = value)) +
  geom_line(aes(color = key), size = 1)
```

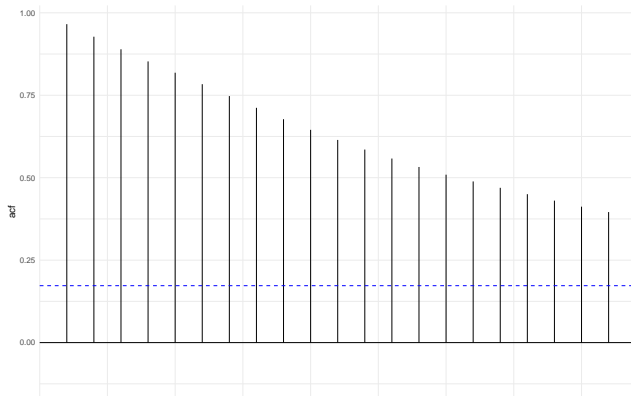
Warning: Removed 157 rows containing missing values ('geom_line()').



Fonction d'autocorrélation - Données Nelson-Plosser - Price index

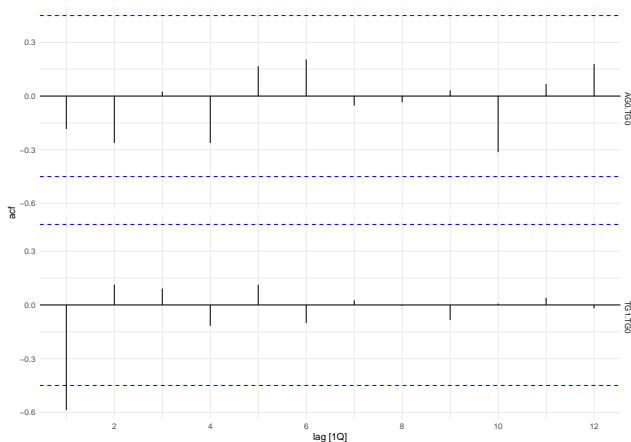
- On peut représenter simplement la fonction d'autocorrélation obtenue avec la fonction `ACF()`

```
nelplo_tsbl %>% filter(key=="cpi") %>%  
  ACF(value) %>% autoplot()
```



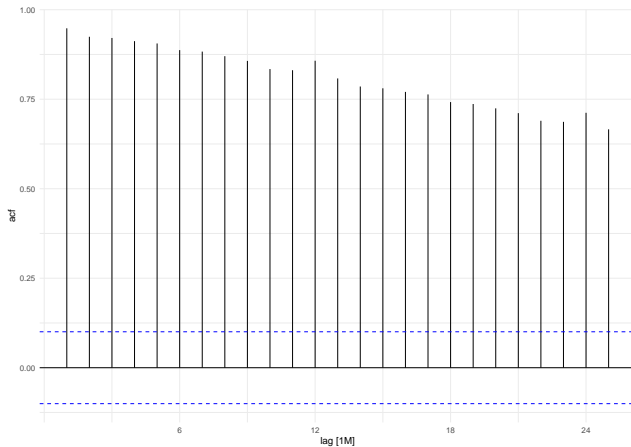
Représentation de la fonction d'autocorrélation - Données growthofmoney

```
gmoney_tsbl %>% ACF() %>% autoplot()
```



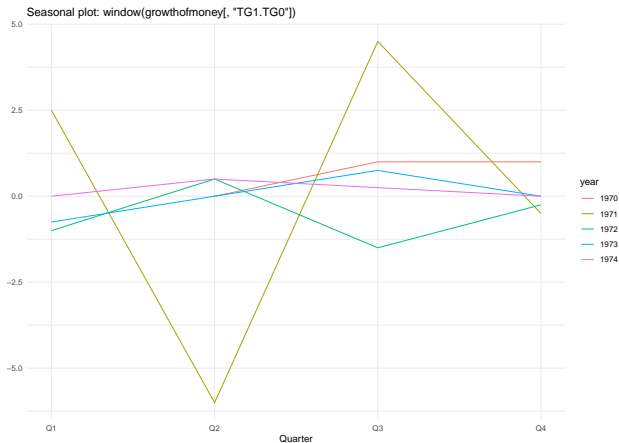
Autocorrélation - Données retail

```
retail_tsbl %>% ACF() %>% autoplot()
```



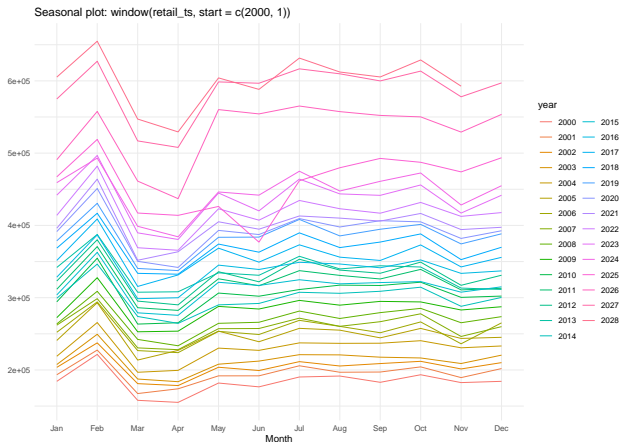
Season plot - Données growthofmoney

```
library(forecast)
ggseasonplot(window(growthofmoney[, "TG1.TG0"])))
```



Season plot - Données retail

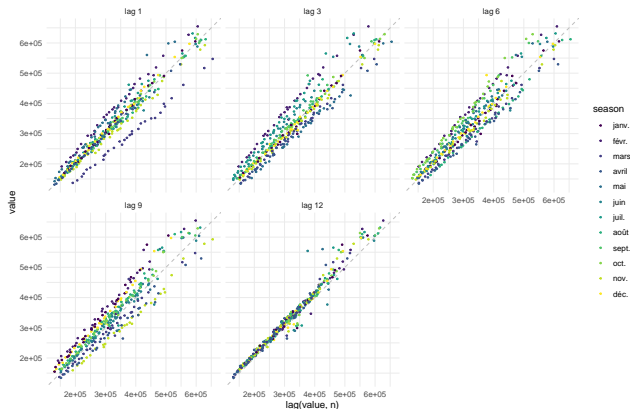
```
ggseasonplot(window(retail_ts, start=c(2000,1)))
```



Lag plot - Données retail

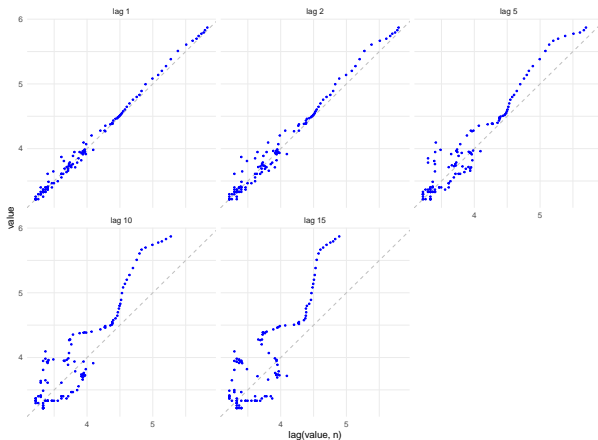
- Le 'lag plot' représente la série temporelle et ses valeurs précédentes

```
retail_tsbl %>% gg_lag(y=value, geom="point", size=0.5, lags=c(1,3,6,9,12))
```



Lag plot - Données Nelson-Plosser- Série cpi

```
nelplo_tsbl %>% filter(key=='cpi') %>%  
  gg_lag(y=value, geom="point", size=0.5, colour="blue", lags=c(1,2,5,10,15))
```



Exercice

- Représentez les séries des données PIB (chronogramme, fonction d'autocorrélation, lag plot)

Section 6

Régression Linéaire

Le modèle de régression linéaire simple

- Modèle de régression linéaire simple (une seule variable indépendante):

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 \cdot x_i + \epsilon_i$$

- Les observations sont indicées par i , ($i = 1, \dots, N$)
- y_i est la variable **expliquée** (dépendante)
- x_i est la variable **explicative** (indépendante)
- β_1 et β_2 sont les **paramètres** (à estimer)
- ϵ_i est le **résidu** (écart aléatoire, erreur)
- L'équation de la droite de régression est déterminée par la pente (slope) (β_0) et l'intercept (β_1) :

$$E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 \cdot x$$

Hypothèses de base du modèle linéaire

- On parle de Moindres Carrés Ordinaires (MCO) ou Ordinary Least Square model (OLS) car l'objectif lors de l'estimation est de minimiser la somme des erreurs au carré $\sum_i \epsilon_i^2$
- Les hypothèses de base concernent la distribution de probabilité des résidus ϵ_i :
 - Hypothèse 1 : ϵ_i suit une distribution normale $N(\mu, \sigma^2)$
 - Hypothèse 2 : l'espérance de ϵ_i est nulle : $\forall i, E(\epsilon_i) = 0$
 - Hypothèse 3 : la variance de ϵ_i est constante (homoscédasticité):
 $\forall i, V(\epsilon_i) = \sigma^2$
 - Hypothèse 4 : la covariance entre deux observations est nulle:
 $\forall i \neq j, Cov(\epsilon_i, \epsilon_j) = 0$, il n'y a pas d'autocorrélation des résidus, ils sont sériellement indépendants

Régression linéaire simple - Données Nelson-Plosser

- On considère les données Nelson-Plosser à partir de l'année 1909 (toutes les séries complètes)
- On utilise la fonction `spread` pour passer du format "long" au format "large"

```
nelplo1909 <- nelplo_tsbl %>%
  filter(index>=1909) %>%
  spread(key = key, value=value)
nelplo1909
```

```
## # A tibble: 80 x 15
##   index  cpi  emp gnp.capita gnp.def gnp.nom gnp.real int.rate ip
##   <dbl> <dbl> <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl> <dbl>
## 1 1909  3.33  10.5    7.16    3.37    10.4    4.76    3.77  2.30
## 2 1910  3.37  10.5    7.17    3.40    10.5    4.79    3.8   2.36
## 3 1911  3.37  10.5    7.18    3.39    10.5    4.81    3.9   2.32
## 4 1912  3.40  10.5    7.22    3.43    10.6    4.87    3.9   2.46
## 5 1913  3.39  10.6    7.21    3.44    10.6    4.88    4     2.53
## 6 1914  3.40  10.5    7.14    3.45    10.6    4.83    4.1   2.46
## 7 1915  3.41  10.5    7.12    3.48    10.6    4.82    4.15  2.61
## 8 1916  3.49  10.6    7.18    3.60    10.8    4.90    4.05  2.78
## 9 1917  3.65  10.6    7.18    3.81    11.0    4.91    4.05  2.79
## 10 1918  3.81  10.7    7.29    3.96    11.2    5.02    4.75  2.77
## # i 70 more rows
## # i 6 more variables: money.stock <dbl>, nom.wages <dbl>, real.wages <dbl>,
## #   stock.prices <dbl>, unemp <dbl>, vel <dbl>
```

Régression linéaire simple - Exemple 1

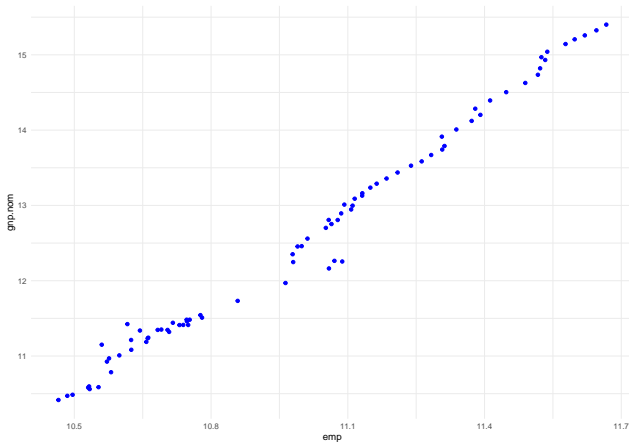
- On commence par un modèle bivarié:
 - variable expliquée y = gnp.nom (PNB, millions de dollars)
 - variable explicative x = emp (emploi, milliers de personnes)
- Note: on ne tient pas compte ici de l'aspect 'série temporelle' des données

```
nelplo1909 %>% select(index, gnp.nom, emp)
```

```
## # A tibble: 80 x 3
##   index gnp.nom   emp
##   <dbl>   <dbl> <dbl>
## 1  1909    10.4  10.5
## 2  1910    10.5  10.5
## 3  1911    10.5  10.5
## 4  1912    10.6  10.5
## 5  1913    10.6  10.6
## 6  1914    10.6  10.5
## 7  1915    10.6  10.5
## 8  1916    10.8  10.6
## 9  1917    11.0  10.6
## 10 1918    11.2  10.7
## # i 70 more rows
```

Régression linéaire simple - Visualisation

```
nelplo1909 %>%  
  ggplot(aes(emp, gnp.nom)) +  
    geom_point(colour="blue")
```



Régression linéaire simple - Estimation

- L'estimation des paramètres se fait avec la fonction `lm` (Linear Models)

```
mod1 <- lm(gnp.nom ~ emp, data=nelplo1909)
summary(mod1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = gnp.nom ~ emp, data = nelplo1909)
##
## Residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.67204	-0.06295	0.01739	0.08368	0.46104

```
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-33.27558	0.64326	-51.73	<2e-16 ***
emp	4.16700	0.05841	71.33	<2e-16 ***

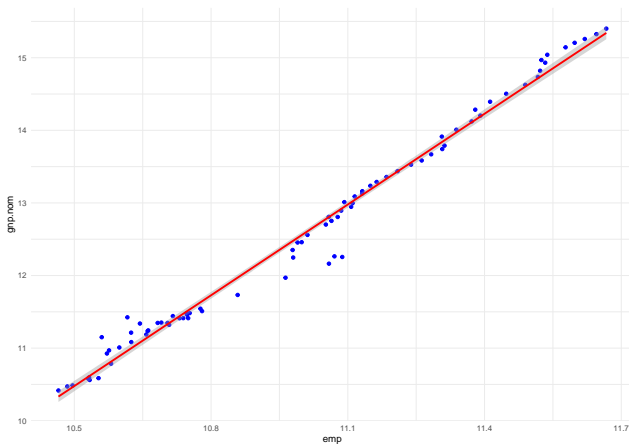
```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.1814 on 78 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9849, Adjusted R-squared:  0.9847
## F-statistic: 5089 on 1 and 78 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Régression linéaire simple - Coefficients

- Un test avec $H_0: \beta = 0$ est réalisé pour chacun des coefficients
- Le coefficient associé à la variable explicative emp (emploi) est statistiquement significatif (p-valeur < 0.001)
- La valeur de R^2 (variance expliquée) est élevée

Graphique de la droite de régression

```
ggplot(nelplo1909, aes(x=emp, y=gnp.nom)) +  
  geom_point(colour="blue") +  
  geom_smooth(method='lm', color="red")
```



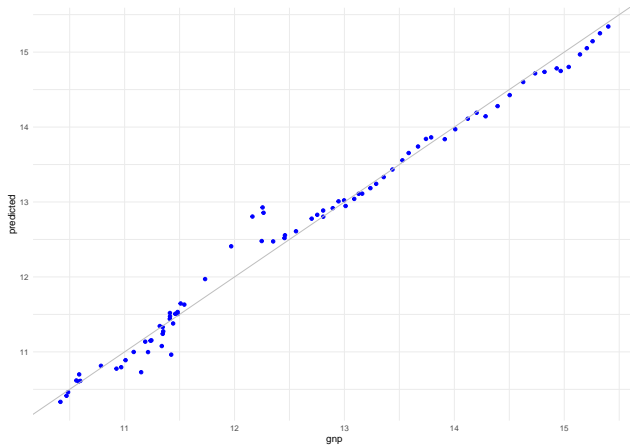
Valeurs observées, valeurs prédites, résidus

- Les valeurs prédites par le modèle se trouvent dans l'attribut `fitted.values`
- Les résidus représentent la différence valeur observée-valeur prédite, ils se trouvent dans l'attribut `residuals`

```
mod1_diag <- tibble(gnp=nelplo1909$gnp.nom, predicted=mod1$fitted.values, residual=mod1$residuals)
mod1_diag
```

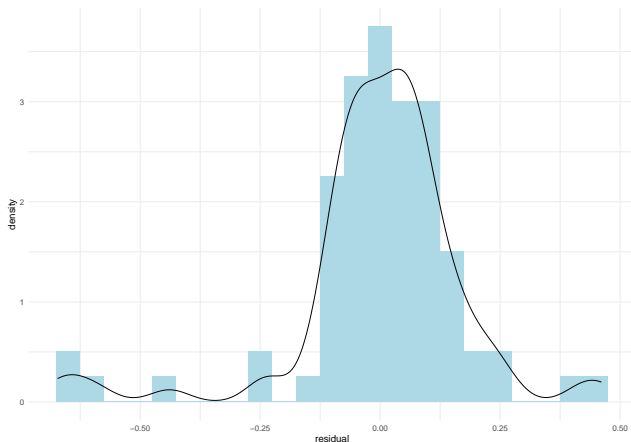
```
## # A tibble: 80 x 3
##   gnp predicted residual
##   <dbl>      <dbl>    <dbl>
## 1  10.4      10.3    0.0835
## 2  10.5      10.4    0.0577
## 3  10.5      10.5    0.0234
## 4  10.6      10.6   -0.0227
## 5  10.6      10.7   -0.113
## 6  10.6      10.6   -0.0572
## 7  10.6      10.6   -0.0163
## 8  10.8      10.8   -0.0287
## 9  11.0      10.9    0.119
## 10 11.2      11.2    0.0897
## # i 70 more rows
```

Graphique valeurs prédites x observées



Distribution des résidus

```
ggplot(mod1_diag, aes(x=residual)) +  
  geom_histogram(aes(y = after_stat(density)), fill="lightblue", binwidth = 0.05) +  
  geom_density(aes(x=residual))
```



Normalité des résidus

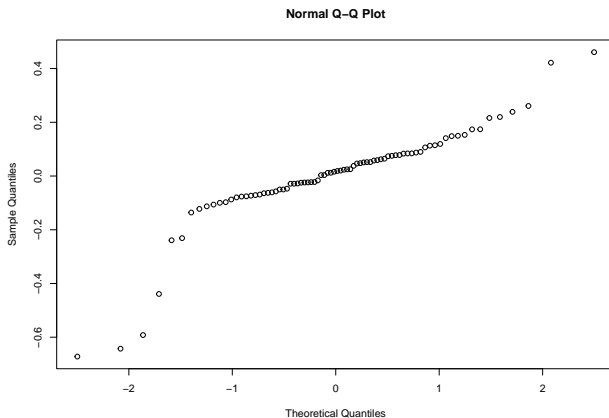
- Pour tester la normalité des résidus on utilise le test de **Shapiro-Wilk**
- Hypothèse H_0 : les résidus suivent une distribution normale
- La p-valeur est inférieure à 0.05, on rejette H_0 : les résidus ne sont pas distribués normalement

```
shapiro.test(mod1_diag$residual)
```

```
##  
## Shapiro-Wilk normality test  
##  
## data:  mod1_diag$residual  
## W = 0.84652, p-value = 1.239e-07
```

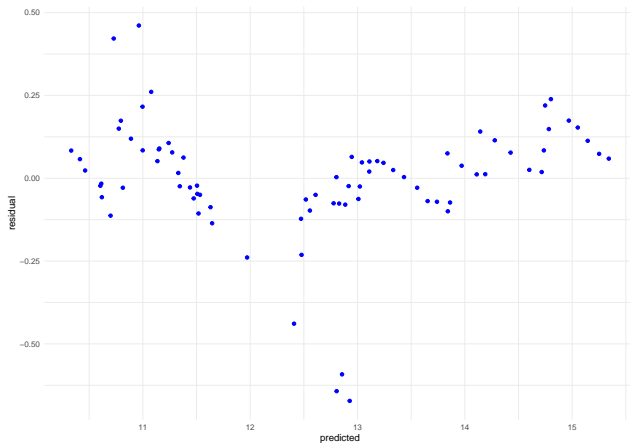
Normalité des résidus - Quantile-Quantile plot

```
qqnorm(mod1_diag$residual)
```



Résidus vs valeurs prédites

```
ggplot(mod1_diag) +  
  geom_point(aes(x=predicted, y=residual), colour="blue")
```



Hétéroscédasticité

- L'homoscédasticité des résidus est une des hypothèses fondamentales du modèle OLS/MCO
- Homoscédasticité = la variance des résidus est constante:

$$\text{Var}(\epsilon_i) = \sigma^2$$

- Hétéroscédasticité = la variance des résidus n'est pas constante:

$$\text{Var}(\epsilon_i) = \sigma_i^2$$

- Si l'hypothèse d'homoscédasticité des résidus est violée, les tests d'hypothèse sur les coefficients β du modèle OLS ne sont plus valides

Tester l'homoscédasticité

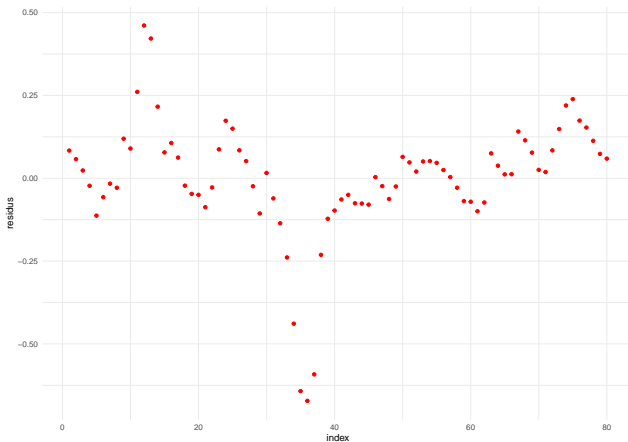
- Le test de **Breusch-Pagan-Godfrey** permet de tester l'homoscédasticité des résidus
- Hypothèse nulle (H_0): homoscédasticité (les résidus ont une variance constante)
- On utilise la fonction `bptest()` de la librairie R `lmtest`
- La p-valeur du test est supérieure à 0.05, on accepte H_0

```
library(lmtest)
bptest(mod1)
```

```
##
## studentized Breusch-Pagan test
##
## data:  mod1
## BP = 0.06942, df = 1, p-value = 0.7922
```

Graphique de la série des résidus

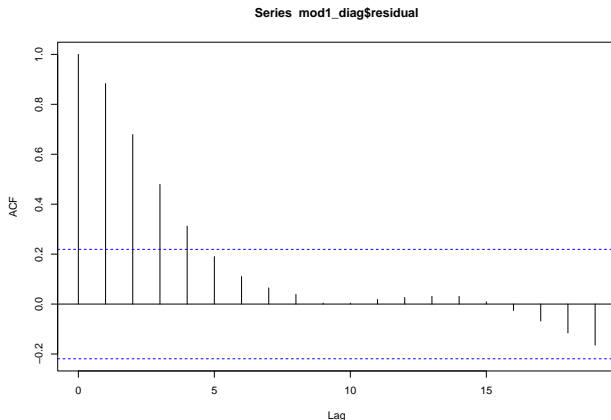
```
gdata <- tibble(index=1:nrow(modi_diag), residus=modi_diag$residual)  
gdata %>% ggplot() + geom_point(aes(x=index, y=residus), color="red")
```



Autocorrélation des résidus - ACF

- Un graphique `acf()` permet de visualiser la fonction d'autocorrélation des résidus

```
acf(mod1_diag$residual)
```



Le test de Durbin-Watson

- Le test de **Durbin-Watson** est un test d'absence d'autocorrélation d'ordre 1 sur les résidus d'une régression linéaire
- On utilise la fonction `dwtest` de la librairie `lmtest`
- Hypothèse nulle (H_0): pas d'autocorrélation des résidus

```
dwtest(mod1)
```

```
##  
## Durbin-Watson test  
##  
## data: mod1  
## DW = 0.23, p-value < 2.2e-16  
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

- Ici on rejette l'hypothèse H_0 , il y a autocorrélation des résidus

Régression linéaire simple - Exemple 2

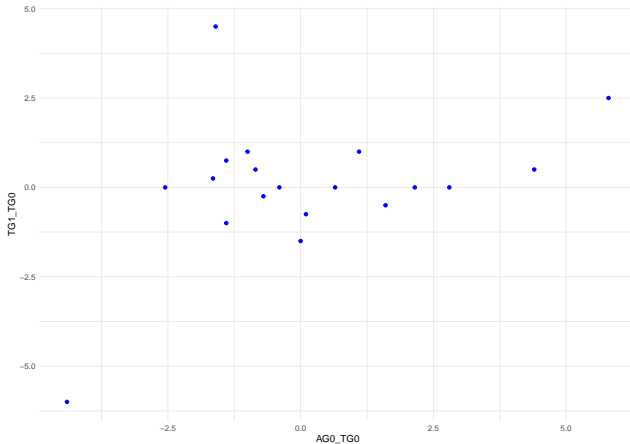
- Modèle de régression sur les données `growthofmoney`
- `TG1.TG0`: difference of current and preceding target for the growth rate of the money supply
- `AG0.TG0`: difference of actual growth rate and target growth rate for the preceding period

```
data("growthofmoney")  
head(growthofmoney)
```

```
##           TG1.TG0 AG0.TG0  
## 1970 Q2         0.0    -0.4  
## 1970 Q3         1.0    -1.0  
## 1970 Q4         1.0     1.1  
## 1971 Q1         2.5     5.8  
## 1971 Q2        -6.0    -4.4  
## 1971 Q3         4.5    -1.6
```

Régression linéaire simple - Données growthofmoney

```
gdata <- tibble(AGO_TG0=growthofmoney[, "AGO.TG0"], TG1_TG0=growthofmoney[, "TG1.TG0"])  
ggplot(gdata) + geom_point(aes(x=AGO_TG0, y=TG1_TG0), color="blue")
```



Régression linéaire simple - Données growthofmoney

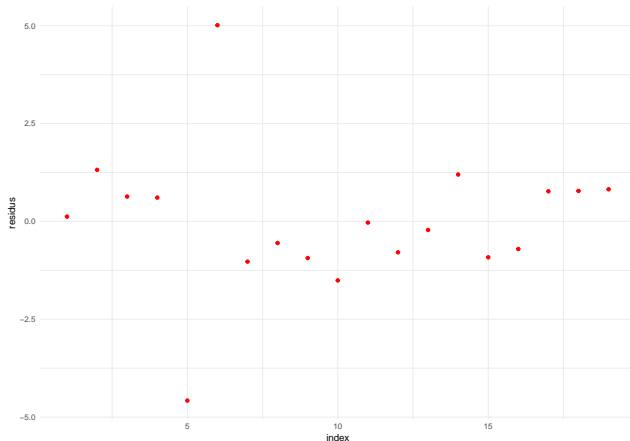
● Estimation du modèle (utilisé par Hetzel dans son article)

```
modelHetzel <- TG1.TG0 ~ AG0.TG0
gom.mod1 <- lm(modelHetzel, data=growthofmoney)
summary(gom.mod1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = modelHetzel, data = growthofmoney)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -4.5779 -0.8534 -0.0299  0.7737  5.0125
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.007322   0.426070   0.017   0.986
## AG0.TG0      0.324858   0.179456   1.810   0.088 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.854 on 17 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1616, Adjusted R-squared:  0.1123
## F-statistic: 3.277 on 1 and 17 DF,  p-value: 0.08797
```

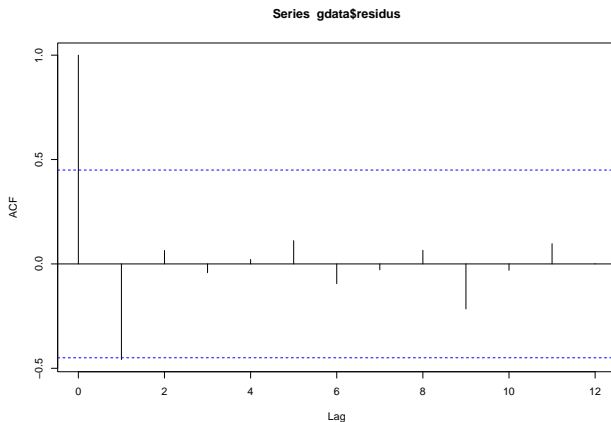
Graphique de la série des résidus - Données growthofmoney

```
gdata <- tibble(index=1:nrow(growthofmoney), residus=gom.mod1$residual)  
gdata %>% ggplot() + geom_point(aes(x=index, y=residus), color="red")
```



Autocorrélation des résidus - Données growthofmoney

```
acf(gdata$residus)
```



Autocorrélation des résidus - Données growthofmoney

- La p-valeur du test de Durbin-Watson est largement supérieure à 0.05, on accepte H_0 , il n'y a pas d'autocorrélation des résidus

```
dwtest(modelHetzel, data=growthofmoney)
```

```
##  
## Durbin-Watson test  
##  
## data: modelHetzel  
## DW = 2.9046, p-value = 0.9839  
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Modèle de régression multivarié

- Modèle de régression multivarié = plusieurs variables indépendantes:

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \cdots + \beta_k \cdot x_k + \epsilon$$

Modèle de régression multivarié - Données Nelson-Plosser

- On souhaite prédire le PNB (`gnp.nom`, millions de dollars) par le taux de chômage, l'indice des prix et l'année
- On utilise la fonction `spread` pour passer du format "long" au format "large"

```
nelplo1909 <- nelplo_tsbl %>%  
  filter(index>=1909) %>%  
  spread(key = key, value=value)  
regdata <- nelplo1909 %>%  
  select(index, gnp.capita, unemp, cpi)
```

Modèle de régression multivarié - Estimation

```
mod2 <- lm(gnp.capita ~ index+unemp+cpi, data=regdata)
summary(mod2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = gnp.capita ~ index + unemp + cpi, data = regdata)
##
## Residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.178391	-0.034936	-0.001147	0.033163	0.181541

```
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-2.679e+01	1.719e+00	-15.583	<2e-16 ***
index	1.775e-02	9.505e-04	18.680	<2e-16 ***
unemp	-1.489e-01	1.231e-02	-12.095	<2e-16 ***
cpi	4.099e-02	3.198e-02	1.282	0.204

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.06824 on 76 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9779, Adjusted R-squared:  0.977
## F-statistic: 1119 on 3 and 76 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Sélection du modèle

- On élimine les variables dont le coefficient n'est pas significativement différent de 0 (p-valeur > 0.05)

```
mod3 <- lm(gnp.capita ~ index+unemp, data=regdata)
summary(mod3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = gnp.capita ~ index + unemp, data = regdata)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.184686 -0.035709 -0.007246  0.032664  0.184953
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -2.883e+01  6.466e-01  -44.59  <2e-16 ***
## index        1.890e-02  3.322e-04   56.88  <2e-16 ***
## unemp       -1.516e-01  1.219e-02  -12.44  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.06852 on 77 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9774, Adjusted R-squared:  0.9768
## F-statistic: 1663 on 2 and 77 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Comparaison de modèles

- Pour comparer des modèles imbriqués, on peut utiliser un critère d'information (AIC ou BIC)

```
AIC(mod1, mod2, mod3)
```

```
## # A tibble: 3 x 2
##   df    AIC
##   <dbl> <dbl>
## 1     3 -42.2
## 2     5 -197.
## 3     4 -197.
```

- On retient le modèle ayant le plus faible AIC, ici le modèle 3

Test de changement structurel

- Soit le modèle de régression linéaire standard:

$$y_i = x_i^T \beta_i + u_i \quad (i = 1, \dots, N)$$

où y_i est l'observation de la variable dépendante et le vecteur $x_i = (1, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ l'observation des variables indépendantes au temps i

- Les tests de changement structurel proposent de tester l'hypothèse

$$H_0 : \beta_i = \beta_0 \quad (i = 1, \dots, N)$$

- Le test de **Chow** permet d'identifier un éventuel changement structurel dans les données au point fourni **a priori** par l'utilisateur
- Le rejet de l'hypothèse H_0 signifie qu'un meilleur ajustement peut être obtenu avec deux droites de régression (i.e. les paramètres du modèle ne sont pas stables)

Test de Chow - Données growthofmoney

- On utilise la librairie strucchange (voir [article](#))
- On reproduit ici l'exemple W. Krämer & H. Sonnberger (1986), The Linear Regression Model under Test. Heidelberg: Physica (voir p. 138): test de changement structurel au premier trimestre 1974
- La p-valeur est supérieure à 0.05, on rejette H_0 , il n'y a pas de changement structurel au premier trimestre 1974

```
sctest(modelHetzl, point=c(1973,4), data=growthofmoney, type="Chow")
```

```
##  
## Chow test  
##  
## data: modelHetzl  
## F = 0.37876, p-value = 0.6911
```

Test de changement structurel - Données Nelson-Plosser

- Pour la série du PNB nominal (log) on teste un changement structurel en 1933

```
rdata <- Nelson_Plosser[,c("year", "gnp.nom")]
rdata[, "logGNP"] = log(rdata[, "gnp.nom"])
rdata <- rdata[rdata$year>=1909,]
rdata <- ts(rdata, start=1909)
window(rdata, end=1916)
```

```
## Time Series:
## Start = 1909
## End = 1916
## Frequency = 1
##      year  gnp.nom  logGNP
## 1909 1909 10.41631 2.343373
## 1910 1910 10.47164 2.348670
## 1911 1911 10.48570 2.350013
## 1912 1912 10.58152 2.359109
## 1913 1913 10.58658 2.359588
## 1914 1914 10.56101 2.357169
## 1915 1915 10.59663 2.360536
## 1916 1916 10.78519 2.378174
```

Test de changement structurel - Données Nelson-Plosser

- La p-valeur du test est inférieure à 0.05, on rejette H_0

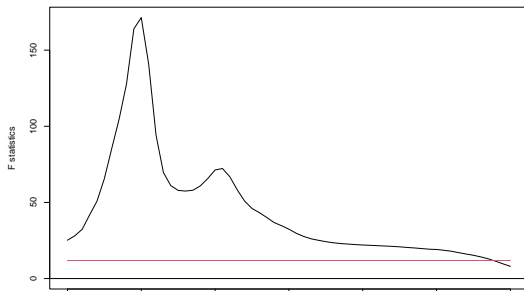
```
library(strucchange)
model <- logGNP ~ year
sctest(model, point=c(1933,1), data=rdata, type="Chow")
```

```
##
## Chow test
##
## data: model
## F = 34.825, p-value = 1.841e-11
```


Test de changement structurel - Extension

- La librairie strucchange propose une extension du test de Chow: le changement structurel est recherché sur un intervalle
- La statistique F est calculée pour chacun des points de l'intervalle
- On rejette H_0 pour des valeurs élevées de F (supérieure au seuil représenté par la ligne rouge)

```
fs <- Fstats(model, from = c(1920,1), to = c(1980,1), data = rdata)
plot(fs)
```



Test de changement structurel - Extension

Exercice

- Analysez les résidus de la régression

```
mod3 <- lm(gnp.capita ~ index+unemp, data=regdata)
```

- Les résidus sont-ils normalement distribués ?
- Sont-ils autocorrélés ?
- Leur variance est-elle constante ?

Section 7

Décomposition d'une série temporelle (moyennes mobiles)

Composants d'une série temporelle

- Une série temporelle peut être décomposée en trois éléments:
 - Tendence
 - Saisonnalité
 - Résidus

Décomposition avec la librairie feasts

- La librairie feasts propose deux méthodes de décomposition (classique et STL)
- La décomposition classique utilise les moyennes mobiles, la saisonnalité peut être additive ou multiplicative

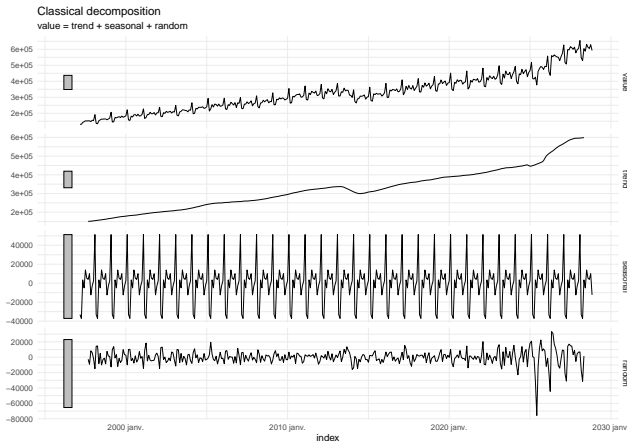
```
dcmp <- retail_tsbl %>%
  model(classical_decomposition(value))
components(dcmp)
```

```
## # A tibble: 381 x 7
##   .model          index value trend seasonal random season_adjust
##   <chr>          <mth> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 classical_decomposit~ 1997 mars 130683 NA -33112. NA 163795.
## 2 classical_decomposit~ 1997 avril 131244 NA -37134. NA 168378.
## 3 classical_decomposit~ 1997 mai 142488 NA 3459. NA 139029.
## 4 classical_decomposit~ 1997 juin 147175 NA -4965. NA 152140.
## 5 classical_decomposit~ 1997 juil. 152420 NA 13966. NA 138454.
## 6 classical_decomposit~ 1997 août 151849 NA 5222. NA 146627.
## 7 classical_decomposit~ 1997 sept. 152586 151200. 4004. -2619. 148582.
## 8 classical_decomposit~ 1997 oct. 152476 151599. 10017. -9140. 142459.
## 9 classical_decomposit~ 1997 nov. 148158 152172. -12342. 8329. 160500.
## 10 classical_decomposit~ 1997 déc. 155987 153087. -2997. 5897. 158984.
## # i 371 more rows
```

Décomposition avec la librairie feasts - Graphique

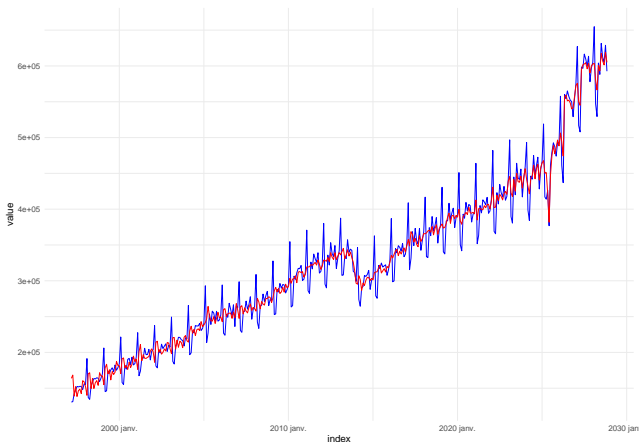
```
components(dcmp) %>% autoplot()
```

```
## Warning: Removed 6 rows containing missing values ('geom_line()').
```



Décomposition avec la librairie feasts - Graphique

```
components(dcmp) %>% ggplot() +  
  geom_line(aes(x=index,y=value), colour="blue") +  
  geom_line(aes(x=index,y=season_adjust), colour="red")
```



Section 8

Transformation des données et stabilisation de la variance

Tendance linéaire

- Une série temporelle dont l'évolution est une fonction **déterministe** du temps est non-stationnaire
- Une série dont l'évolution autour d'une fonction déterministe du temps est stationnaire est dite stationnaire à une tendance près (trend stationary)
- On peut décrire une tendance linéaire par le modèle

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 \cdot t + \epsilon_t$$

- y_t est non-stationnaire si $\beta_1 \neq 0$, la moyenne de y_t est

$$\mu_t = \beta_0 + \beta_1 \cdot t$$

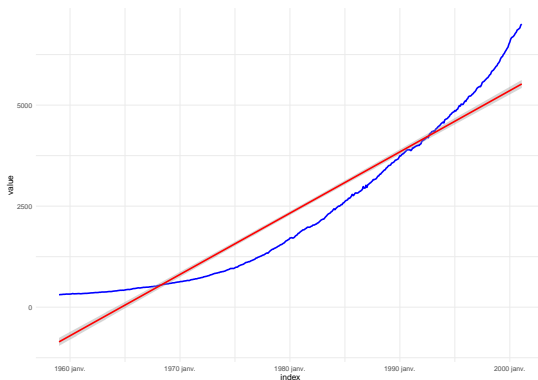
Tendance linéaire - Test

- On peut tester l'hypothèse $\beta_1 \neq 0$ (existence d'une tendance) en ajustant un modèle MCO sur les données (cette approche est valide si les erreurs ϵ_t sont un bruit blanc non corrélé)
- On peut ajuster un modèle pour estimer β_0 et β_1 puis analyser les résidus comme un processus stationnaire $\epsilon_t = y_t - \beta_0 - \beta_1 \cdot t$

Tendance linéaire - Exemple

- Données USIncExp, dépenses agrégées de consommation en millions de dollars

```
USIncExp %>% as_tsibble() %>% filter(key=='expenditure') %>%
  ggplot(aes(x = index, y = value)) +
  geom_line(color = "blue", size = 1) +
  geom_smooth(method='lm', color="red")
```



Tendance linéaire - Estimation du modèle

● Estimation du modèle par MCO

```
regdata <- USIncExp %>% as_tsibble() %>% filter(key=='expenditure')
summary(lm(value ~ index, data=regdata))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = value ~ index, data = regdata)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -688.01 -507.37  -97.57   411.41 1480.36
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  8.101e+02  3.277e+01  24.72  <2e-16 ***
## index        4.151e-01  5.686e-03   73.00  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 568.7 on 504 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9136, Adjusted R-squared:  0.9134
## F-statistic: 5329 on 1 and 504 DF, p-value: < 2.2e-16
```

- Le coefficient associé au temps (index) est significativement différent de 0 (p-valeur < 0.05)

Tendance exponentielle

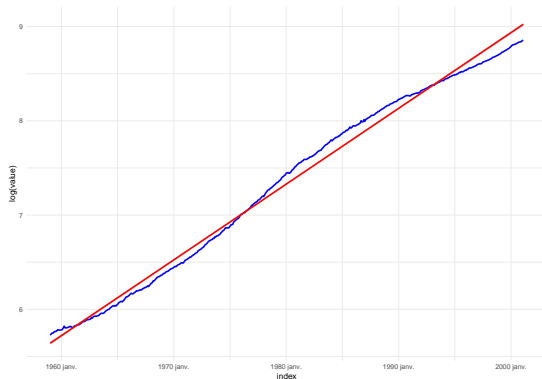
- Si la tendance est exponentielle, on peut ramener à une tendance linéaire en utilisant le log:

$$\log(y_t) = \beta_0 + \beta_1 \cdot t + \epsilon_t$$

- Note: β_1 dans le modèle à tendance exponentielle est le taux de croissance annuel moyen (si t est exprimé en années)

Tendance exponentielle - Echelle logarithmique

```
USIncExp %>% as_tsibble() %>% filter(key=='expenditure') %>%
  ggplot(aes(x = index, y = log(value))) +
  geom_line(color = "blue", size = 1) +
  geom_smooth(method='lm', color="red")
```



Tendance exponentielle - Modèle linéaire

```
regdata <- USIncExp %>% as_tsibble() %>%
  filter(key=='expenditure') %>%
  mutate(value=log(value))
summary(lm(value ~ index, data=regdata))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = value ~ index, data = regdata)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.16858 -0.07288 -0.01324  0.09148  0.15056
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  6.525e+00  5.134e-03   1271  <2e-16 ***
## index        2.200e-04  8.908e-07    247  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.08909 on 504 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9918, Adjusted R-squared:  0.9918
## F-statistic: 6.099e+04 on 1 and 504 DF,  p-value: < 2.2e-16
```


Utilisation de la transformation logarithmique

- On utilise souvent le logarithme (naturel) d'une série temporelle pour l'analyse
- Par exemple dans l'article original de Nelson et Plosser, toutes les séries à l'exception de la série `stock.price` (prix des actions) sont transformées en log: *"The tendency of economic time series to exhibit variation that increases in mean and dispersion in proportion to absolute level motivates the transformation to natural logs and the assumption that trends are linear in the transformed data."*
- L'utilisation du log d'une série:
 - diminue donc l'hétéroscédasticité (stabilisation de la variance) (cf. par ex. Pfaff (2008), p. 15)
 - transforme une tendance exponentielle en tendance linéaire

Désaisonnalisation

- De nombreuses séries économiques présentent des comportements périodiques, rendant difficile la comparaison de deux instants successifs
- Cela peut être le cas particulièrement lorsque la série est trimestrielle ou mensuelle (données `retail`)
- Le recours à une **désaisonnalisation** permet d'obtenir des séries dites corrigées des variations saisonnières (CVS)

Désaisonnalisation par la régression linéaire

- On inclut la saisonnalité dans un modèle linéaire tendenciel avec des variables dummy (0 ou 1) représentant les mois, trimestres, etc US.
- Par exemple pour des trimestres on ajoute $4 - 1 = 3$ variables dummy (modèle avec constante):

$$y_t = \beta_0 + \delta_1 \cdot Q1_t + \delta_2 \cdot Q2_t + \delta_3 \cdot Q3_t + \beta_1 \cdot t + \epsilon_t$$

Désaisonnalisation - Exemple

- Données retail sur le commerce de détail
- On crée une variable catégorielle (factor) pour le mois
- Le temps est un index t de 1 à 381 (nombre de mois dans la série)
- Dans la formule on ajoute -1 pour un modèle sans constante (intercept)

```
retail$mois <- factor(month(retail$DATE), labels=month(1:12, label=TRUE))
retail$t <- c(1:nrow(retail))
head(retail)
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   DATE      RSXFSN mois      t
##   <date>    <dbl> <fct> <int>
## 1 1992-01-01 130683 janv     1
## 2 1992-02-01 131244 févr     2
## 3 1992-03-01 142488 mars     3
## 4 1992-04-01 147175 avril     4
## 5 1992-05-01 152420 mai       5
## 6 1992-06-01 151849 juin       6
```

Désaisonnalisation - Résultat

```
modst <- lm(RSXFSN ~ t+ mois-1, data=retail)
summary(modst)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = RSXFSN ~ t + mois - 1, data = retail)
##
## Residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-95922	-22769	753	10775	101781

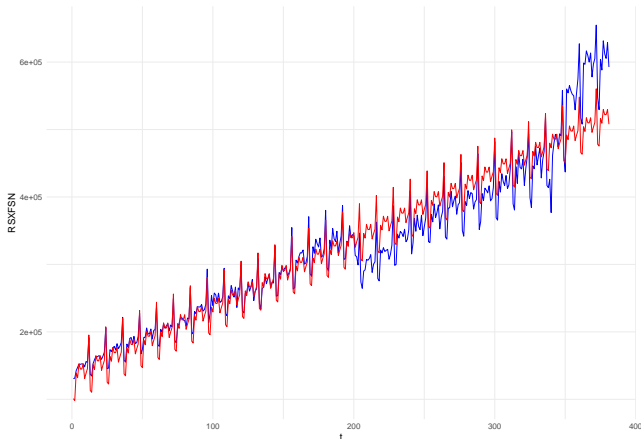
```
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
## t	1013.92	14.43	70.25	<2e-16 ***
## moisjanv	99954.45	6105.34	16.37	<2e-16 ***
## moisfévr	96272.09	6111.74	15.75	<2e-16 ***
## moismars	136132.45	6118.16	22.25	<2e-16 ***
## moisavril	128055.40	6124.61	20.91	<2e-16 ***
## moismai	147466.57	6131.09	24.05	<2e-16 ***
## moisjuin	138825.03	6137.59	22.62	<2e-16 ***
## moisjuil	137696.67	6144.12	22.41	<2e-16 ***
## moisaoût	144302.31	6150.68	23.46	<2e-16 ***
## moissept	121614.92	6157.26	19.75	<2e-16 ***
## moisoct	128425.61	6203.09	20.70	<2e-16 ***
## moisnov	134270.91	6209.48	21.62	<2e-16 ***
## moisdéc	183151.15	6215.90	29.46	<2e-16 ***

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 30980 on 368 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9923, Adjusted R-squared:  0.992
## F-statistic: 3652 on 13 and 368 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Désaisonnalisation avec la régression linéaire: Prédiction

```
retail$prediction <- predict.lm(modst)
ggplot(retail)+
  geom_line(mapping=aes(x=t,y=RSXFSN),color="blue")+
  geom_line(mapping=aes(x=t,y=prediction), color="red")
```



Désaisonnalisation avec la régression linéaire: Calcul

● Création des variables indicatrices pour le mois (dummies)

```
retail_1992_2022 <- retail %>% filter(year(DATE)<2023)
annees = nrow(retail_1992_2022)/12
t=1:annees

for (i in 1:12)
{
  su=rep(0,times=12)
  su[i]=1
  s=rep(su,times=annees)
  assign(paste("s",i,sep=""),s)
}

cbind(retail_1992_2022[, "RSXFSN"],s1,s2,s3,s4,s5,s6,s7,s8,s9,s10,s11,s12)[1:12,]
```

```
##           s1 s2 s3 s4 s5 s6 s7 s8 s9 s10 s11 s12
## [1,] 130683 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
## [2,] 131244 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
## [3,] 142488 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
## [4,] 147175 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
## [5,] 152420 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
## [6,] 151849 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
## [7,] 152586 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
## [8,] 152476 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
## [9,] 148158 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
## [10,] 155987 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
## [11,] 154824 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
## [12,] 191347 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
```

Désaisonnalisation avec la régression linéaire: Calcul

- Pour obtenir les données CVS on extrait les coefficients

```
coefst <- modst$coefficients
coefst
```

```
##           t  moisjanv  moisfévr  moismars  moisavril  moismai  moisjuin
##  1013.922  99954.447  96272.087  136132.447  128055.400  147466.572  138825.026
##  moisjuil  moisaoût  moissept  moisoct  moisnov  moisdéc
## 137696.666 144302.307 121614.917 128425.611 134270.915 183151.155
```

```
a <- mean(coefst[2:13])
```

```
b <- coefst[1]
```

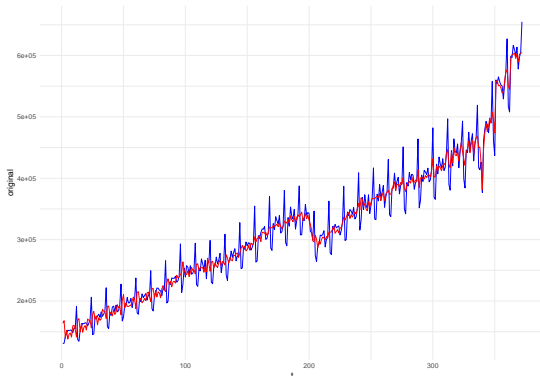
```
c <- coefst[2:13]-mean(coefst[2:13])
```

```
y_cvs <- retail_1992_2022$RSXFSN-(c[1]*s1+c[2]*s2+c[3]*s3+c[4]*s4+c[5]*s5+c[6]*s6+c[7]*s7+c[8]*s8+c[9]*s9+c[10]*s10)
```


Désaisonnalisation avec la régression linéaire: Données CVS

```
gdata <- tibble(t=retail_1992_2022$t, original=retail_1992_2022$RSXFSN, cvs = y_cvs)
```

```
ggplot(gdata)+  
  geom_line(mapping=aes(x=t,y=original),color="blue")+  
  geom_line(mapping=aes(x=t,y=cvs), color="red")
```



Désaisonnalisation avec la fonction `tslm` (1)

- On peut également utiliser la fonction `tslm` de la librairie `forecast`
- Cette fonction ajuste un modèle linéaire incluant la saisonnalité et la tendance (et éventuellement la tendance au carré)
- Modèle linéaire avec saisonnalité et tendance - données retail

```
library(forecast)
bhat = tslm(retail_ts~trend+I(trend^2)+season)
summary(bhat)
```

```
##
## Call:
## tslm(formula = retail_ts ~ trend + I(trend^2) + season)
##
## Residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-111154	-19147	-5324	17916	72473

```
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
## (Intercept)	1.726e+05	6.052e+03	28.517	< 2e-16 ***
## trend	4.276e+02	4.859e+01	8.799	< 2e-16 ***
## I(trend^2)	1.535e+00	1.232e-01	12.459	< 2e-16 ***
## season2	4.888e+04	6.605e+03	7.400	9.38e-13 ***
## season3	-3.550e+04	6.554e+03	-5.416	1.10e-07 ***
## season4	-3.917e+04	6.554e+03	-5.977	5.39e-09 ***
## season5	6.950e+02	6.554e+03	0.106	0.9156
## season6	-7.377e+03	6.554e+03	-1.126	0.2611
## season7	1.204e+04	6.554e+03	1.836	0.0671 .

Désaisonnalisation avec la fonction `tslm` (2)

```
summary(bhat)
```

```
##
## Call:
## tslm(formula = retail_ts ~ trend + I(trend^2) + season)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -111154  -19147   -5324    17916    72473
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.726e+05  6.052e+03  28.517 < 2e-16 ***
## trend        4.276e+02  4.859e+01   8.799 < 2e-16 ***
## I(trend^2)    1.535e+00  1.232e-01  12.459 < 2e-16 ***
## season2       4.888e+04  6.605e+03   7.400 9.38e-13 ***
## season3      -3.550e+04  6.554e+03  -5.416 1.10e-07 ***
## season4      -3.917e+04  6.554e+03  -5.977 5.39e-09 ***
## season5       6.950e+02  6.554e+03   0.106  0.9156
## season6      -7.377e+03  6.554e+03  -1.126  0.2611
## season7       1.204e+04  6.554e+03   1.836  0.0671 .
## season8       3.392e+03  6.554e+03   0.518  0.6051
## season9       2.259e+03  6.554e+03   0.345  0.7305
## season10      8.857e+03  6.554e+03   1.351  0.1774
## season11     -1.384e+04  6.554e+03  -2.112  0.0354 *
## season12     -5.847e+03  6.605e+03  -0.885  0.3766
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 26010 on 367 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.953, Adjusted R-squared:  0.9514
## F-statistic: 572.9 on 13 and 367 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Section 9

Séries temporelles non-stationnaires

Stationarité des séries macroéconomiques

- De nombreuses séries temporelles macroéconomiques ne sont pas stationnaires
- Il existe différents types de non-stationnarité, et c'est l'objet notamment de l'article de Nelson and Plosser (1982), qui arguent que les séries temporelles macroéconomiques sont plus souvent caractérisées par une non-stationnarité de type *unit-root nonstationarity* que par une tendance déterministe Kleiber and Zeileis (2008), p. 164

Tendance déterministe et tendance stochastique

- Différence entre un processus stationnaire à une tendance près (trend stationary) et un processus stationnaire par différence :

$$y_t = y_{t-1} + \mu = y_0 + \mu t \quad (1)$$

$$y_t = y_{t-1} + \epsilon_t = y_0 + \sum_{s=1}^t \epsilon_s \quad (2)$$

où μ est une constante et ϵ_t un bruit blanc

- Dans l'équation (1), y_t est représenté par une tendance *déterministe*
- Dans l'équation (2) la série est expliquée par ses chocs passés (i.e., une tendance *stochastique*)

Stationarisation

- Une série présentant une tendance et/ou une saisonnalité ne pourra pas être modélisée par un processus stationnaire
- Soit le processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ vérifiant:

$$X_t = at + b + \epsilon_t$$

avec $a \neq 0$

- On a:

$$\mathbf{E}(X_t) = \mathbf{E}(at + b + \epsilon_t) = at + b$$

et $\text{Cov}(X_t, X_{t-h}) = \sigma^2$ si $h = 0$ et $\text{Cov}(X_t, X_{t-h}) = 0$ si $h \neq 0$

- Le processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ n'est pas stationnaire car $E(X_t)$ dépend de t

Stationnarisation par différenciation (1)

- Si on considère maintenant le processus $Y_t = X_t - X_{t-1}$, on a:

$$\begin{aligned}
 Y_t &= X_t - X_{t-1} \\
 Y_t &= at + b + \epsilon_t - a(t-1) + b + \epsilon_{t-1} \\
 &= a + \epsilon_t - \epsilon_{t-1}
 \end{aligned}$$

et $\mathbf{E}(Y_t) = a$

- La covariance $\text{Cov}(Y_t, Y_{t-h})$ est également constante dans le temps
- On obtient un processus stationnaire Y_t par différenciation de X_t

Stationnarisation par différentiation (2)

- Une série est dite intégrée d'ordre d , notée $I(d)$, s'il faut la différencier d fois pour obtenir une série stationnaire
- La fonction `diff()` permet d'obtenir la série intégrée
- La série intégrée débute au temps $t + 1$

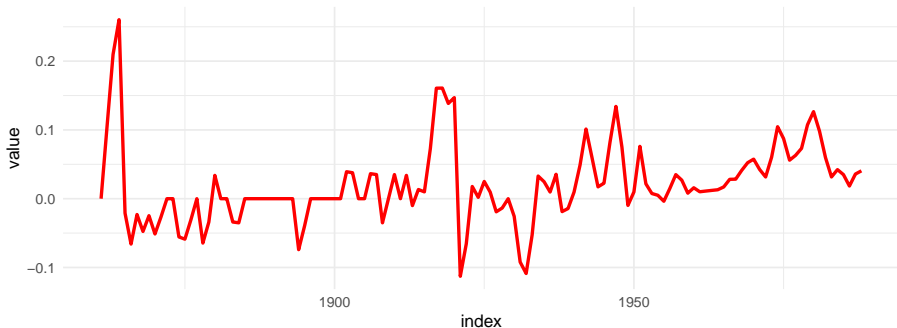
```
cpi_diff <- diff(NelPlo[, "cpi"], 1)
window(cpi_diff, start=1861, end=1900)
```

```
## Time Series:
## Start = 1861
## End = 1900
## Frequency = 1
## [1] 0.0000000 0.1053605 0.2097205 0.2602831 -0.0210534 -0.0659580
## [7] -0.0229895 -0.0476280 -0.0246926 -0.0512933 -0.0266683 0.0000000
## [13] 0.0000000 -0.0555698 -0.0588405 -0.0307717 0.0000000 -0.0645385
## [19] -0.0339016 0.0339016 0.0000000 0.0000000 -0.0339016 -0.0350913
## [25] 0.0000000 0.0000000 0.0000000 0.0000000 0.0000000 0.0000000
## [31] 0.0000000 0.0000000 0.0000000 -0.0741080 -0.0392207 0.0000000
## [37] 0.0000000 0.0000000 0.0000000 0.0000000
```

Stationarisation (3)

```
cpi_diff <- diff(NelPlo[, "cpi"], 1)

cpi_diff %>% as_tsibble() %>%
  ggplot(aes(x = index, y = value)) +
  geom_line(colour = "red", size = 1)
```



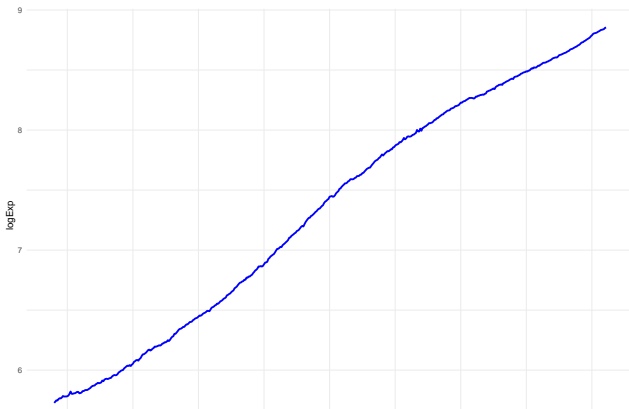
Test de non-stationarité - ADF

- Les tests de racine unitaire (unit-root tests) permet de tester la non-stationarité d'une série
- Le test ADF (Augmented Dickey-Fuller) est le plus couramment utilisé
- Avant de réaliser un test de non-stationnarité, il faut examiner le **chronogramme** de la série pour voir si la série présente une **tendance**
 - soit stochastique (marche aléatoire avec dérive),
 - soit déterministe (série stationnaire à un trend déterministe près)

Série présentant une tendance

- La série du log des dépenses de consommation aux USA présente une tendance

```
USExp <- USIncExp %>% as_tsibble() %>% filter(key=='expenditure') %>%  
  mutate(logExp=log(value))  
ggplot(USExp, aes(x = index, y = logExp)) +  
  geom_line(color = "blue", size = 1)
```



Test ADF avec la fonction `urf.df` (librairie `urca`)

- Nous allons tester les hypothèses:
 - Hypothèse nulle H_0 : la série est non stationnaire avec dérive
 - Hypothèse alternative H_1 : la série est stationnaire avec trend déterministe
- Le test considère un modèle autorégressif d'ordre p (p représenté par le lag est inconnu)
- On choisi pour commencer une valeur de p élevée et on retient la première valeur du lag fortement significative

```
library(urca)
exp.df <- ur.df(y=as.data.frame(USExp)[,"logExp"], lags=12, type='trend')
exp.df
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root / Cointegration Test #
## #####
##
## The value of the test statistic is: -0.4615 5.0639 0.7187
```

Test ADF: Résultats

- La première valeur p fortement significative est 8

```
summary(exp.df)
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
## #####
##
## Test regression trend
##
## Call:
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.0208491 -0.0030259 -0.0000296  0.0034857  0.0233391
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.130e-02  1.613e-02   0.701  0.483735
## z.lag.1      -1.339e-03  2.901e-03  -0.461  0.644675
## tt           7.074e-06  1.965e-05   0.360  0.719044
## z.diff.lag1  -2.085e-01  4.567e-02  -4.565  6.37e-06 ***
## z.diff.lag2  -4.538e-02  4.627e-02  -0.981  0.327235
## z.diff.lag3  -1.030e-02  4.614e-02  -0.223  0.823428
## z.diff.lag4  -2.322e-03  4.589e-02  -0.051  0.959664
## z.diff.lag5   6.135e-02  4.562e-02   1.345  0.179309
## z.diff.lag6   1.505e-01  4.517e-02   3.332  0.000931 ***
## z.diff.lag7   1.621e-01  4.515e-02   3.590  0.000365 ***
```

Test ADF: Résultats

- Résultat du test avec $p = 8$
- La statistique qui nous intéresse est tau3, la valeur est supérieure au seuil de 10%, on retient l'hypothèse H_0 , la série ne présente pas de tendance déterministe et peut être rendue stationnaire par différenciation

```
exp.df <- ur.df(y=as.data.frame(USExp)[,"logExp"], lags=8, type='trend')
summary(exp.df)
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
## #####
##
## Test regression trend
##
##
## Call:
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
##
## Residuals:
```

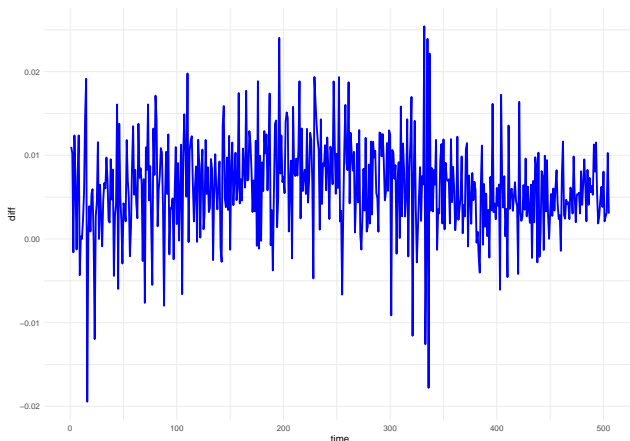
	Min	1Q	Median	3Q	Max
##	-0.0205542	-0.0030498	-0.0001604	0.0036908	0.0222845

```
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
## (Intercept)	1.117e-02	1.609e-02	0.694	0.487809
## z.lag.1	-1.236e-03	2.883e-03	-0.429	0.668264
## tt	7.040e-06	1.949e-05	0.361	0.718134

Série différenciée des dépenses de consommation aux USA

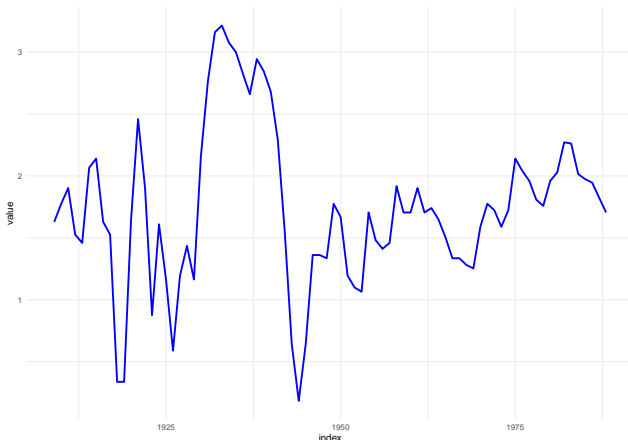
```
USExp_diff <- tibble(time=1:(nrow(USExp)-1), diff= diff(as.data.frame(USExp)[, "logExp"]))  
ggplot(USExp_diff, aes(x = time, y = diff)) +  
  geom_line(color = "blue", size = 1)
```



Série ne présentant pas de tendance

- La série du taux de chômage aux USA ne présente pas de tendance

```
Unemp <- nelplo_tsbl %>% filter(key=='unemp' & index >= 1909)
ggplot(Unemp, aes(x = index, y = value)) +
  geom_line(color = "blue", size = 1)
```



Série ne présentant pas de tendance - Test ADF

- Après un premier test avec lags=6, le premier lag significatif est 1
- On regarde la statistique tau2, ici elle est inférieure à la valeur critique à 1% donc on rejete H0 et on conclut à la stationarité de la série

```
unemp.df <- ur.df(y=as.data.frame(Unemp)[,"value"], lags=1, type='drift')
summary(unemp.df)
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
## #####
##
## Test regression drift
##
## Call:
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.21622 -0.15984 -0.01542  0.20900  0.92354
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   0.48815     0.13250   3.684 0.000431 ***
## z.lag.1       -0.28152     0.07201  -3.909 0.000201 ***
## z.diff.lag     0.30916     0.10978   2.816 0.006208 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Test de stationarité - KPSS

- Le test KPSS proposé par Kwiatkowski est disponible dans les bibliothèques `urca` et `tseries`
- Hypothèse nulle H_0 : la série est stationnaire (soit à une tendance près, soit à une moyenne non nulle près)
- Le test suppose que la série est la somme d'une marche aléatoire R_t , d'un trend déterministe et d'une erreur stationnaire U_t :

$$y_t = R_t + \beta_1 + \beta_2 t + U_t$$

où $R_t = R_{t-1} + z_t$

- Pour tester que la série y_t est stationnaire à une tendance près, l'hypothèse nulle est $\sigma_z^2 = 0$

Test de stationarité - KPSS - Série USExp

- On teste ici l'hypothèse H_0 : la série des dépenses de consommation aux USA est stationnaire à une tendance près (option 'type="tau"')

```
ktest <- ur.kpss(USExp$logExp, type="tau", lags="long")
summary(ktest)
```

```
##
## #####
## # KPSS Unit Root Test #
## #####
##
## Test is of type: tau with 17 lags.
##
## Value of test-statistic is: 0.488
##
## Critical value for a significance level of:
##          10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.119 0.146  0.176 0.216
```

- La valeur de la statistique est nettement supérieure à la valeur critique au seuil de 1%, on rejette H_0 , la série ne présente pas de tendance linéaire

Test de stationarité - KPSS - Série USExp

- On teste maintenant l'hypothèse H_0 : la série des dépenses de consommation aux USA est stationnaire de moyenne constante (option 'type="mu"')

```
ktest <- ur.kpss(USExp$logExp, type="mu", lags="long")
summary(ktest)
```

```
##
## #####
## # KPSS Unit Root Test #
## #####
##
## Test is of type: mu with 17 lags.
##
## Value of test-statistic is: 2.9218
##
## Critical value for a significance level of:
##          10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.463 0.574 0.739
```

- La valeur de la statistique est nettement supérieure à la valeur critique au seuil de 1%, on rejette H_0 , la série n'est pas stationnaire

Test de stationarité - KPSS - Série USExp intégrée

- On teste maintenant la stationarité de la série intégrée

```
ktest <- ur.kpss(USExp_diff$diff, type="mu", lags="long")
summary(ktest)
```

```
##
## #####
## # KPSS Unit Root Test #
## #####
##
## Test is of type: mu with 17 lags.
##
## Value of test-statistic is: 0.5706
##
## Critical value for a significance level of:
##          10pct  5pct  2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.463  0.574 0.739
```

- La valeur de la statistique se situe entre les valeurs critiques à 2.5% et 5%

Exercices

- La série du PIB français présente t-elle une tendance ?
- Cette tendance est-elle déterministe ou stochastique ?
- Appliquez le test de stationarité approprié

Section 10

Modélisation de séries temporelles stationnaires

Introduction

- Les modèles AR (AutoRegressive), MA (Moving Average) et ARMA (AutoRegressive Moving Average) sont des modèles fondamentaux pour étudier et décrire le comportement des séries temporelles
- Ces modèles ont été popularisés par George Box et Gwilym Jenkins
- Leur principale limitation est qu'ils ne peuvent modéliser que des séries stationnaires, cependant, on peut transformer des séries non-stationnaires par différenciation pour les étudier avec ce cadre (modèles ARIMA)

Processus autorégressif (AR)

- Dans un modèle auto régressif, les variables explicatives sont des valeurs passées (lags) de la variable expliquée
- Dans un modèle AR(1) (autorégressif d'ordre 1), y est retardé d'une période

$$y_t = \alpha + \beta_1 \cdot y_{t-1} + \epsilon_t$$

avec $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$

Processus autorégressif AR(1) stationnaire

- La valeur de $|\beta_1|$ détermine l'évolution du processus
 - Si $|\beta_1| < 1$, le processus AR(1) est stationnaire
 - Si $|\beta_1| \geq 1$, le processus est non-stationnaire (les chocs s'accumulent dans le temps)
 - Si $|\beta_1| > 1$ le processus croît sans limite
 - Si $|\beta_1| = 1$ le processus a une **racine unitaire** (unit root)

Processus autorégressif - Propriétés

- Propriétés d'un processus $AR(1)$
 - Moyenne de y_t : $\mu = \frac{\alpha}{1-\beta_1}$
 - Variance: $Var(x_t) = \frac{\sigma_w^2}{1-\beta_1^2}$
 - Corrélation: $\rho_h = \beta_1^h$
- Si $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ est un processus $AR(p)$ ses autocorrélations **partielles** s'annulent à partir du rang $p + 1$
- Les autocorrélations **simples** décroissent rapidement vers 0 (de manière exponentielle ou sinusoïdale amortie)

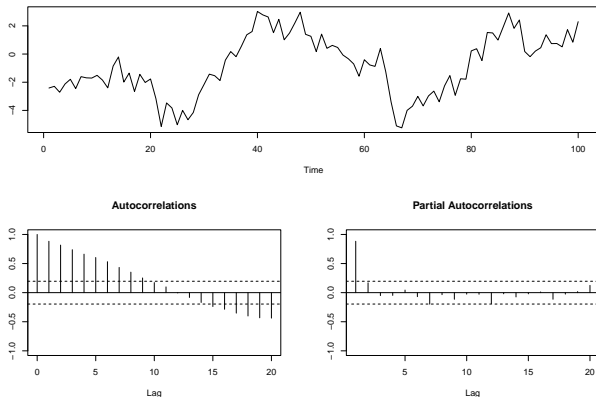
Modèle autorégressif AR(1) - Simulation (1)

- On utilise la fonction `arima.sim()` pour simuler un processus AR(1) avec $\beta_1 = 0.9$ (cf. Pfaff (2008))
- La fonction `set.seed()` permet d'initialiser le générateur de nombres aléatoires (la série de 100 nombres aléatoires sera toujours la même)

```
set.seed(123456)
y <- arima.sim(n = 100, list(ar = 0.9), innov=rnorm(100))
```

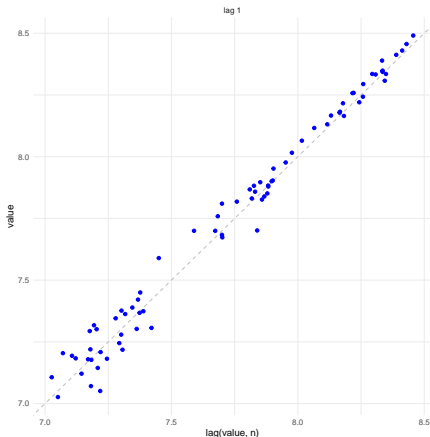
Modèle autorégressif AR(1) - Simulation (2)

```
op <- par(no.readonly=TRUE)
layout(matrix(c(1, 1, 2, 3), 2, 2, byrow=TRUE))
plot.ts(y, ylab='')
acf(y, main='Autocorrelations', ylab='',
     ylim=c(-1, 1), ci.col = "black")
pacf(y, main='Partial Autocorrelations', ylab='',
     ylim=c(-1, 1), ci.col = "black")
```



Modèle autorégressif - Données Nelson-Plosser

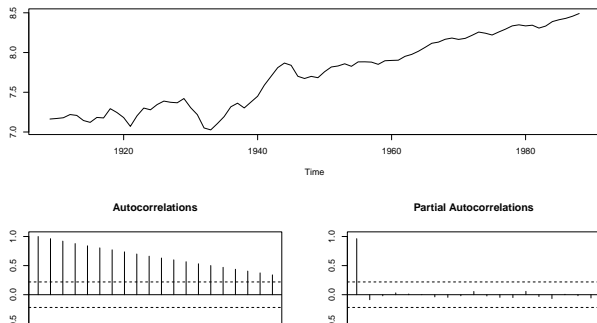
- On visualise $y \times y_{t-1}$ à l'aide de la fonction `gg_lag()`



Modèle autorégressif - Données Nelson-Plosser - ACF et PACF

```
y <- window(NelPlo[, 'gnp.capita'], start=1909)

op <- par(no.readonly=TRUE)
layout(matrix(c(1, 1, 2, 3), 2, 2, byrow=TRUE))
plot.ts(y, ylab='')
acf(y, main='Autocorrelations', ylab='',
     ylim=c(-1, 1), ci.col = "black")
pacf(y, main='Partial Autocorrelations', ylab='',
     ylim=c(-1, 1), ci.col = "black")
```



Modèle autorégressif - Estimation - Données Nelson-Plosser

- On peut estimer le modèle AR(1) avec la fonction `lm()` (modèle de régression linéaire):

```
rdata <- nelplo1909p %>% filter(key=="gnp.capita")
summary(lm(value ~ lag(value), data=rdata))

##
## Call:
## lm(formula = value ~ lag(value), data = rdata)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.184309 -0.033036  0.007268  0.034030  0.122221
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.01981    0.11805   0.168   0.867
## lag(value)   0.99963    0.01526  65.523 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.05924 on 76 degrees of freedom
## (1 observation effacée parce que manquante)
## Multiple R-squared:  0.9826, Adjusted R-squared:  0.9824
## F-statistic: 4293 on 1 and 76 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Modèle moyenne mobile (Moving Average, MA)

- y_t est un processus moyenne mobile d'ordre q noté MA(q) si

$$y_t = \mu + \epsilon_t + \theta_1 \cdot \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \cdot \epsilon_{t-q}$$

- On considère que le processus est la résultante d'une combinaison linéaire de perturbations decorrélées (un bruit blanc et son passé)
- Un MA(q) est toujours stationnaire quelles que soient les valeurs des θ
- Les propriétés d'un modèle MA(1)

$$y_t = \mu + \epsilon_t + \theta_1 \cdot \epsilon_{t-1}$$

- $E[y_t] = \mu$
- $Var(y_t) = \sigma_\epsilon^2(1 + \theta_1^2)$
- ACF is $\rho_1 = \theta_1/(1 + \theta_1^2)$ and $\rho_h = 0$ for $h \geq 2$

Modèle moyenne mobile - Autocorrélations

- Si $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ est un processus $MA(q)$, sa fonction d'autocorrélation est égale à 0 pour les rangs supérieurs à q
- Les autocorrélations observées sont un bon indicateur de l'ordre du processus
- Les autocorrélations partielles tendent vers 0 exponentiellement lorsque le rang augmente (comme les corrélations simples d'un processus AR) (cf par ex. Cryer and Chan (2010))
- Plus généralement, on peut montrer que les autocorrélations partielles d'un modèle $MA(q)$ se comportent comme les autocorrélations d'un modèle $AR(q)$

Modèle ARMA

- Un processus ARMA (Auto Regressive Moving Average) est une synthèse des processus AR et MA
- y_t obéit à un modèle ARMA(p , q) s'il est stationnaire et vérifie :

$$y_t = c + \phi_1 \cdot y_{t-1} + \dots + \phi_p \cdot y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \cdot \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \cdot \epsilon_{t-q}$$

Identification d'un modèle ARMA

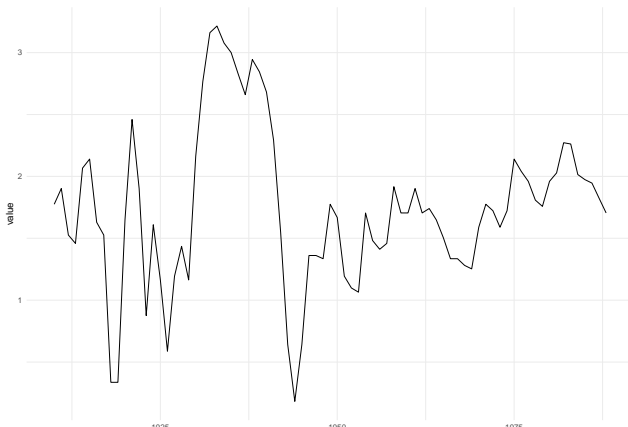
- Soit la trajectoire observée y_1, \dots, y_t d'une série y_t , éventuellement transformée par passage en log
- Si cette trajectoire peut-être considérée comme stationnaire, on peut lui ajuster un modèle ARMA(p, q) (on ne traite pas ici des séries présentant une saisonnalité)
- La première étape consiste à choisir les ordres p et q
- Le choix de p et q n'est pas unique, il faut comparer plusieurs modèles
- Le premier critère pour juger de la qualité d'un modèle est la blancheur du résidu obtenu (voir la section définitions)

Modèle ARMA - Taux de chômage aux USA

- Nous avons vu que la série des taux de chômage aux USA peut-être considérée comme stationnaire

```
nelplo1909p %>% filter(key=="unemp") %>% autoplot()
```

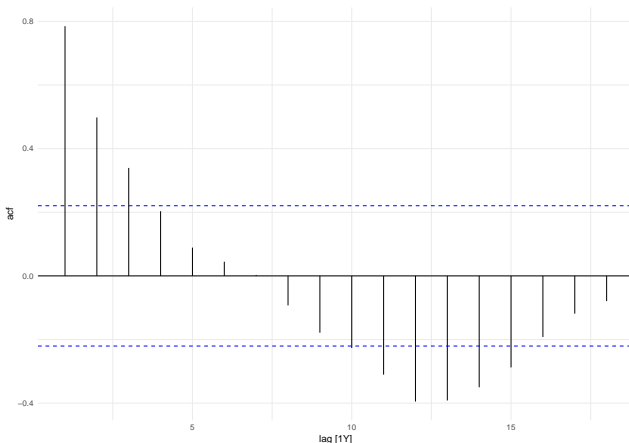
```
## Plot variable not specified, automatically selected '.vars = value'
```



Taux de chômage aux USA - Fonction d'autocorrélation

- On commence par examiner sa fonction d'autocorrélation

```
nelplo1909p %>% filter(key=="unemp") %>% ACF(value) %>% autoplot()
```

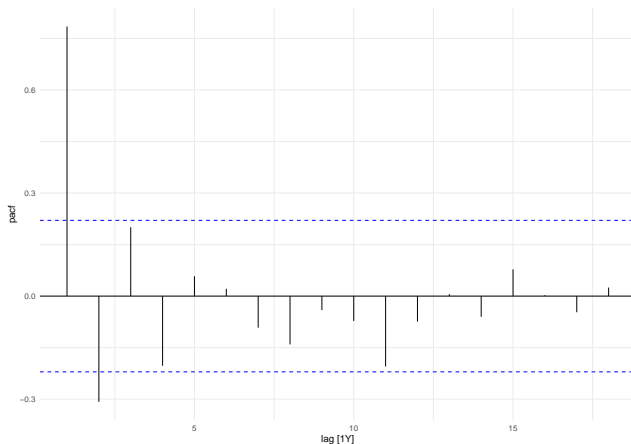


Taux de chômage aux USA - Fonction d'autocorrélation partielle

- Le coefficient d'autocorrélation partielle ϕ_k , k représente l'apport d'explication de y_{t-k} à y_t , **toutes choses égales par ailleurs**
- La fonction d'autocorrélation partielle permet d'identifier l'ordre p d'un processus AR(p)

Fonction d'autocorrélation partielle avec PACF()

```
nelplo1909p %>% filter(key=="unemp") %>%  
  PACF(value) %>% autoplot()
```



Estimation du modèle (1)

- On commence par un modèle ARMA(2,2)
- L'erreur standard est élevée par rapport à la valeur du coefficient

```
regdata <- nelplo1909p %>% filter(key=="unemp")
arma.mod1 <- arima(regdata[, "value"], c(2,0,2))
summary(arma.mod1)
```

```
##
## Call:
## arima(x = regdata[, "value"], order = c(2, 0, 2))
##
## Coefficients:
##          ar1          ar2          ma1          ma2  intercept
##      0.7228  -0.0376  0.4009  -0.1253    1.7357
## s.e.  0.9293   0.5663  0.9222   0.5102    0.1598
##
## sigma^2 estimated as 0.1296:  log likelihood = -32.05,  aic = 76.11
##
## Training set error measures:
##              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
## Training set 0.0004553661 0.3599465 0.2635755 -10.65611 24.60626 0.896286
##              ACF1
## Training set 0.01310071
```

Estimation du modèle (2)

- On ajuste un modèle ARMA(1,1)
- L'erreur standard des coefficients a diminué fortement

```
regdata <- nelplo1909p %>% filter(key=="unemp")
arma.mod2 <- arima(regdata[, "value"], c(1,0,1))
summary(arma.mod2)
```

```
##
## Call:
## arima(x = regdata[, "value"], order = c(1, 0, 1))
##
## Coefficients:
##          ar1          ma1    intercept
##      0.5895    0.5555      1.7356
## s.e.  0.1032    0.1103      0.1503
##
## sigma^2 estimated as 0.13:  log likelihood = -32.19,  aic = 72.38
##
## Training set error measures:
##              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
## Training set 0.0005107137 0.3605539 0.2665423 -10.46991 24.69032 0.9063747
##              ACF1
## Training set -0.006430895
```

Comparaison des modèles

- On retient le second modèle avec moins de paramètres ($p=1$ et $q=1$)

```
AIC(arma.mod1, arma.mod2)
```

```
## # A tibble: 2 x 2
##   df    AIC
##   <dbl> <dbl>
## 1     6  76.1
## 2     4  72.4
```

Utilisation de la fonction `auto.arima`

- La fonction `auto.arima()` recherche le meilleur modèle en utilisant un critère d'information
- Le résultat confirme le choix du modèle ARMA(1,1)

```
nelplo.arma <- auto.arima(regdata)
nelplo.arma
```

```
## Series: regdata
## ARIMA(1,0,1) with non-zero mean
##
## Coefficients:
##          ar1      ma1      mean
##      0.5895  0.5555  1.7356
## s.e.  0.1032  0.1103  0.1503
##
## sigma^2 = 0.1351:  log likelihood = -32.19
## AIC=72.38   AICc=72.92   BIC=81.85
```

Diagnostic du modèle - Significativité des paramètres

Diagnostic du modèle - Préparation

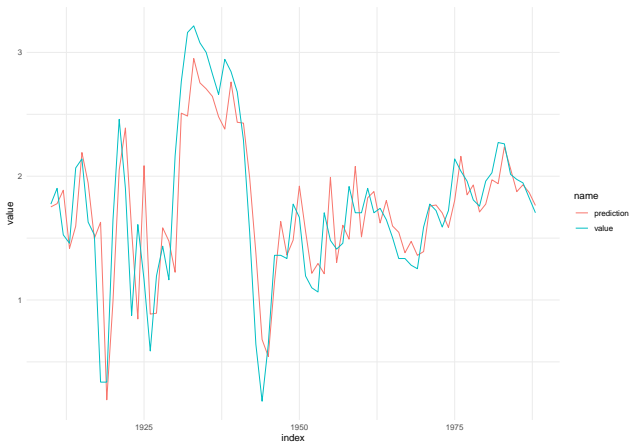
- Afin de vérifier la validité des modèles estimés, on doit vérifier au minimum la significativité des paramètres et la blancheur du résidu
- On prépare un data frame avec les valeurs observées, les valeurs prédites par le modèle, et les résidus

```
nelplo.arma.diag <- data.frame(regdata, prediction=nelplo.arma$fitted, residus=nelplo.arma$residuals)
nelplo.arma.diag
```

```
## # A tibble: 79 x 5
##   index key   value prediction residus
##   <dbl> <chr> <dbl>         <dbl>    <dbl>
## 1 1910 unemp 1.77          1.75    0.0227
## 2 1911 unemp 1.90          1.78    0.124
## 3 1912 unemp 1.53          1.89   -0.361
## 4 1913 unemp 1.46          1.42    0.0417
## 5 1914 unemp 2.07          1.60    0.471
## 6 1915 unemp 2.14          2.19   -0.0515
## 7 1916 unemp 1.63          1.95   -0.316
## 8 1917 unemp 1.53          1.50    0.0287
## 9 1918 unemp 0.336         1.63   -1.29
## 10 1919 unemp 0.336         0.193   0.143
## # i 69 more rows
```

Diagnostic du modèle - Valeurs observées x prédites

```
nelplo.arma.diag %>%
  pivot_longer(cols=3:5) %>%
  filter(name %in% c("prediction", "value")) %>%
  ggplot() + geom_line(aes(x=index, y=value, color=name))
```

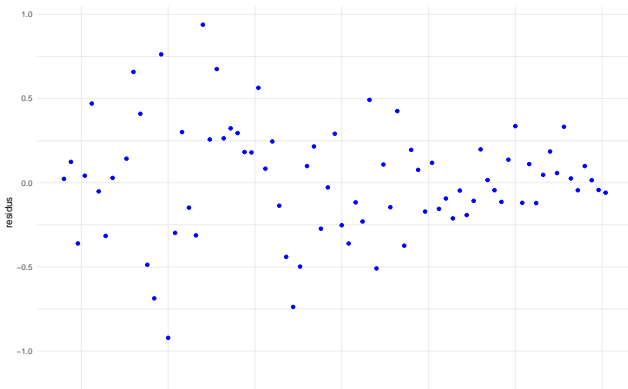


Diagnostic du modèle - Résidus

- Si notre modèle est adéquat, les résidus devraient fluctuer autour de 0, sans tendance

```
nelplo.arma.diag %>% ggplot() +  
  geom_point(aes(x=index, y=residus), color="blue")
```

```
## Don't know how to automatically pick scale for object of type <ts>. Defaulting  
## to continuous.
```



Diagnostic du modèle - Blancheur des résidus

- On teste la blancheur des résidus aux retards 1 à 3
- Toutes les p-valeur sont largement supérieure à 0.05, on peut conclure à la blancheur des résidus

```
lags <- 1:3
pval <- NULL
for (l in lags) {
  pval <-c(pval, box_pierce(nelplo.arma.diag$residus, lag=l)["bp_pvalue"])
}
res <- data.frame(lags, pval)
res
```

```
## # A tibble: 3 x 2
##   lags pval
##   <int> <dbl>
## 1     1 0.954
## 2     2 0.991
## 3     3 0.889
```

Diagnostic du modèle - Normalité des résidus

- Le test de normalité (Shapiro) est validé

```
shapiro.test(nelplo.arma.diag$residus)
```

```
##  
## Shapiro-Wilk normality test  
##  
## data:  nelplo.arma.diag$residus  
## W = 0.97247, p-value = 0.08521
```

Projection

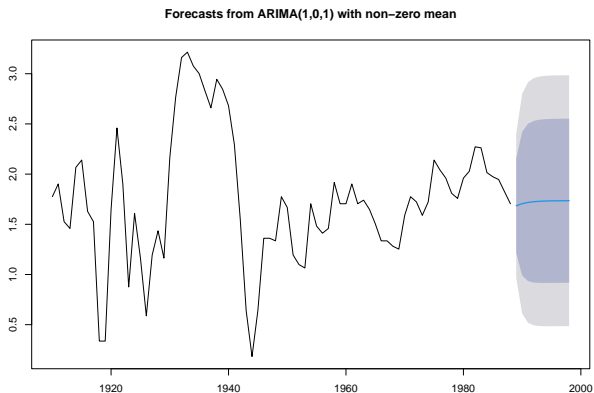
- On peut utiliser la fonction générique `forecast` pour la projection du taux de chômage

```
forecast(nelplo.arma, h=10)
```

##	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
## 1989	1.684490	1.2133901	2.155590	0.9640049	2.404975
## 1990	1.705450	0.9892962	2.421604	0.6101872	2.800713
## 1991	1.717806	0.9342365	2.501376	0.5194397	2.916173
## 1992	1.725090	0.9194124	2.530768	0.4929124	2.957268
## 1993	1.729384	0.9161642	2.542603	0.4856717	2.973096
## 1994	1.731915	0.9160908	2.547739	0.4842196	2.979611
## 1995	1.733407	0.9166798	2.550135	0.4843304	2.982484
## 1996	1.734287	0.9172458	2.551328	0.4847304	2.983843
## 1997	1.734805	0.9176554	2.551955	0.4850823	2.984528
## 1998	1.735111	0.9179232	2.552299	0.4853301	2.984892

Projection - Graphique

```
plot(forecast(nelplo.arma, h=10))
```



Section 11

Modélisation de séries non-stationnaires

Modèle ARIMA

- Un modèle ARIMA(p,d,q) est un modèle ARMA sur la série différenciée
- d est l'ordre de différentiation
- L'estimation d'un modèle ARIMA revient à un modèle ARMA sur la série différenciée

Identification d'un modèle ARIMA

- Soit la trajectoire observée y_1, \dots, y_t d'une série y_t , éventuellement obtenue après transformation d'une série initiale par passage en log
- La série n'est pas stationnaire et on veut lui ajuster un modèle ARIMA(p, d, q) (on ne traite pas ici des séries présentant une saisonnalité)
- Une fois d choisis, on est ramené à l'identification d'un ARMA sur la série différenciée
- Pour choisir d , on peut tester l'hypothèse $d = 1$ contre $d = 0$ avec un test ADF
- On peut également comparer les modèles avec et sans différenciation à l'aide d'un critère d'information ou de la valeur prédictive

Modèle ARIMA - Série des dépenses aggrégées de consommation aux USA

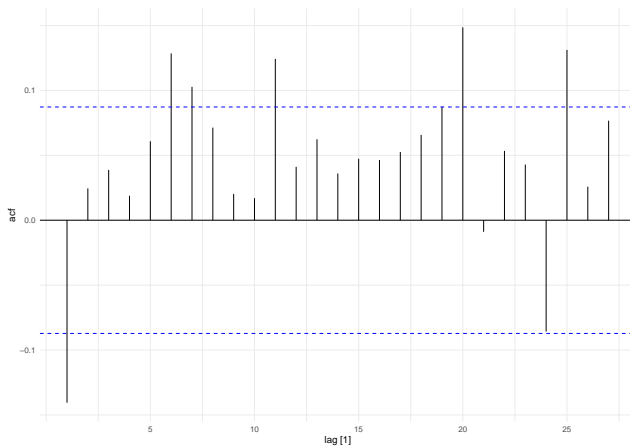
- Nous avons vu que cette série (après transformation logarithmique) est non stationnaire et qu'elle possède un trend stochastique
- On peut donc la différencier puis ajuster un modèle ARIMA
- La série différenciée a été calculée précédemment

USExp_diff

```
## # A tibble: 505 x 2
##   time      diff
##   <int>    <dbl>
## 1     1  0.0110
## 2     2  0.0103
## 3     3 -0.00160
## 4     4  0.0124
## 5     5  0.00660
## 6     6 -0.00125
## 7     7  0.00750
## 8     8  0.0124
## 9     9 -0.00431
## 10    10  0.000309
## # i 495 more rows
```

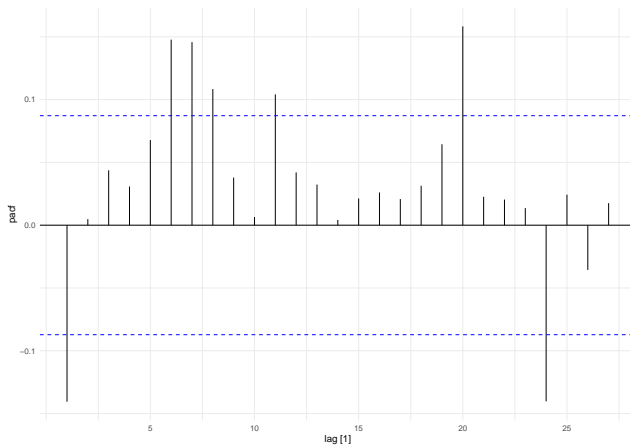
Examen de la fonction d'autocorrélation

```
USExp_diff %>% as_tsibble(index=time) %>% ACF(diff) %>% autoplot()
```



Examen de la fonction d'autocorrélation partielle

```
USExp_diff %>% as_tsibble(index=time) %>% PACF(diff) %>% autoplot()
```



Utilisation de la fonction `auto.arima`

```
regdata <- USExp[, "logExp"]  
arimod <- auto.arima(regdata)  
arimod
```

```
## Series: regdata  
## ARIMA(2,2,2)  
##  
## Coefficients:  
##          ar1      ar2      ma1      ma2  
##      0.3384  0.0158 -1.5509  0.5725  
## s.e.  0.1704  0.0679   0.1644  0.1578  
##  
## sigma^2 = 3.053e-05: log likelihood = 1906.35  
## AIC=-3802.69   AICc=-3802.57   BIC=-3781.58
```

Modèle ARIMA - Prédiction

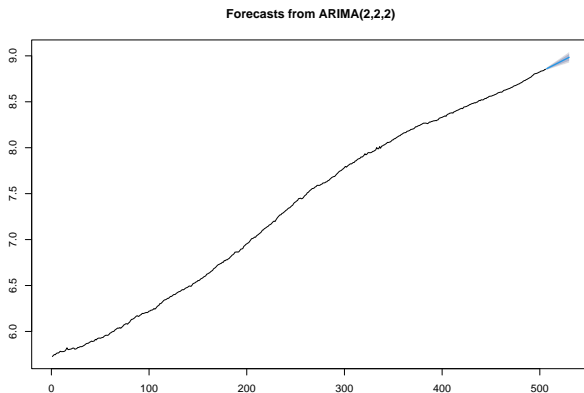
- La fonction `forecast()` produit les prédictions à partir du modèle sélectionné, avec un intervalle de confiance

```
forecast(arimod, h=24)
```

##	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
## 507		8.859892	8.852811	8.866972	8.849063	8.870721
## 508		8.865359	8.856346	8.874371	8.851575	8.879142
## 509		8.870780	8.860308	8.881252	8.854765	8.886796
## 510		8.876182	8.864410	8.887955	8.858178	8.894187
## 511		8.881577	8.868565	8.894590	8.861676	8.901478
## 512		8.886969	8.872742	8.901197	8.865210	8.908729
## 513		8.892361	8.876928	8.907794	8.868758	8.915963
## 514		8.897751	8.881115	8.914388	8.872308	8.923195
## 515		8.903142	8.885300	8.920984	8.875854	8.930429
## 516		8.908532	8.889479	8.927586	8.879393	8.937672
## 517		8.913923	8.893652	8.934194	8.882921	8.944925
## 518		8.919313	8.897816	8.940811	8.886435	8.952191
## 519		8.924704	8.901970	8.947438	8.889935	8.959473
## 520		8.930094	8.906114	8.954075	8.893419	8.966770
## 521		8.935485	8.910246	8.960723	8.896886	8.974084
## 522		8.940875	8.914367	8.967383	8.900335	8.981416
## 523		8.946266	8.918476	8.974055	8.903765	8.988766
## 524		8.951656	8.922573	8.980740	8.907177	8.996136
## 525		8.957047	8.926656	8.987437	8.910569	9.003525
## 526		8.962437	8.930727	8.994147	8.913941	9.010934
## 527		8.967828	8.934785	9.000870	8.917293	9.018362
## 528		8.973218	8.938829	9.007607	8.920625	9.025811
## 529		8.978609	8.942861	9.014356	8.923937	9.033280
## 530		8.983999	8.946879	9.021119	8.927229	9.040769

Modèle ARIMA - Prédiction - Graphique

```
plot(forecast(arimod, h=24))
```



Exercice

- Ajustez un modèle ARMA ou ARIMA sur la série du PIB français
- Prédisez le PIB pour les trimestres à venir

Section 12

Modèles multivariés

Série temporelle multivariée

- Exemple tiré de Tsay (2013) (site [web](#))
- GDP et taux de chômage

```
read.csv('../data/q-gdpunemp.txt', sep=' ')
```

```
## # A tibble: 256 x 4
##   year  mon  gdp  rate
##   <int> <int> <dbl> <dbl>
## 1 1948     1 1822.  3.73
## 2 1948     4 1855.  3.67
## 3 1948     7 1865.  3.77
## 4 1948    10 1868.  3.83
## 5 1949     1 1842.  4.67
## 6 1949     4 1836.  5.87
## 7 1949     7 1856.  6.7
## 8 1949    10 1839.  6.97
## 9 1950     1 1913.  6.4
## 10 1950     4 1971.  5.57
## # i 246 more rows
```

Série multivariée et processus VAR

- Les modèles VAR (Vector Autoregression) sont l'extension des modèles AR à des séries multivariées
- L'évolution d'une série est modélisée par ses valeurs passées et celles des autres séries
- La série multivariée $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt}, \dots, y_{Kt})$, $k = 1, \dots, K$ contient K variables
- Un processus VAR(p) est défini par:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \mu_t$$

avec $E(\mu_t) = 0$

- A_i est une matrice de $(K \times K)$ coefficients, $i = 1, \dots, p$

Stationarité des séries temporelles multivariées

- La série multivariée y_t est stationnaire (covariance stationary) si:
 - Son espérance est constante: $E(y_t) = \mu$, $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K)^T$
 - La covariance $cov(X_{t_1 i}, X_{t_2 j})$ est fonction uniquement de $t_2 - t_1$ pour chaque i et j

Série multivariée - Données Canada

- On utilise la librairie `vars` (voir l'article [ici](#))
- Les séries utilisées représentent des indicateurs macro-économiques du marché du travail au Canada (données OCDE):
 - `prod`: productivité du travail (log différence entre le GDP et nombre d'actifs)
 - `e`: nombre d'actifs (employment)
 - `U`: taux de chômage (unemployment rate)
 - `rw`: log de l'index des salaires réels (real wage index)
- Les séries s'étendent du premier trimestre 1980 aux quatrième trimestre 2004

Série multivariée - Données Canada

- On charge la librairie et les données (objet `mts`)

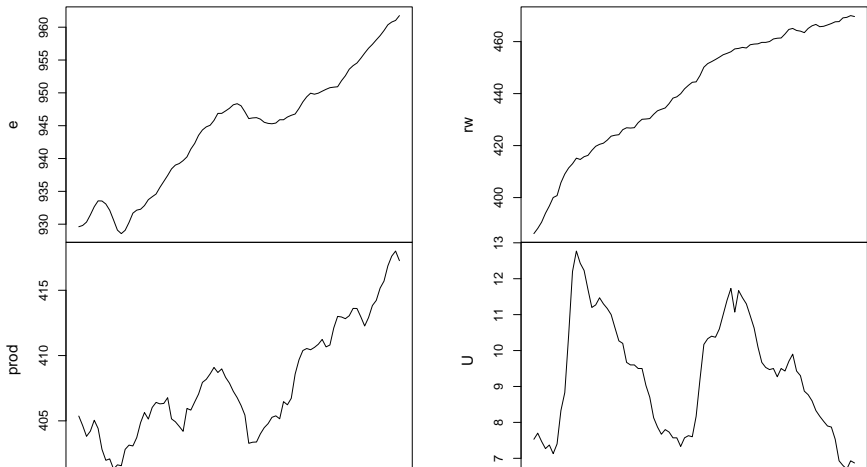
```
library("vars")
data("Canada")
window(Canada, start=c(1980,1), end=c(1981,4))
```

```
##           e      prod      rw      U
## 1980 Q1 929.6105 405.3665 386.1361 7.53
## 1980 Q2 929.8040 404.6398 388.1358 7.70
## 1980 Q3 930.3184 403.8149 390.5401 7.47
## 1980 Q4 931.4277 404.2158 393.9638 7.27
## 1981 Q1 932.6620 405.0467 396.7647 7.37
## 1981 Q2 933.5509 404.4167 400.0217 7.13
## 1981 Q3 933.5315 402.8191 400.7515 7.40
## 1981 Q4 933.0769 401.9773 405.7335 8.33
```

Série multivariée - Graphique

```
plot(Canada, nc = 2, xlab = "")
```

Canada



Série multivariée - Analyse préliminaire

- Le modèle VAR ne permet de modéliser que des séries *stationnaires*
- Un test de stationarité ADF (Augmented Dickey-Fuller) est réalisé sur les 4 séries
- Toutes les séries sont rendues stationnaires avec une intégration d'ordre 1

Test de stationarité sur la série prod

- La série prod présente une tendance, on utilise `type="trend"`
- La valeur `tau3` est supérieure à la valeur critique à 10%, on rejette H_0 , la série n'est pas stationnaire

```
summary(ur.df(Canada[, "prod"], type = "trend", lags = 2))
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
## #####
##
## Test regression trend
##
##
## Call:
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.19924 -0.38994  0.04294  0.41914  1.71660
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  30.415228  15.309403   1.987  0.0506 .
## z.lag.1      -0.075791   0.038134  -1.988  0.0505 .
## tt           0.013896   0.006422   2.164  0.0336 *
## z.diff.lag1   0.284866   0.114359   2.491  0.0149 *
## z.diff.lag2   0.080019   0.116090   0.689  0.4927
## ---
```


Série multivariée - Test de stationarité sur la série prod intégrée

- On vérifie que la série est stationnaire après différentiation

```
summary(ur.df(diff(Canada[, "prod"]), type = "drift", lags = 1))
```

```
##
## #####
## # Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
## #####
##
## Test regression drift
##
##
## Call:
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.05124 -0.39530  0.07819  0.41109  1.75129
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   0.11534    0.08029   1.437   0.155
## z.lag.1       -0.68893    0.13350  -5.160 1.83e-06 ***
## z.diff.lag    -0.04274    0.11275  -0.379   0.706
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.6971 on 78 degrees of freedom
```

Sélection du lag

- La longueur optimale du lag est déterminée avec la fonction VARselect
- La valeur optimale selon le critère AIC est de 3

```
VARselect(Canada, lag.max = 8, type = "both")
```

```
## $selection
## AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
##      3      2      1      3
##
## $criteria
##           1           2           3           4           5
## AIC(n) -6.272579064 -6.636669705 -6.771176872 -6.634609210 -6.398132246
## HQ(n)  -5.978429449 -6.146420347 -6.084827770 -5.752160366 -5.319583658
## SC(n)   -5.536558009 -5.409967947 -5.053794411 -4.426546046 -3.699388378
## FPE(n)  0.001889842  0.001319462  0.001166019  0.001363175  0.001782055
##           6           7           8
## AIC(n) -6.307704843 -6.070727259 -6.06159685
## HQ(n)  -5.033056512 -4.599979185 -4.39474903
## SC(n)   -3.118280272 -2.390621985 -1.89081087
## FPE(n)  0.002044202  0.002768551  0.00306012
```

Estimation du modèle

- On commence par un modèle d'ordre $p = 1$
- `Type = "both"` indique qu'on inclut la constante et la tendance dans le modèle

```
p1ct <- VAR(Canada, p = 1, type = "both")
```

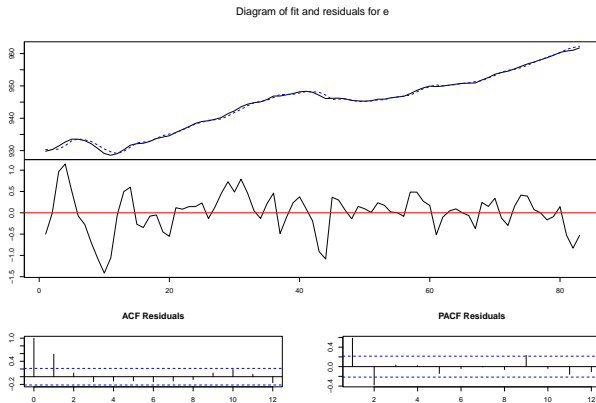
Equation pour la série e

```
summary(p1ct, equation = "e")
```

```
##
## VAR Estimation Results:
## =====
## Endogenous variables: e, prod, rw, U
## Deterministic variables: both
## Sample size: 83
## Log Likelihood: -207.525
## Roots of the characteristic polynomial:
## 0.9504 0.9504 0.9045 0.7513
## Call:
## VAR(y = Canada, p = 1, type = "both")
##
##
## Estimation results for equation e:
## =====
## e = e.l1 + prod.l1 + rw.l1 + U.l1 + const + trend
##
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## e.l1      1.23892    0.08632  14.353 < 2e-16 ***
## prod.l1    0.19465    0.03612   5.389 7.49e-07 ***
## rw.l1     -0.06776    0.02828  -2.396 0.018991 *
## U.l1       0.62301    0.16927   3.681 0.000430 ***
## const    -278.76121    75.18295  -3.708 0.000392 ***
## trend     -0.04066    0.01970  -2.064 0.042378 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 0.4701 on 77 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.9975, Adjusted R-squared: 0.9973
```

Graphique valeurs prédites et résidus

```
plot(p1ct, names = "e")
```



Diagnostics

```
ser11 <- serial.test(p1ct, lags.pt = 16, type = "PT.asymptotic")  
ser11$serial
```

```
##  
## Portmanteau Test (asymptotic)  
##  
## data: Residuals of VAR object p1ct  
## Chi-squared = 233.5, df = 240, p-value = 0.606
```

Modèles ECM

- Nous allons utiliser les données USIncExp et suivre l'exemple de l'[article](#) présentant la librairie strucchange

```
USIncExp2 <- window(USIncExp, start = c(1985,12))
```

- La fonction de consommation (consumption function) est modélisée par un modèle ECM (cf. Hansen , 1992a):

$$\Delta c_t = \beta_1 + \beta_2 e_{t-1} + \beta_3 \Delta i_t + \mu_t \quad (1)$$

$$e_t = c_t - \alpha_1 - \alpha_2 i_t \quad (2)$$

où c_t représente les dépenses de consommation et i_t le revenu

Modèle ECM - Equation de cointégration

- L'équation de cointégration (2) est estimée à l'aide d'un modèle OLS

$$c_t = \alpha_1 + \alpha_2 i_t + e_t$$

- Les résidus \hat{e}_t seront utilisés comme variable indépendante dans la modélisation de la fonction de consommation (1)

```
coint.res <- residuals(lm(expenditure ~ income, data = USIncExp2))
```


Modèle ECM - Préparation des données

- On utilise la fonction `lag` car les résidus dans l'équation (1) sont à $t - 1$
- On utilise la fonction `diff` pour intégrer les séries (obtenir Δc_t et Δi_t)

```
coint.res <- stats::lag(ts(coint.res, start = c(1985,12), freq = 12), k = -1)
USIncExp2 <- cbind(USIncExp2, diff(USIncExp2), coint.res)
USIncExp2 <- window(USIncExp2, start = c(1986,1), end = c(2001,2))
colnames(USIncExp2) <- c("income", "expenditure", "diff.income", "diff.expenditure", "coint.res")
window(USIncExp2, start=c(1986,1), end=c(1986,12))
```

	income	expenditure	diff.income	diff.expenditure	coint.res
## Jan 1986	3630.1	2829.3	6.5	11.0	27.510616
## Feb 1986	3647.7	2821.4	17.6	-7.9	33.081616
## Mar 1986	3674.8	2824.6	27.1	3.2	10.481554
## Apr 1986	3674.3	2838.6	-0.5	14.0	-8.953200
## May 1986	3686.6	2863.1	12.3	24.5	5.464415
## Jun 1986	3703.7	2869.3	17.1	6.2	19.691076
## Jul 1986	3721.3	2891.0	17.6	21.7	11.608630
## Aug 1986	3734.6	2909.9	13.3	18.9	18.608568
## Sep 1986	3752.0	2984.8	17.4	74.9	26.399998
## Oct 1986	3756.6	2947.5	4.6	-37.3	86.766982
## Nov 1986	3770.6	2945.6	14.0	-1.9	45.624921
## Dec 1986	3797.0	3016.9	26.4	71.3	32.031690

Modèle ECM - Estimation

- La variable dépendante est l'augmentation des dépenses et les variables indépendantes sont les résidus de cointegration et l'augmentation des revenus (plus une constante)

```
ecm.model <- diff.expenditure ~ coint.res + diff.income
summary(lm(ecm.model, data=USIncExp2))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = ecm.model, data = USIncExp2)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -70.555 -11.947  -0.528  10.452  55.576
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  17.82428    1.88918   9.435  < 2e-16 ***
## coint.res    -0.06843    0.03318  -2.063   0.0406 *
## diff.income   0.19001    0.04282   4.438 1.59e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 20.09 on 179 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1021, Adjusted R-squared:  0.09203
## F-statistic: 10.17 on 2 and 179 DF, p-value: 6.542e-05
```

Bibliographie

- Cryer, Jonathan D., and Kung-Sik Chan. 2010. *Time Series Analysis: With Applications in r*. Springer Texts in Statistics. Springer New York.
<https://doi.org/10.1007/978-0-387-75959-3>.
- Kleiber, Christian, and Achim Zeileis. 2008. *Applied Econometrics with r*. Use r! Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-77318-6>.
- Nelson, Charles R., and Charles R. Plosser. 1982. "Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications." *Journal of Monetary Economics* 10 (2): 139–62.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-3932\(82\)90012-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-3932(82)90012-5).
- Pfaff, Bernhard. 2008. *Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with r*. Springer New York.
<https://doi.org/10.1007/978-0-387-75967-8>.
- Tsay, R. 2013. "Multivariate Time Series Analysis: With r and Financial Applications." <https://www.semanticscholar.org/paper/d4c0cfa6bf6f3a17fad19d48e98781fdc7f4174d>.