

**Master Économétrie et Statistiques, parcours Économétrie Appliquée**

**Mémoire de Master 1**

**Impact de l'inflation sur la manière  
de consommer les produits alimentaires**

**TESSON Yohann**

**Sous la direction de BENNANI Hamza**

**Année 2022/2023**

## Résumé :

L'objectif de notre étude est de démontrer qu'il existe une relation entre l'inflation et la composition du panier alimentaire des ménages français. En d'autres termes que l'inflation impacte la manière de consommer les produits alimentaires. Nous avons pour cela utilisé une base de données comprenant l'évolution de la répartition de chaque fonction alimentaire sur la période allant de 1959 à 2020 (62 ans), ainsi que l'évolution de l'indice des prix à la consommation (IPC). Après avoir effectué quelques statistiques descriptives sur les différentes séries, nous avons réalisé une analyse économétrique pour vérifier s'il existe bien une relation de court ou de long terme de l'inflation avec les autres séries. Nous avons, en premier lieu, tenté une approche avec les modèles de correction d'erreur (MCE), supposant la cointégration de deux séries. Nous avons identifié une relation de long terme entre l'inflation et les céréales. Cependant les résidus du modèle n'étaient pas stables, ne respectant pas l'hypothèse de stationnarité et de normalité. Nous avons donc poursuivi notre analyse avec les modèles VAR (Vecteur Autorégressif). Deux séries suspectaient la présence d'une relation à court terme avec l'inflation, celle de la répartition de la viande et des légumes. Cependant leur modèle n'a pas pu être validé par la présence d'autocorrélations et de non respect de la loi normale en ce qui concerne les résidus. Notre étude n'a donc pas pu démontrer une relation significative entre l'IPC et la répartition du panier alimentaire. Cependant cette étude nous a permis de prendre en main différentes approches de statistique temporelles afin d'arriver à cette conclusion.

## Abstract :

The aim of our study is to demonstrate that there is a relationship between inflation and the composition of the food basket of French households. In other words, inflation has an impact on the way food products are consumed. To do this, we have used a database containing the evolution of the distribution of each food function over the period from 1959 to 2020 (62 years), as well as the evolution of the consumer price index (CPI). After performing some descriptive statistics on the different series, we carried out an econometric analysis to check whether there was indeed a short- or long-term relationship between inflation and the other series. First, we tried an approach using error correction models (ECM), assuming cointegration of two series. We identified a long-term relationship between inflation and cereals. However, the model's residuals were not stable, as they did not respect the stationarity and normality hypotheses. We therefore continued our analysis with

VAR (Vector Autoregressive) models. Two series suspected the presence of a short-term relationship with inflation: the meat and vegetables series. However, their model could not be validated due to the presence of autocorrelations and non-compliance with the normal distribution of residuals. Our study was therefore unable to demonstrate a significant relationship between CPI and food basket distribution. However, this study has enabled us to take different approaches to temporal statistics in order to arrive at this conclusion.

## **SOMMAIRE :**

<b>-Introduction.....</b>	<b>p5</b>
<b>-1.Analyse économique et statistiques descriptives.....</b>	<b>p8</b>
<b>-2. Analyse économétrique.....</b>	<b>p37</b>
<b>-Conclusion.....</b>	<b>p58</b>
<b>-Discussion.....</b>	<b>p59</b>
<b>-Annexes.....</b>	<b>p60</b>
<b>-Bibliographie.....</b>	<b>p83</b>

# Introduction

Depuis 2022, on observe une hausse drastique de l'inflation en France et dans les pays européens. On estime à 8,1 % son taux dans l'Union européenne<sup>1</sup> en avril 2023. Un taux inédit depuis le début de la mise en place de l'euro, il y a plus de 20 ans. Ceci correspond à un taux annuel de 13,5 % pour le prix de l'alimentation, de l'alcool et du tabac et de 6,2 % pour les biens industriels hors énergie. Certains pays sont plus touchés que d'autres. On enregistre en France, un taux annuel de 6,9 % en avril 2023 pour un taux de 7,6 % en Allemagne. D'autres atteignent même les 24,5 %, comme en Hongrie.

On peut définir l'inflation comme la hausse générale des prix, calculée sur une année. Selon la BCE (Banque centrale européenne), un taux d'inflation sain se situe aux alentours de 2 % par an.

Il y a plusieurs raisons<sup>2</sup> qui peuvent expliquer ce phénomène à la fois d'un point de vue structurelle mais également conjoncturelle. On enregistre tout d'abord un début d'inflation anormale suite à la reprise de l'activité après la crise du Covid. En effet, avec la suppression des restrictions, on observe un choc entre la demande et l'offre. Le rétablissement des chaînes d'approvisionnement et d'acheminement est chronophage et onéreux tandis que la demande retrouve soudainement son niveau d'avant crise. La demande est plus forte que l'offre. Les prix augmentent donc. Il y a ensuite, en second point, les politiques de relance budgétaire massive depuis 2020, afin d'éviter l'effondrement des économies et de maintenir les revenus. Beaucoup de pays creusent leur déficit en mettant en place des programmes d'aides. On enregistre en France une élévation des dépenses publiques de 5,1 % en 2020 et de 4 % en 2021. En 2022, la France met également en place un programme pour soutenir le pouvoir d'achat des ménages. Ces dépenses, augmentant la masse monétaire présente dans l'économie, stimulent la demande et accentuent donc la pression inflationniste. Il y a dans un troisième temps la faiblesse de la monnaie de l'euro, qui a baissé jusqu'à atteindre la parité avec le dollar en 2022. On observe également une dépréciation de l'euro avec d'autres devises. Les prix des importations deviennent donc plus chers, notamment en ce qui concerne les énergies fossiles. Il y a ensuite les politiques monétaires mise en place par les banques centrales entre 2008 et début 2022 suite à la crise des subprimes (risque déflationniste). L'objectif de celles-ci étaient de relancer l'économie et donc l'inflation en injectant un maximum de

---

1 Inflation en europe : <https://www.touteleurope.eu/economie-et-social/le-taux-d-inflation-en-europe/#:~:text=Le%20taux%20d'inflation%20annuel%20a%20de%20nouveau%20baiss%C3%A9%20en,disposant%20de%20la%20monnaie%20unique,> consulté le 15/05/2023

2 Cause de l'inflation : <https://www.vie-publique.fr/eclairage/286182-inflation-les-causes-de-la-soudaine-hausse-des-prix#:~:text=Sous%20l'effet%20de%20la,octobre%202022%2041%2C9%25,> consulté le 15/05/2023

liquidité. Ceci passe donc par le rachat massive d'actifs financiers incluant des dettes publiques. On appelle cette politique, l'assouplissement quantitatif. Cependant la maintien de cette politique durant la crise de Covid a amplifié son effet lors de la relance de l'activité. Enfin, le facteur qui a intensifié la hausse de l'inflation est l'entrée en guerre de la Russie contre l'Ukraine le 24 février 2022. Étant, toutes deux<sup>3</sup>, des représentants de premier plan sur les marchés agricoles mondiaux (céréales, oléagineux), fournisseurs clés de l'Union européenne, mais également producteur et exportateur majeur d'énergie fossile et de fertilisants en ce qui concerne la Russie, le conflit a perturbé la chaîne d'approvisionnement des pays européens. Les sanctions vis-à-vis de la Russie ont d'ailleurs élargit le problème.

Tous ces éléments ont donc eu un impact important sur l'évolution des prix de notre économie en ce qui concerne l'énergie, les biens industriels mais également les denrées alimentaires, provoquant une baisse du pouvoir d'achat des ménages. On compte en France une baisse de pouvoir d'achat<sup>4</sup> comprise entre 1,2 % et 2 % en 2023 par rapport à 2021, selon l'OFCE (Observatoire français des conjonctures économiques). D'après l'INSEE<sup>5</sup> (Institut national de la statistique et des études économiques), l'inflation modifiant le pouvoir d'achat, influe sur la composition du panier alimentaire. Cependant chaque catégorie de produits alimentaires est plus ou moins sensible à une variation du prix. On remarque que les volumes consommés de lait, de yaourts et viande de bœuf ou de mouton sont très élastiques face au prix. En effet, une hausse de leurs prix relatifs entraîne une forte baisse de leur consommation et inversement. Pour d'autres produits comme les pâtes alimentaires et le pain, l'impact du prix est plus limité. En effet ce sont des produits difficilement substituables.

Nous allons donc dans cette étude, démontrer s'il existe un réel impact de l'inflation sur la composition du panier alimentaire des ménage français. Pour cela nous prendrons en compte une base de données représentant la consommation effective de chaque catégorie de produits alimentaires de 1959 à 2020. Notre étude comprendra, dans un premier temps, une analyse économique et une présentation des statistiques descriptives, montrant et décrivant l'évolution de chaque fonction alimentaire au cours du temps. S'en suivra d'une analyse économétrique, dont le but sera de vérifier s'il existe belle et bien une relation entre l'inflation et la composition du panier alimentaire à court et à long terme. Pour cela nous utiliserons, différentes approches comme la corrélation, les modèles à correction d'erreur (MCE) et les modèles de vecteurs autorégressifs

---

3 Le conflit russo-ukrainien facteur de l'inflation : <https://opee.unistra.fr/L-impact-de-la-guerre-en-Ukraine-sur-le-marche-europeen-des-oleagineux-et-de-l#:~:text=La%20guerre%20a%20ainsi%20eu,huiles%20v%C3%A9g%C3%A9tales%20et%20les%20intrants.>, consulté le 15/05/2023

4 Baisse pouvoir d'achat : <https://www.lesechos.fr/economie-france/conjoncture/le-pouvoir-dachat-des-francais-durement-touche-malgre-lampleur-du-soutien-de-letat-1909130>, consulté le 15/05/2023

5 Inflation et consommation alimentaire: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/1379769>, consulté le 15/05/2023

(VAR). Pour l'application de ces différentes méthodes, cela suppose la stationnarité des différentes séries de même ordre et une relation de cointégration en ce qui concerne les MCE.

# 1. Analyse économique et statistiques descriptives

L'objectif de cette étude est de déceler s'il existe un impact important de l'inflation sur la manière de consommer des ménages français, sur différents types de produits alimentaires. Prouver ce phénomène permettra également de déterminer des relations de substitution et de complémentarité. Pour ce faire, nous allons utiliser une base de données fourni par le site de l'INSEE<sup>6</sup> et de l'OCDE<sup>7</sup> contenant l'évolution de l'inflation et les dépenses alimentaires de la France de 1959 à 2020. La base initiale se compose, en plus de l'inflation, de toutes les consommations effectives alimentaires des ménages par fonction en volume aux prix de l'année précédentes chaînés en millions d'euros. Cette méthode de calcul permet de mieux prendre en compte l'évolution des agrégats contrairement aux prix constants en intégrant la déformation de structure de l'économie. Nous avons décidé par la suite de retenir une base représentant la répartition en pourcentage des différentes consommations afin de supprimer les variations du pouvoir d'achat dû à l'inflation et du niveau de vie. Notre base finale contient donc 62 observations et est représentée par une variable explicative (l'inflation) et 12 variables dépendantes.

## 1.1 Variable indépendante : INF (inflation)

Cette variable indépendante correspond à l'inflation mesurée par l'indice des prix à la consommation (IPC). Cet indice représente la variation du coût d'un panier de biens et services généralement achetés par des groupes spécifiques de ménages. L'indicateur est donc mesuré par son taux de croissance annuel selon une année de référence. Dans notre cas, il s'agit de l'inflation global qui inclue dans son paniers les coûts liés à l'alimentation et à l'énergie.

Équation de l'inflation (taux de croissance de l'IPC) :

$$\text{Taux d'inflation} = [ ( \text{IPC}_t - \text{IPC}_{t-1} ) / \text{IPC}_{t-1} ] * 100$$

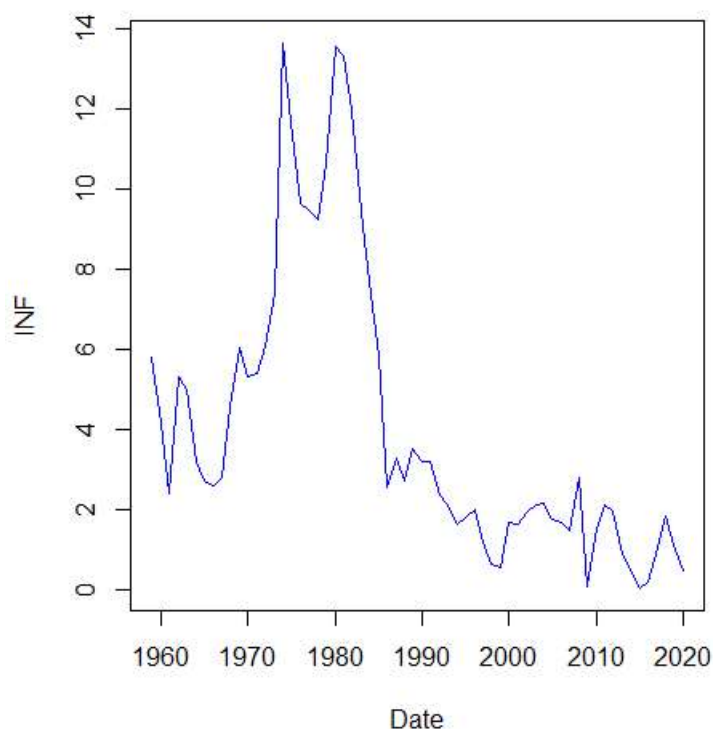
---

6 INSEE, <https://www.insee.fr/fr/accueil>, consulté le 22 avril 2023

7 OCDE, <https://data.oecd.org/fr/price/inflation-ipc.htm>, consulté le 22 avril 2023



Figure 1 : Evolution de l'inflation de 1959 à 2020

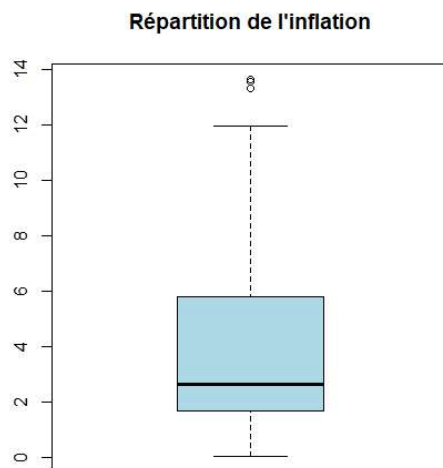


Sur le graphique ci-dessus, on peut remarquer une tendance globale à la baisse avec une valeur initiale proche de 6 % et une valeur finale entre 0 et 2 %. Cependant nous remarquons des pics entre 1970 et 1990 dû à la crise de la stagflation suite à des chocs pétroliers, monétaires et financiers. Cette période<sup>8</sup> est caractérisée par un fort taux d'inflation combinée par une hausse du taux de chômage et une baisse de la production. Depuis cette crise, des leçons en ont été tirées. Les banques centrales considèrent qu'une économie saine<sup>9</sup> est représentée entre autre par un taux d'inflation avoisinant les 2 % par an. Elles s'efforcent donc de maintenir cet objectif via leur politiques monétaires. Ceci explique pourquoi qu'entre 1990 et 2020, le taux d'inflation fluctue autour de cette valeur cible.

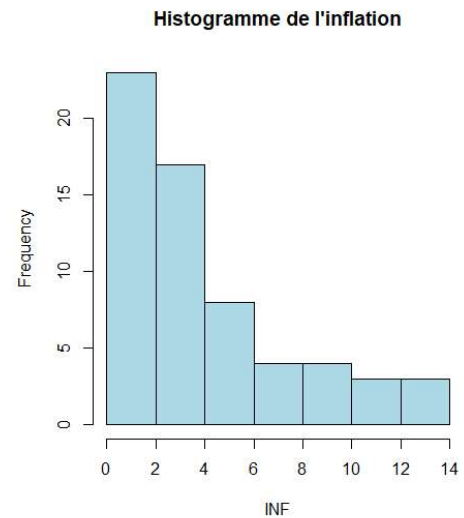
8 Stagflation : [https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/la\\_crise\\_des\\_ann%C3%A9es\\_1970%E2%80%931990/187371](https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/la_crise_des_ann%C3%A9es_1970%E2%80%931990/187371), consulté le 12 mai 2023

9 Taux d'inflation sain : <https://www.lafinancepourtous.com/decryptages/politiques-economiques/theories-economiques/inflation/>, consulté le 12 mai 2023

**Figure 2 :** Boîte à moustache de l'inflation



**Figure 3 :** Histogramme de l'inflation



**Figure 4 :** Tableau statistique de l'inflation

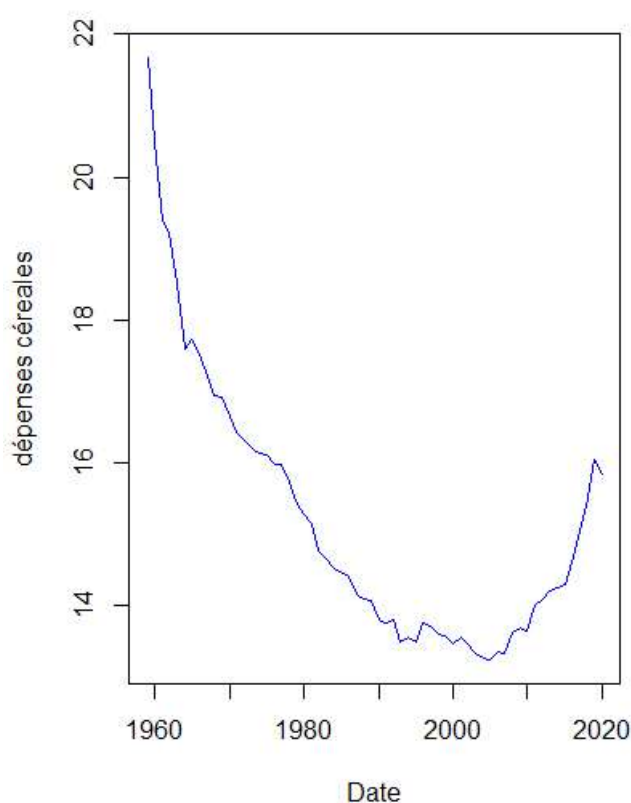
Min	Q1	Median	Moyenn e	Q3	Max	Ecart- type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
0,03751	1,67533	2,6514	4,10593	5,71082	13,64932	3,679	0,633	1,264	9,28E-07

La boîte à moustache nous indique que la série ne suit pas une distribution normale. En effet, on remarque tout d'abord que les quartiles 1 et 3, représentés par les moustaches, ne sont pas de même longueur. De plus, la moyenne, représentée par le trait noir dans la boîte n'est pas centrée. On observe également une possibilité de valeurs atypiques avec les trois points situés en haut du boxplot (le test de rosner conclue qu'il n'y a pas de valeurs atypiques). La série est donc asymétriquement distribuée. On constate la même interprétation avec l'histogramme qui nous montre que la distribution dispose d'un coefficient d'asymétrie (skewness) supérieur à 0. Ce qui explique une concentration des valeurs vers la gauche. Le coefficient aplatissement (kurtosis) dispose d'une valeur faible inférieur à 3. La distribution est plus aplatie qu'une distribution normale. Le test de shapiro-wilk vient confirmer notre interprétation avec une valeur p-critique inférieur à 0,05. Le test de shapiro-wilk suit une hypothèse nulle de normalité avec à seuil de risque de 5 % de ne pas se tromper si on rejette  $H_0$ . On trouve une valeur de 9,28E-07.  $H_0$  est donc rejetée. La série de l'inflation n'est pas normalement distribuée.

## 1.2 Variable dépendante : Céréales

Cette variable correspond à l'évolution de la consommation de la part (en pourcentage) du pain et des céréales (blé, maïs, riz, quinoa, etc), dans le panier alimentaire des ménages français de 1959 à 2020.

Figure 5 : Evolution des céréales

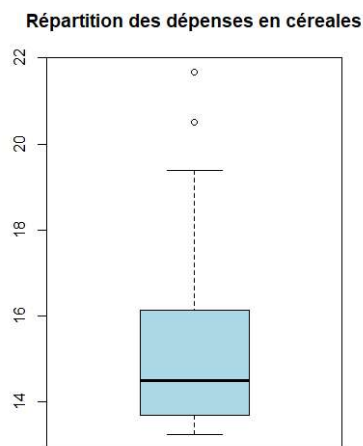


On remarque d'après le graphique que la part des céréales dans le panier alimentaire des français a diminué de 1959 à 2000, puis raugmenté légèrement jusqu'à 2020. Ceci peut être dû à un changement dans les habitudes en termes de nutrition. En effet, des produits alimentaires se sont popularisés et diversifiés par l'accroissement des supermarchés sur le territoire français depuis 1958, comme la viande, les produits laitiers ainsi que les fruits et les légumes. Les régimes alimentaires ont également évolué proposant des plats faibles en glucides et en gluten.

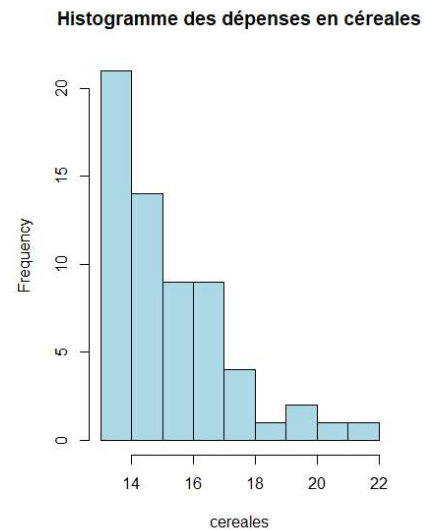
**Figure 6 :** Tableau statistique des céréales

Min	Q1	Median	Moyenn e	Q3	Max	Ecart- type	Kurtosis	Skewnes s	Test normalité
13.25	13.69	14.49	15.19	16.12	21.67	1.909	1.729	1.37	3.284e-06

**Figure 7 :** Boîte à moustache des céréales



**Figure 8 :** Histogramme des céréales

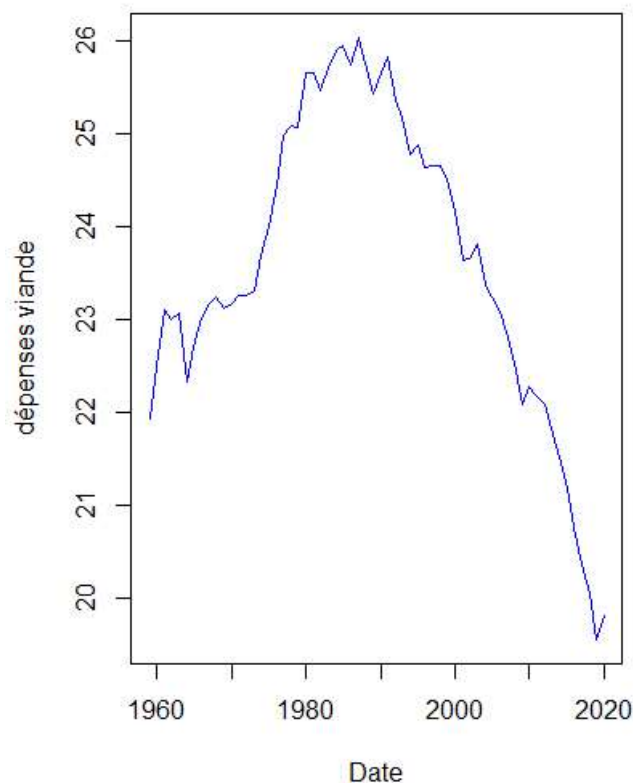


Comme pour l'inflation, les graphiques nous montre une série asymétriquement distribuée où les valeurs se concentrent vers la gauche et les points atypiques vers la droite. Le kurtosis est inférieur à 3, ce qui explique une distribution plus aplatie qu'une distribution gaussienne. Le test de normalité de shapiro-wilk est également rejeté par une p-value inférieur à 0,05. La boîte à moustache nous montre deux valeurs atypiques en haut du graphique. En réalisant le test de rosner, nous nous apercevons qu'il n'y a en fait qu'une seule valeur atypique. Cependant ayant besoin de séries disposant d'un même nombre d'observations pour poursuivre notre analyse, nous n'allons supprimer aucune valeur et laisser la base de données telle quelle.

### 1.3 Variable dépendante : Viande

Cette série représente l'évolution de la part de la viande dans les dépenses alimentaires des français. Elles correspondent à tout type de viande que ce soit de la viande rouge avec le bœuf, le porc, l'agneau, le mouton ou encore de la viande blanche pour ce qui est de la volaille.

Figure 9 : Evolution de la viande



Sur ce graphique, on peut constater que la part de la viande dans le panier alimentaire augmente de 1959 à 1990, puis diminue fortement jusqu'à 2020. L'augmentation de la consommation de la viande durant le siècle dernier peut s'expliquer par une amélioration du niveau de vie global des français. Les ménages disposaient donc d'un meilleur pouvoir d'achat et pouvait se procurer ces produits considérés comme coûteux et luxueux. Il y a également la modernisation de l'agriculture durant l'après-guerre qui a permis de développer l'élevage intensive ainsi qu'une économie d'échelle, rendant la viande plus abordable. La viande est considérée comme un produit reflétant un statut social et de prospérité promulguée par l'urbanisation et les médias. Le soft power américain notamment par son mode d'alimentation via les fast food peut également être un facteur de cette croissance. A cette époque, il y a quelques campagnes de marketing qui mettent en avant les

bienfaits de la consommation de viande pour la santé, notamment pour ses protéines. Cependant depuis les dernières décennies la tendance est à la baisse et les habitudes ont changé. Ceci peut s'expliquer par des recherches scientifiques qui ont prouvé qu'une surconsommation de viande (particulièrement rouge), pouvait engendrer des problèmes à long terme sur la santé comme le diabète de type 2, des problèmes cardiaques ainsi que le développement de certains cancers. Un deuxième élément peut expliquer cette baisse drastique. Ce sont les préoccupations vis-à-vis de l'environnement. En effet l'élevage intensif est source d'émissions de gaz à effet de serre et de déforestation. Il y a également la prise de conscience de la souffrance et de la maltraitance animale qui peut expliquer ce phénomène. Enfin il existe aujourd'hui des alternatives à la viande par des produits d'origines végétales comme le soja qui permettent d'offrir plus d'options en terme d'alimentation.

Figure 11 : Tableau statistique de la viande

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
19.56	22.57	23.34	23.59	25.04	26.02	1.665	-0.351	-0.465	0.01499

Figure 12 : Boîte à moustache de la viande

**Répartition des dépenses en viande**

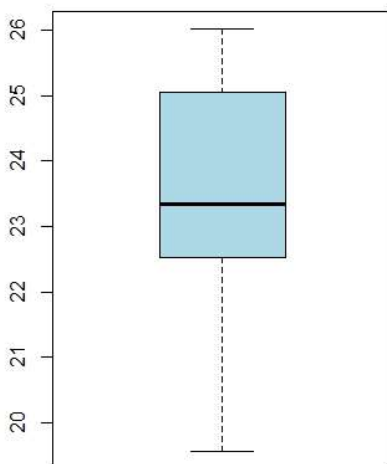
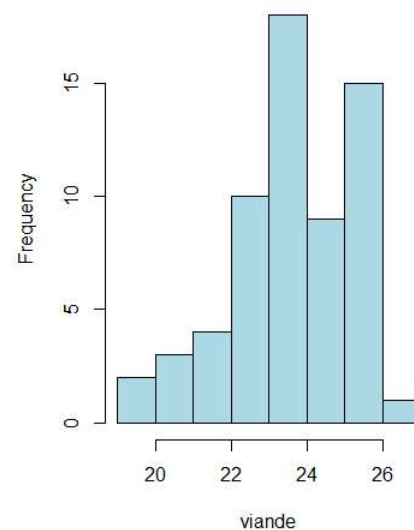


Figure 13 : Histogramme de la viande

**Histogramme des dépenses en viande**

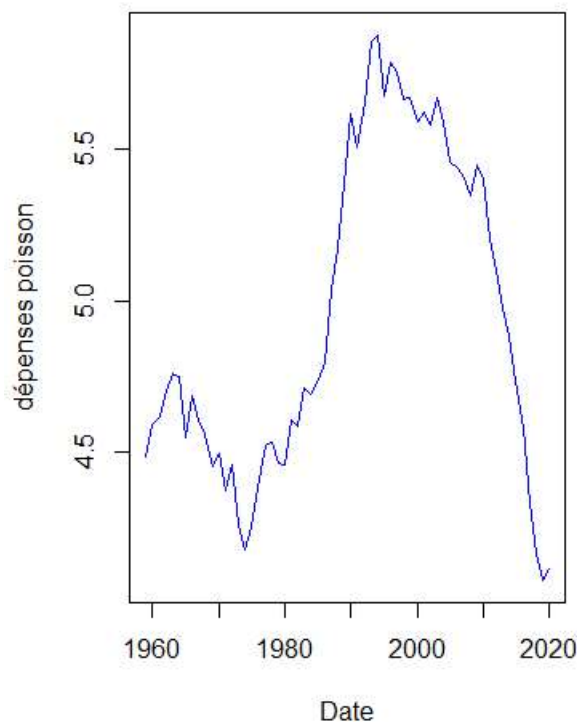


Même constat pour cette série, on remarque la distribution n'est pas normale et concentrée vers la droite par un skewness négatif. Le kurtosis est négatif, la distribution est plus aplatie qu'une distribution gaussienne. On peut voir via le boxplot qu'il n'y a pas de valeurs atypiques.

## 1.4 Variable dépendante : Poisson

Cette série correspond à la part de l'évolution de la consommation du poisson et des fruits de mer de 1959 à 2020.

Figure 14 : Evolution du poisson



On peut voir que la consommation de poisson diminue de 1959 jusqu'au milieu des années 70 avant d'augmenter fortement jusqu'à la fin des années 90. A partir de 2010 l'évolution du poisson a drastiquement baissé jusqu'en 2020. Cette première augmentation peut être dû d'un point de vue médicale où des recherches scientifiques ont démontré la teneur en protéines de haute de qualité ainsi que des acides gras oméga-3 bénéfiques pour l'organisme. Cette tendance peut également être dû aux nombreuses campagnes de sensibilisation alimentaire promulguant une alimentation équilibrée et variée. A contrario, la forte baisse de la consommation depuis 2010 a plusieurs facteurs. Le premier est la préoccupation de l'environnement par la surpêche et la dégradation des écosystèmes marins. Le deuxième facteur est l'inquiétude concernant les contaminants présents dans la chaîne alimentaire comme les métaux lourds ou le plastique. Vient ensuite le développement de certains régimes comme le végétalisme, végétarisme ou le flexitarisme.

Enfin les produits de la mer sont des produits très onéreux pouvant expliquer cette baisse de consommation.

Figure 15 : Tableau de la poisson

Répartition des dépenses en poisson

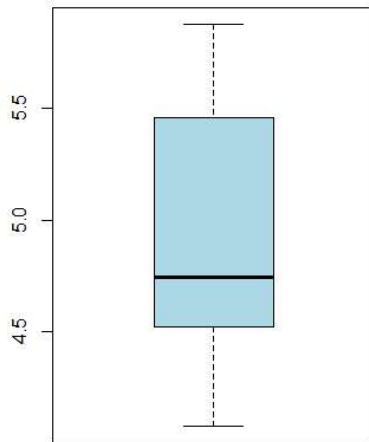


Figure 16 : Histogramme du poisson

Histogramme des dépenses en poisson

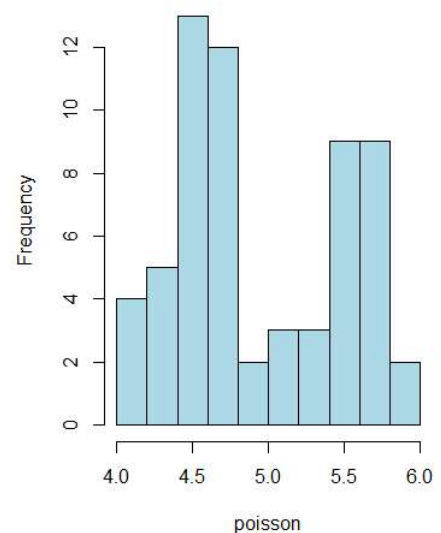


Figure 17 : Tableau statistique du poisson

Min	Q1	Median	Moyenn e	Q3	Max	Ecart- type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
4.079	4.526	4.744	4.946	5.454	5.876	0.536	-1.376	0.242	0.0003859

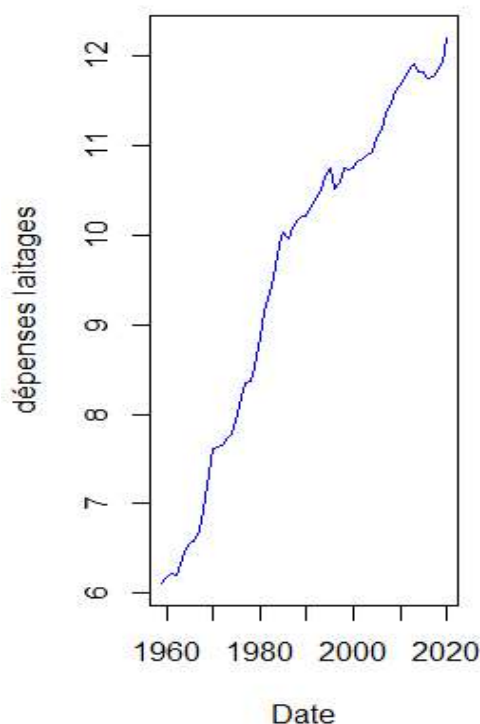
En ce qui concerne le box plot, bien que les moustaches ont l'air d'être de même longueur, on remarque que la moyenne n'est pas centrée dans le boîte. On retrouve cette légère asymétrie dans l'histogramme par un skewness positif expliquant une plus grande concentration des valeurs vers la gauche. Le coefficient d'aplatissement présente une valeur négatif. La distribution est donc plus aplatie qu'une distribution normale. On peut remarquer qu'il n'y a aucune valeur atypique.



## 1.5 Variable dépendante : Laitage

Cette série présente la part de l'évolution de la consommation de produits laitiers que sont le lait et le fromage, mais également les œufs de 1959 à 2020.

Figure 18 : Evolution des laitages



Ce graphique nous montre une évolution constante de la part de la consommation en produits laitiers. Le succès de ces produits réside sur les bienfaits que cela apporte sur l'organisme en les consommant avec modération. En effet, ce sont des sources riches en protéines, calcium ainsi qu'en vitamine D et B12, importantes pour garantir un bon état de santé des os et des dents.

Figure 19 : Tableau statistique du laitage

Min	Q1	Median	Moyenn e	Q3	Max	Ecart- type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
6.113	7.846	10.216	9.608	11.036	12.209	1.915	-1.107	-0.514	0.0001112

Figure 20 : Boîte à moustache du laitage

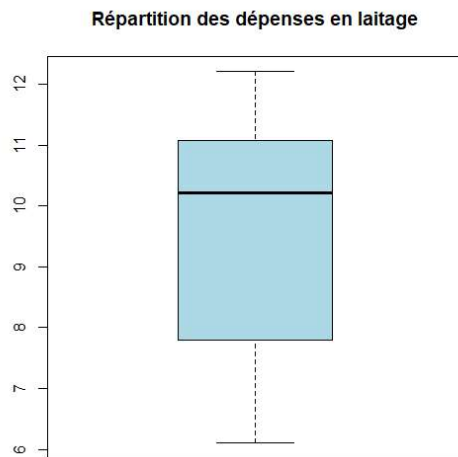
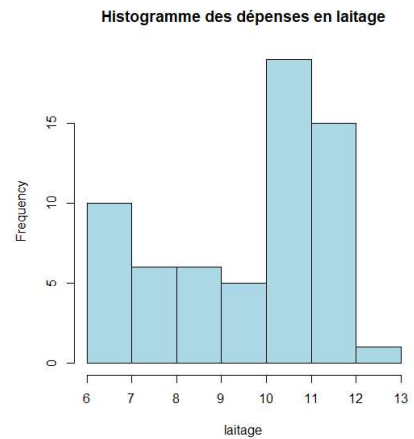


Figure 21 : Histogramme du laitage

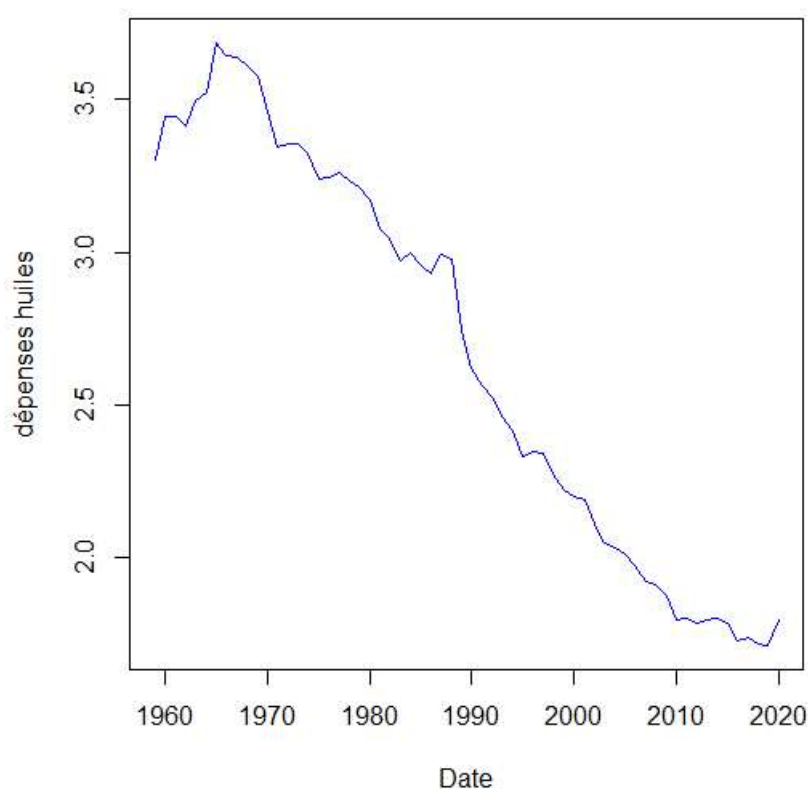


Ici, on peut constater une asymétrie avec une concentration des valeurs vers la droite. En effet le coefficient d'asymétrie est négatif. Le kurtosis est également négatif ce qui explique une distribution plus aplatie qu'une distribution gaussienne. Le test de shapiro-wilk confirme la non normalité de la distribution par une p-value inférieur à 0,05. Enfin on peut voir sur le boxplot qu'il n'y pas de valeurs atypiques.

## 1.6 Variable dépendante : Huiles

Cette série représente l'évolution de la part de consommation de l'huiles et des graisses dans le panier alimentaire des ménages français de 1959 à 2020.

Figure 22 : Evolution de l'huiles



Le graphique ci-dessus nous montre une tendance constante à la baisse entre 1959 et 2020. Ceci peut être dû à une prise de conscience des effets néfastes sur la santé de la consommation excessive de matières grasses. Il est recommandé de réduire les matières grasses saturées ou d'origine animale au profit d'huiles végétales afin de limiter le risque de maladies cardiaques.

Figure 23 : Tableau statistique de l'huiles

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
1.715	2.017	2.684	2.669	3.289	3.684	0.669	-1.556	-0.051	9.303e-05

Figure 24 : Boîte à moustache de l'huiles

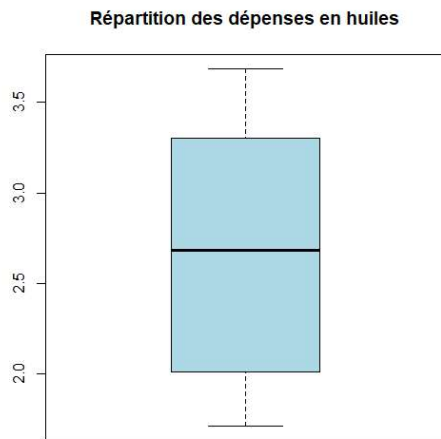
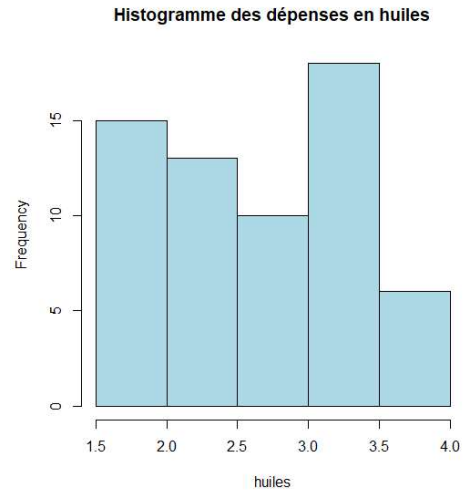


Figure 25 : Histogramme de l'huiles

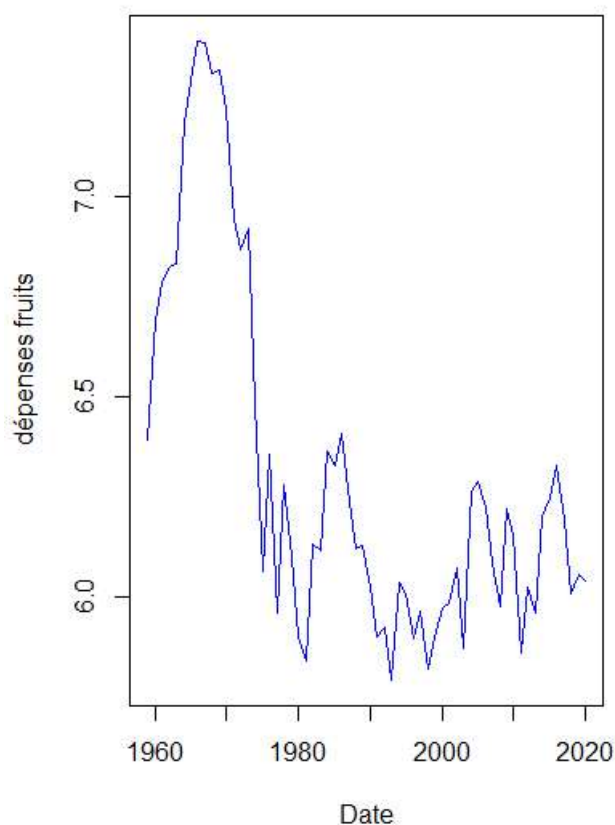


Les différentes valeurs des coefficients et les représentations des différents graphiques nous montre que la distribution de la série ne suit pas une distribution gaussienne. En effet le skewness est négatif prouvant une concentration des valeurs vers la droite. De même pour le kurtosis qui explique un aplatissement plus important qu'une distribution normale. Ceci est confirmé par le test de shapiro-wilk par le rejet de l'hypothèse nulle de normalité. Il n'y a pas de valeurs atypiques.

## 1.7 Variable dépendante : Fruits

Cette série correspond à l'évolution de la part des fruits dans la consommation des ménages français de 1959 à 2020.

Figure 26 : Evolution des fruits



D'après ce graphique, on peut observer un pic au environ de 7,5 % entre 1959 et 1975. Les valeurs semblent, ensuite, osciller autour de 6 %. On disposait donc d'une plus grand part de fruits dans le panier alimentaire avant les années 80.

Figure 27 : Tableau statistique des fruits

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
5.793	5.990	6.143	6.313	6.405	7.386	0.453	0.238	1.175	9.253e-07

Figure 28 : Boîte à moustache des fruits

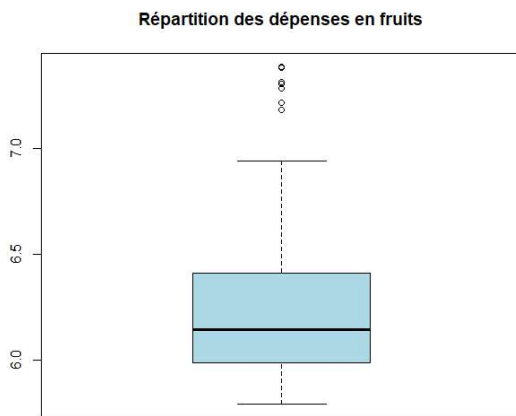
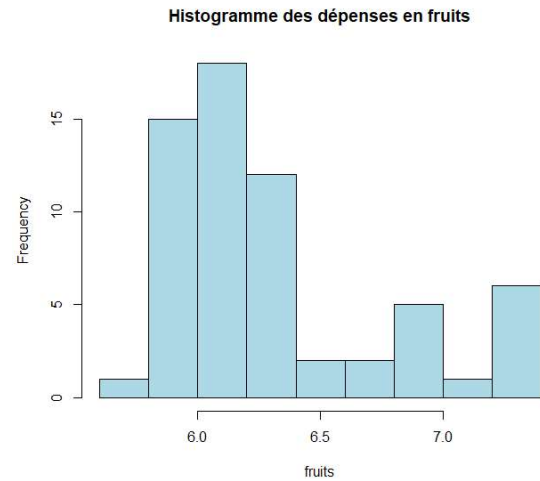


Figure 29 : Histogramme des fruits

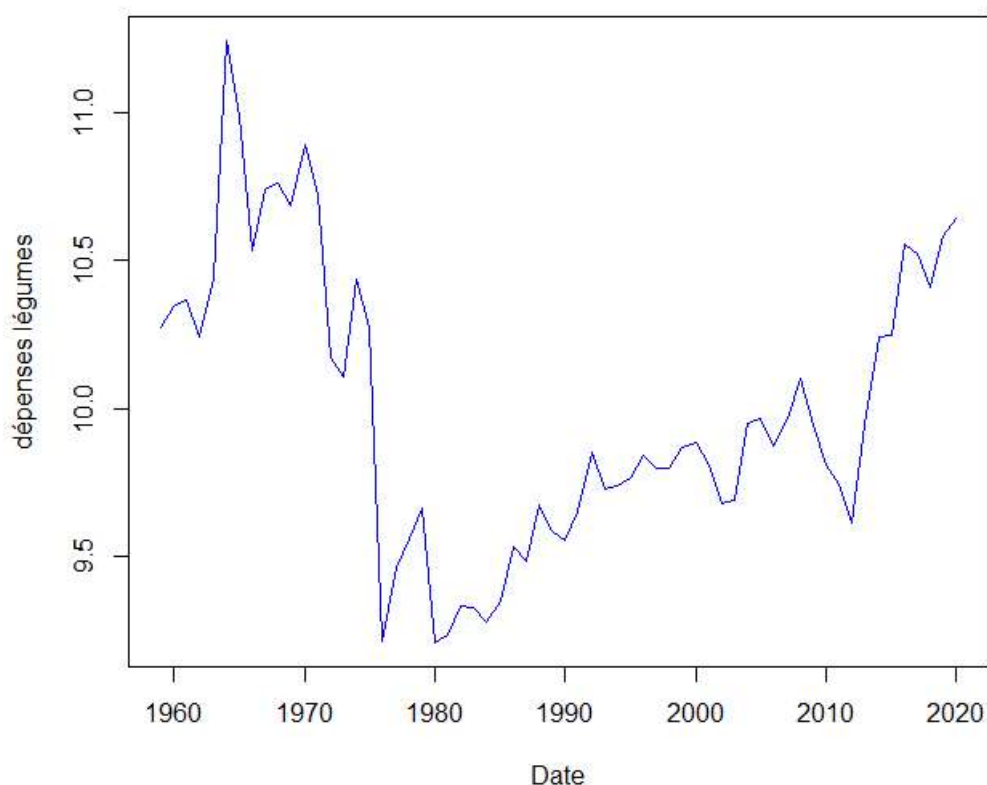


De nouveau, il n'y a pas de distribution normale pour cette série temporelle. La distribution est plus concentrée vers la gauche et plus aplatie qu'une distribution gaussienne. Le boxplot nous laisse penser qu'il y a une supposition de 7 valeurs atypiques, mais le test de rosner conclue qu'il n'y en a finalement aucune.

## 1.8 Variable dépendante : Légumes

Cette série présente l'évolution de la part des légumes dans le paniers alimentaires des français de 1959 à 2020.

Figure 30 : Evolution des légumes



Comme pour les fruits, nous pouvons apercevoir un pic entre 1959 et 1975. On constate une valeur minimale atteint en 1980 avant de progresser à la hausse jusqu'en 2020. Cette tendance haussière peut être dû à l'engouement de nouveaux régimes comme le végétalisme, le végétarisme ou le flexitarisme riche en fruits et légumes.

Figure 31 : Tableau statistique des légumes

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
9.208	9.663	9.878	9.998	10.360	11.245	0.488	-0.516	0.423	0.1025

Figure 32 : Boîte à moustache des légumes

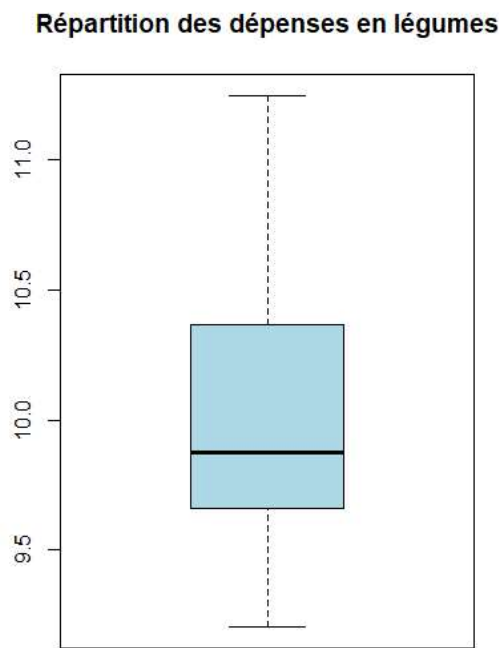
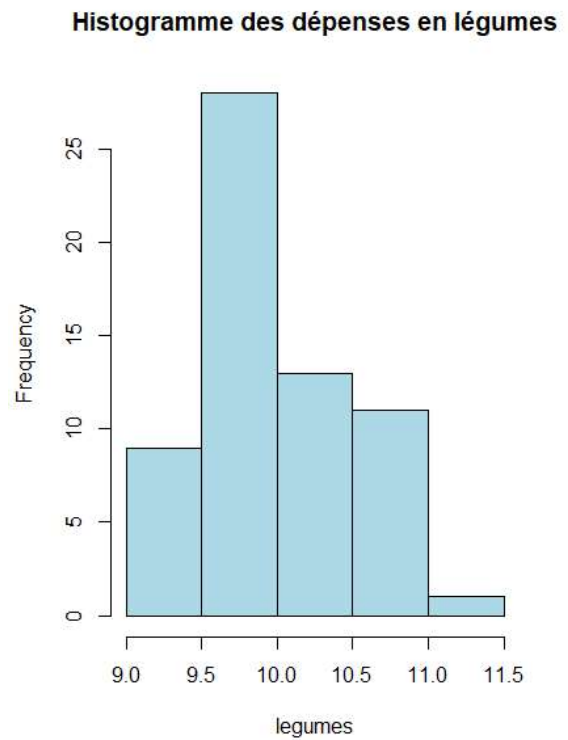


Figure 33 : Histogramme des légumes



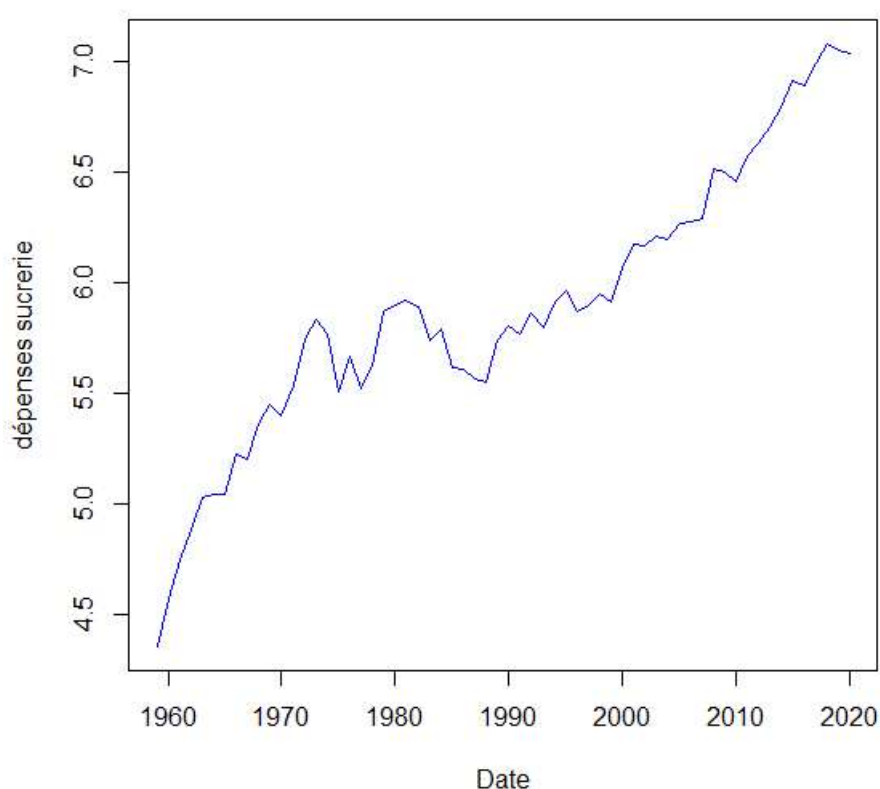
Bien que les coefficients d'asymétrie et d'aplatissement nous décrivent une distribution concentrée plus à gauche (skewness positif) et plus aplatie (kurtosis négatif) qu'une distribution gaussienne, le test de shapiro-wilk nous prouve le contraire. En effet la valeur de la p-value étant supérieure à 0,05 nous pouvons accepter l'hypothèse nulle de normalité. La série des légumes est donc normalement distribuée. On constate également qu'il n'y a aucune valeur atypique.



## 1.9 Variable dépendante : sucrerie

Cette série correspond à l'évolution de la part de l'ensemble des produits que sont le sucre, la confiture, le miel, le chocolat et les confiserie dans la consommation des ménages français entre 1959 et 2020.

Figure 34 : Evolution des sucrerie



Ce

graphique nous indique que les sucreries sont en constante augmentation depuis 1959. En effet, cette évolution peut être dû à un engouement suscité par le développement de l'urbanisme et du niveau de vie. De nos jours, on peut également noter la présence de sucre dans la grande majorité des plats préparés.

Figure 35 : Tableau statistique des sucreries

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
4.361	5.556	5.867	5.893	6.253	7.079	0.614	-0.003	-0.036	0.2595

Figure 36 : Boîte à moustache des sucreries

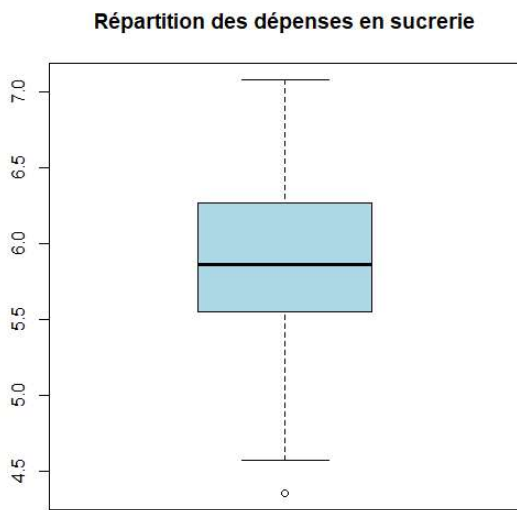
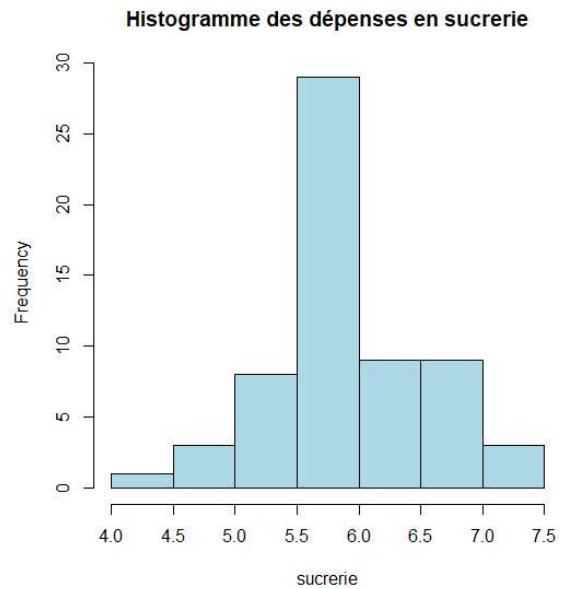


Figure 37 : Histogramme des sucreries

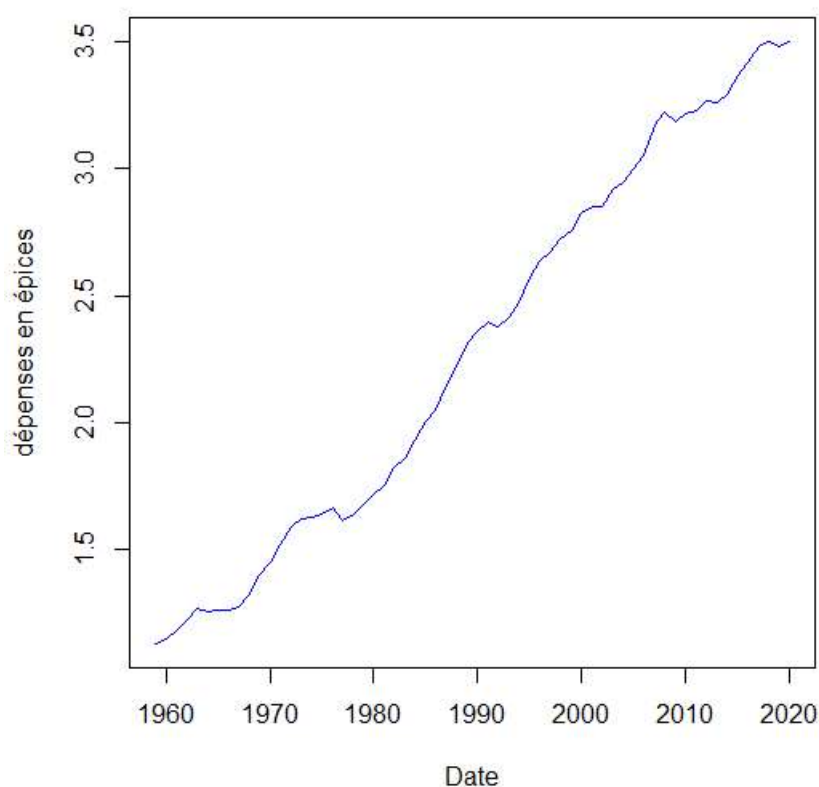


Le test de shapiro-wilk nous indique l'acceptation de  $H_0$  de normalité avec une valeur supérieur à 0,05. Les valeurs de kurtosis et de skewness sont toutes deux proches de 0, ce qui indique une distribution symétrique mais aplatie. Le boxplot nous montre une éventuelle présence de valeur atypique mais celle-ci est réfutée avec le test de grubbs qui nous prouve le contraire.

## 1.10 Variable dépendante : Épices

Cette série présente l'évolution de la part de l'agrégat composé du sel, des épices ainsi que des sauces dans la consommation des ménages français entre 1959 et 2020.

Figure 38 : Evolution des épices



On peut

remarquer d'après le graphique ci-dessus, qu'il existe une tendance croissante du sel, des épices et des sauces depuis 1959. Cette évolution peut être dû à une utilisation importante de sel dans la majorité de nos plats. Il y a aussi cette engouement à vouloir assaisonner nos différents plats pour donner du goût. D'où l'achat en hausse d'épices et de sauces.

Figure 39 : Tableau statistique des épices

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
1.133	1.622	2.335	2.291	2.986	3.499	0.779	-1.437	0.065	0.000603

Figure 40 : Boîte à moustache des épices

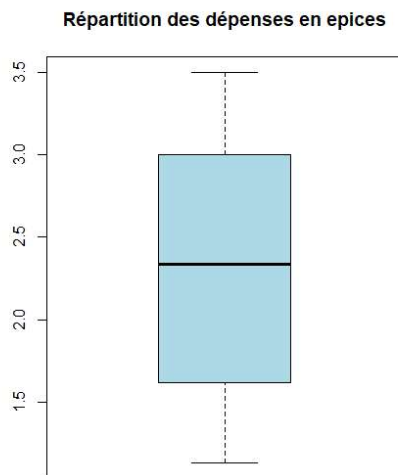
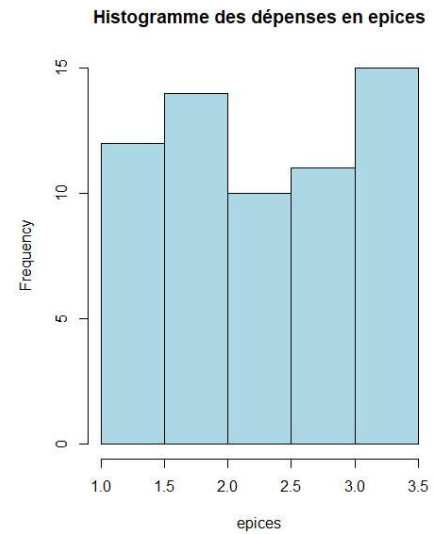


Figure 41 : Histogramme des épices

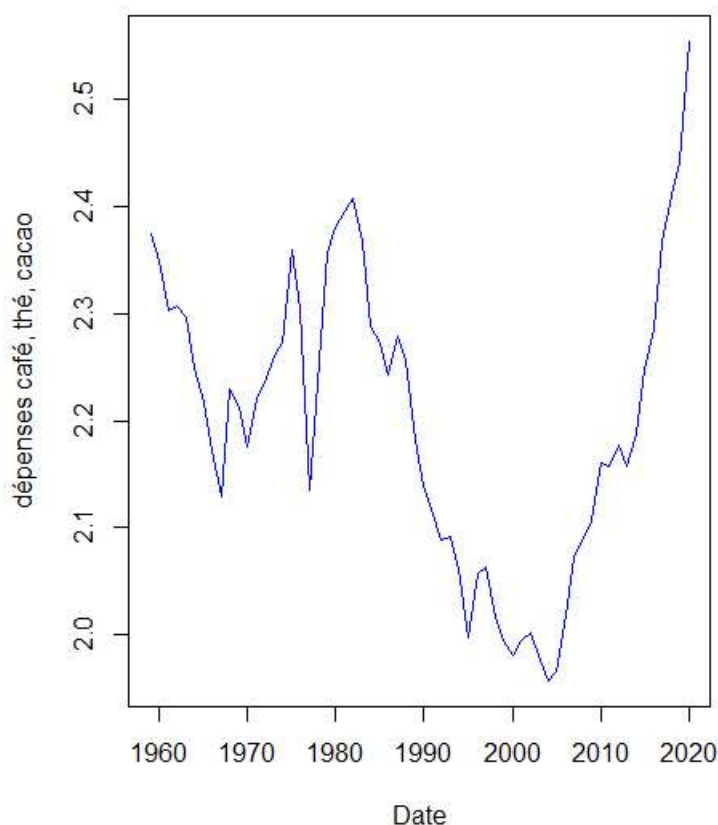


D'après le tableau ci-dessus, l'hypothèse nulle de normalité du test de shapiro-wilk est rejeté avec une p-value inférieure à 0,05. Le coefficient de skewness est proche de 0, ce qui indique une symétrie dans la distribution des valeurs de la série. Cependant le coefficient d'aplatissement présente une valeur négative, correspondant à une distribution plus plate que la normale.

## 1.11 Variable dépendante : cafe\_cacao

Cette série présente l'évolution de la part du café, du thé et du cacao dans la consommation française des ménages entre 1959 et 2020.

Figure 42 : Evolution du cafe\_cacao



Ce graphique nous montre une baisse de la consommation du café, du thé et du cacao de 1980 à 2005 puis une importante évolution haussière jusqu'à 2020. Cette hausse peut s'expliquer par une augmentation de la consommation de café, notamment par l'expansion de l'ouverture des chaînes de café en France.

Figure 43 : Tableau statistique du cafe\_cacao

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
1.958	2.091	2.215	2.200	2.295	2.553	0.139	-0.617	0.082	0.28

Figure 44 : Boîte à moustache du café\_cacao

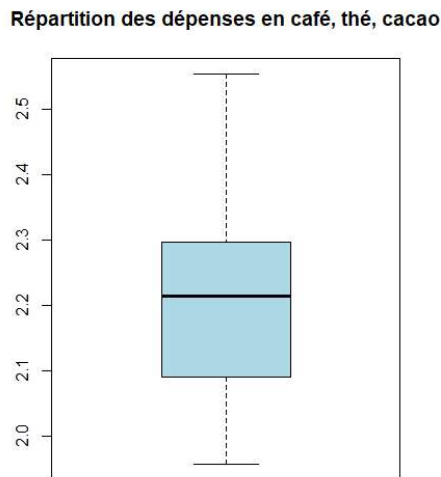
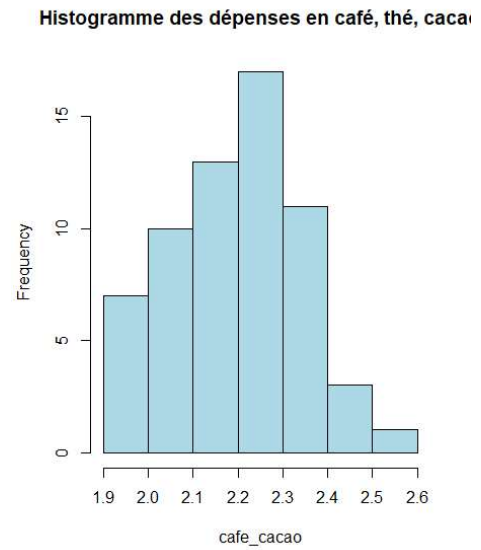


Figure 45 : Histogramme du café\_cacao

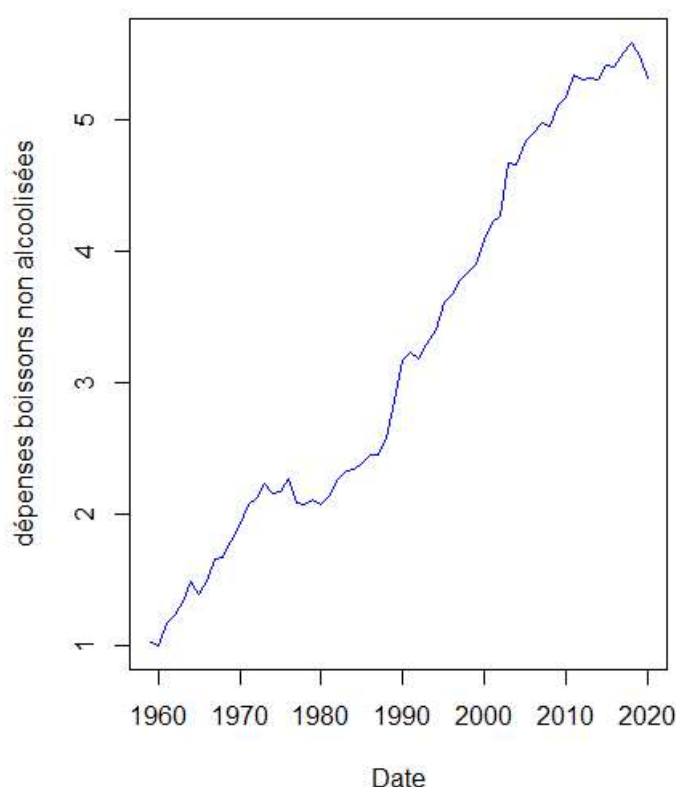


Le test de shapiro-wilk nous montre une valeur p-critique supérieur à 0,05. L'hypothèse nulle de normalité est acceptée. On retrouve un skewness proche de 0, indiquant une symétrie dans la distribution. Le kurtosis, quant à lui, est négatif. La distribution est donc plus aplatie qu'une distribution normale.

## 1.12 Variable dépendante : Boissons non alcoolisées

Cette série correspond à l'évolution de la part des boissons non alcoolisées dans la consommation des ménages français de 1959 à 2020. Elle comprend entre autres l'eau, les jus de fruits et les sodas.

Figure 46 : Evolution des boissons non alcoolisées



Le graphique ci-dessus nous montre une tendance à la hausse constante des boissons non alcoolisées depuis 1959. Ceci peut s'expliquer par un effet substitution des boissons alcoolisées vers les boissons non alcoolisées. En effet, en France, on boit de moins en moins d'alcool. Cette tendance est dû aux nombreuses campagnes de sensibilisation des méfaits de la surconsommation d'alcool sur la santé.

Figure 47 : Tableau statistique des boissons non alcoolisées

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
1.007	2.094	3.017	3.246	4.797	5.579	1.47	-1.4	0.24	0.0001938

Figure 48 : Boîte à moustache des boissons\_na

Répartition des dépenses en boissons non alcoolisé

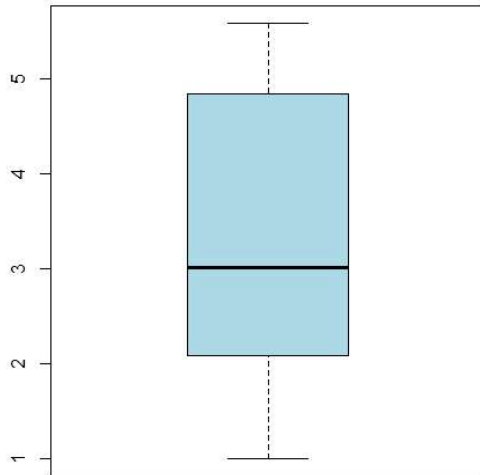
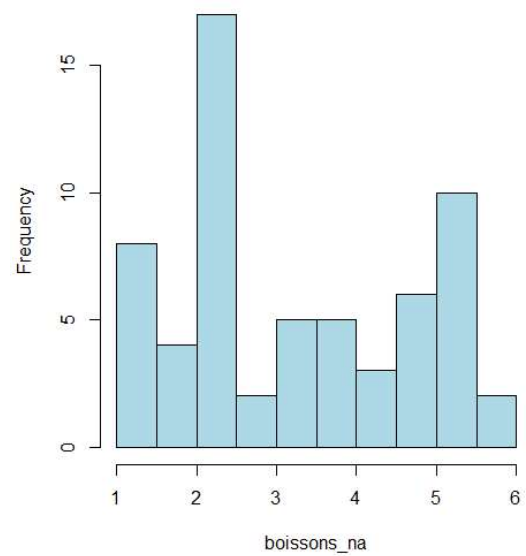


Figure 49 : Histogramme des boissons\_na

Histogramme des dépenses en boissons non alcoolis



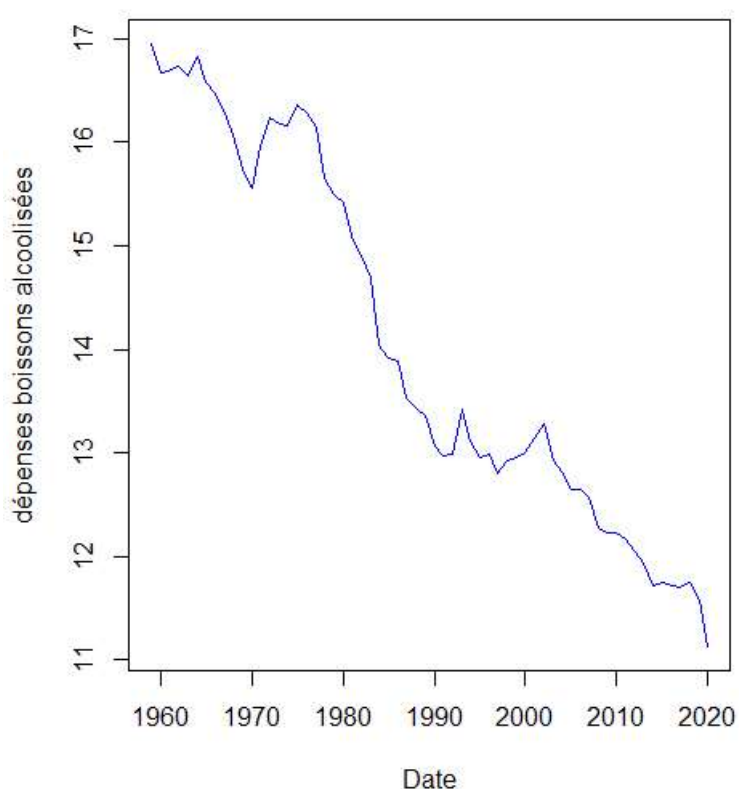
L'hypothèse nulle de normalité est rejetée avec une p-critique inférieur à 0,05. Le skewness est égale à 0,24, ce qui laisse supposer une concentration de la distribution des valeurs vers la gauche. Enfin le kurtosis dispose d'une valeur négative, ce qui indique une distribution plus plate que la normale. Le boxplot ne montre aucune valeur atypique.



### 1.13 Variable dépendante : Boissons alcoolisées

Cette dernière série correspond à l'évolution de la part des boissons alcoolisées dans le panier alimentaire des ménages français de 1959 à 2020. Les boissons alcoolisées sont composées de la bières, des vins, des spiritueux ainsi que des différents apéritifs et digestifs.

Figure 50 : Evolution des boissons alcoolisées



D'après le graphique ci-dessus, on constate une tendance constante à la baisse des boissons alcoolisées depuis 1959. Ceci s'explique par les nombreuses campagnes de sensibilisations sur les méfaits de l'alcool sur la santé. Ces actions ont donc eu pour effet de substituer les boissons alcoolisées pour des boissons non alcoolisées.

Figure 51 : Tableau statistique des boissons alcoolisées

Min	Q1	Median	Moyenne	Q3	Max	Ecart-type	Kurtosis	Skewness	Test normalité
11.14	12.68	13.39	14.05	16.04	16.94	1.801	-1.466	0.242	7.934e-05

Figure 52 : Boîte à moustache des boissons\_a

Répartition des dépenses en boissons alcoolisées

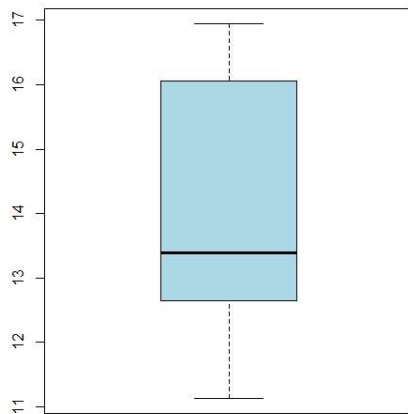
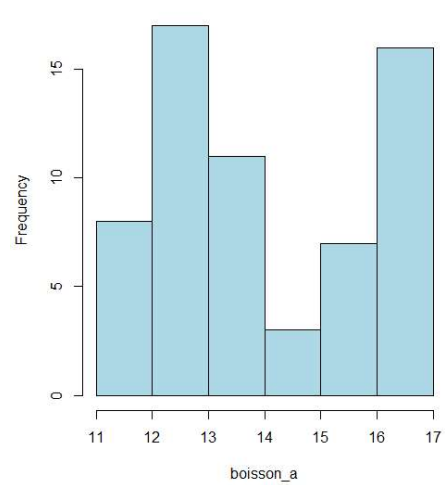


Figure 53 : Histogramme des boissons\_a

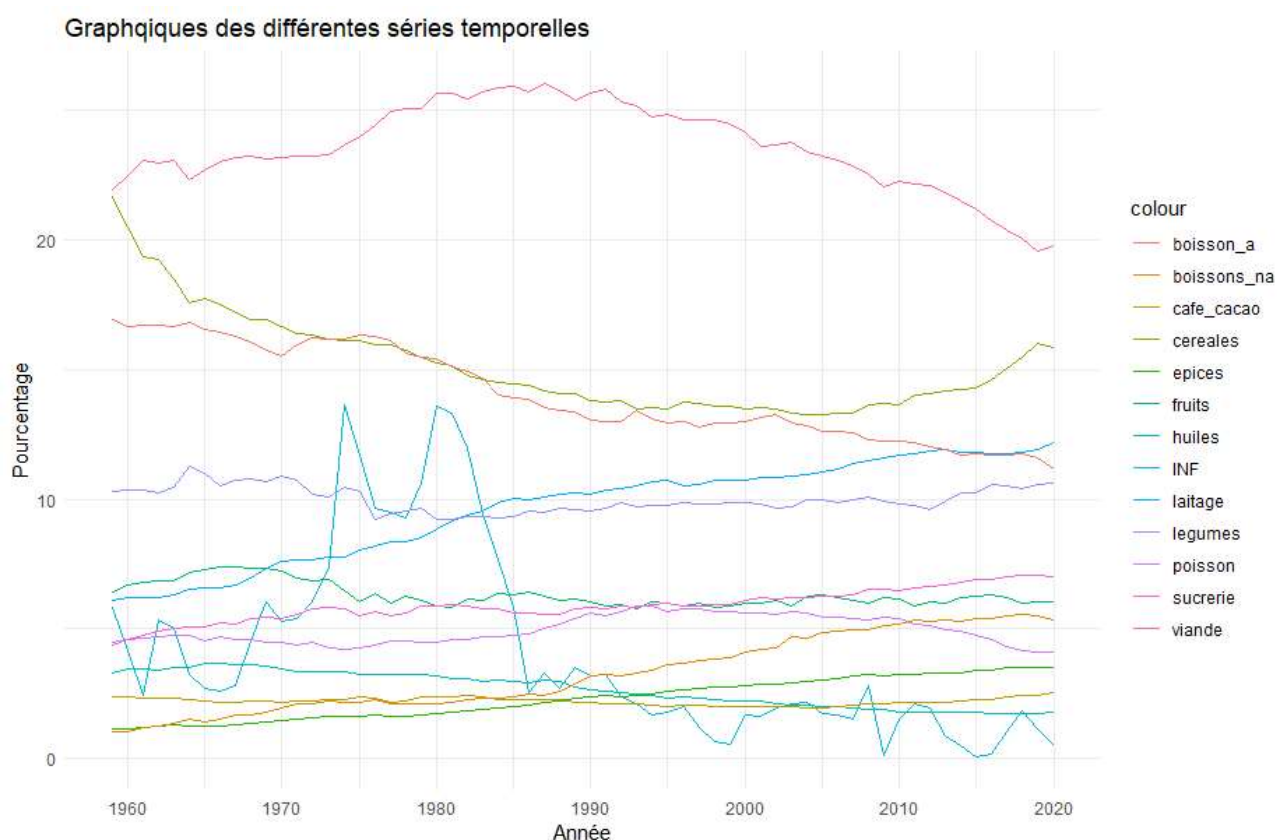
Histogramme des dépenses en boissons alcoolisées



D'après le tableau, on constate une valeur de la p-critique inférieur à 0,05. Ce qui montre un rejet de H0 de normalité. Le skewness dispose d'une valeur positif, indiquant une concentration des valeurs vers la gauche de la distribution. Le kurtosis, quant à lui, est négatif, ce qui explique une distribution plus aplatie que la normale. Le boxplot ne nous montre aucune valeurs atypiques.

## 1.14 Représentation de l'ensemble des séries

Figure 54 : Evolution de l'ensemble des séries de 1959 à 2020



On peut voir sur le graphique ci-dessus, un aperçu de la répartition des différents produits alimentaires au cours du temps. On remarque que la viande et les céréales font parties des produits représentant la plus grande part du budgets des ménages. Cette répartition est suivi par les boissons alcoolisées qui diminuent constamment jusqu'à se faire dépasser par les produits laitiers entre 2015 et 2020.

Figure 55 : Classement répartition en 1959

Catégorie	Pourcentage
viande	21,92
céréales	21,67
boissons_a	16,95
légumes	10,27
fruits	6,69
laitages	6,11
poisson	4,49
sucrerie	4,36
huiles	3,3
cafe_cacao	2,37
épices	1,13
boissons_na	1,03

Figure 56 : Classement répartition en 2020

Catégorie	Pourcentage
viande	22,28
cereales	19,8
laitage	12,21
boissons_a	11,14
legumes	10,64
sucrerie	7,03
fruits	6,04
boissons_na	5,32
poisson	4,11
épices	3,5
cafe_cacao	2,55
huiles	1,8

On observe qu'en 62 ans, la viande est resté le produit majeur du budget alimentaire des ménage suivi des céréales. Les boissons alcoolisées ont perdu une place. Les produits laitiers quant à eux ont gagné 3 places. Les légumes ont rétrogradé d'une place. Les fruits ont baissées de deux places. Les produits sucrées ont gagné deux places. Vient ensuite les boissons non alcoolisées qui ont gagné 4 places depuis 1959. Le poisson, lui, a baissé de 2 places. Les épices ont gagné une place. Le café, le thé et le cacao ont baissé d'une place. Enfin les huiles ont reculé de 3 places.

## 2. Analyse économétrique

Dans cette partie, nous allons utiliser diverses méthodes afin de pouvoir déterminer une relation entre l'inflation et les différentes catégories de produits alimentaires. Nous allons pour cela réaliser un test de corrélation de spearman avant de démontrer des relations de court et de long terme avec les méthodes ECM (modèles à correction d'erreur) et VAR (Vecteurs autorégressifs). Nous finirons notre analyse par quelques prévisions pour chaque série.

### 2.1 Corrélation de Spearman

#### Méthodologie :

La corrélation de Spearman est une mesure statistique non paramétrique utilisée pour quantifier la relation monotone entre deux variables. C'est-à-dire, déterminer l'intensité et la direction à laquelle évolue les variables l'une par rapport à l'autre. Contrairement à la méthode de Pearson, celle-ci est basée sur les rangs des observations plutôt que sur leurs valeurs réelles. La corrélation de Spearman est utilisée lorsque les données ne suivent pas une distribution normale. En bref, cette méthode permet de démontrer une relation de court terme à l'instant  $t$  entre deux variables. La valeur du coefficient de corrélation est compris entre -1 et 1. Plus la valeur du coefficient se rapproche de 1, plus les variables sont corrélées (évoluent dans le même sens). A contrario, plus la valeur se rapproche de -1, plus les variables sont anticorrélées (évoluent dans le sens opposé). Enfin si la valeur est égale à 0, les variables sont donc indépendantes entre elles (Il n'y a aucune relation). Cependant cette méthode ne permet pas d'expliquer une relation de causalité et de prendre en compte la dynamique temporelle des séries. La corrélation de Spearman se calcule avec la formule suivante :

Formule du coefficient de corrélation de Spearman :

$$r_s = \text{cov}(\mathbf{r}_{gx}, \mathbf{r}_{gy}) / (\sigma_{rgx} * \sigma_{rgy})$$

où :

- $r_s$ , le coefficient de corrélation de Spearman

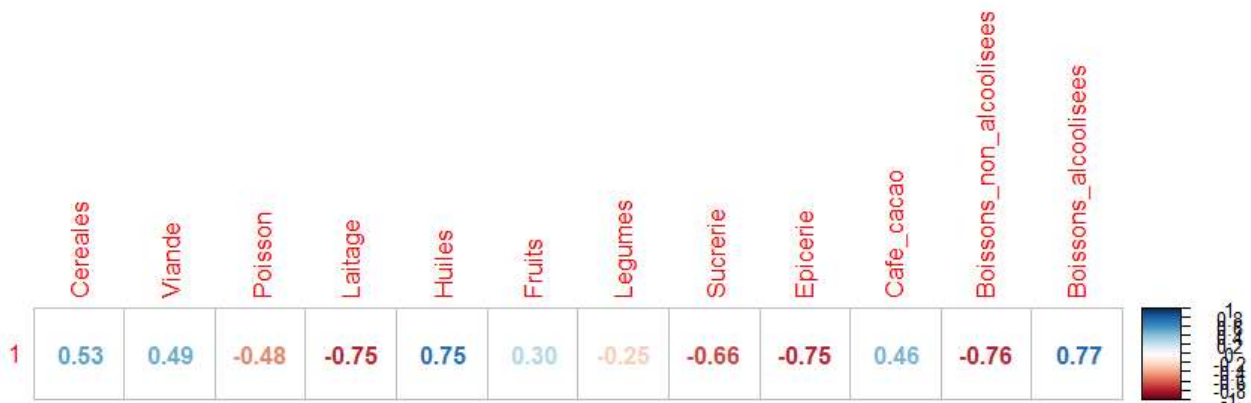
- $\text{cov}(\mathbf{r}_{gx}, \mathbf{r}_{gy})$ , la covariance des numéros de rang de la variable  $x$  et  $y$

-  $\sigma_{rgx}$  et  $\sigma_{rgy}$ , les écarts-types respectives des rangs des variables  $x$  et  $y$

### Résultat :

Vu que la distribution de la série de l'inflation ne suit pas une loi normale, nous allons donc utiliser le test de corrélation de Spearman. Pour ceci nous utiliserons la fonction `corrplot` du package `corrplot` sur Rstudio. Nous avons donc les résultats suivants :

Figure 57 : Coefficient de corrélation de Spearman de l'inflation avec les autres variables



On peut observer que l'inflation est corrélée (évolue dans le même sens) par ordre croissant avec les boissons alcoolisées, l'huiles et les céréales et anticorrélées (dans le sens opposé) par ordre décroissant avec les boissons non alcoolisées, les épices, les produits laitiers et les produits sucrés. Il y a donc une certaine relation de court terme à l'instant  $t$  entre ces variables. Cependant les différentes valeurs des coefficients de corrélation ne permettent pas de déterminer une relation de causalité. Il faut utiliser d'autres outils afin de démontrer l'impact de l'inflation sur ces différentes variables. Nous allons donc réaliser une analyse avec la méthode ECM. Pour cela, il faut tout d'abord prouver que les différentes séries soient cointégrées avec l'inflation.

## 2.2 Stationnarité

### Méthodologie :

Une série temporelle est considérée stationnaire<sup>10</sup> si ses propriétés statistiques telles que la moyenne, la variance et sa covariance (auto-corrélation) est constante dans le temps. Il existe deux types de stationnarité. Il y a la stationnarité stricte et la stationnarité faible. La première signifie que la distribution conjointe des observations ne change pas avec le temps. La moyenne et la covariance de chaque sous-série temporelle d'une longueur donnée sont constantes dans le temps. En d'autres termes, que l'on regarde un point  $t$  ou un point  $t+k$ , la série aura le même comportement. En ce qui concerne la stationnarité faible, celle-ci est moins restrictive. Elle suppose que la moyenne et la covariance peuvent varier avec le temps mais de manière prévisible et régulière. Ces valeurs peuvent donc fluctuer autour d'une valeur moyenne constante. La stationnarité ne présente donc pas de tendance ou de cycles systématiques.

On peut résumer la stationnarité avec ces trois conditions :

$$E[Z_i] = \mu \quad \text{pour tout } i = 1 \dots t \text{ (espérance)}$$

$$\text{Var}[Z_i] = \sigma^2 \neq \infty \quad \text{pour tout } i = 1 \dots t \text{ (variance)}$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_{i-k}] = f(k) = \rho_k \quad \text{pour tout } i \text{ et } k = 1 \dots t \text{ (covariance)}$$

La stationnarité est une propriété importante des séries temporelles pour pouvoir réaliser des analyses et prévisions. Si les séries ne sont pas stationnaires, nous pouvons procéder par différenciation afin de supprimer les tendances et variations systématiques et rendre ses propriétés statistiques constantes dans le temps. Pour réaliser une différenciation, on soustrait chaque observation de la série par son observation précédente.

Représentation mathématique de la différenciation :

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

Si la série devient stationnaire après une première différenciation, elle est dite intégrée d'ordre 1 et s'écrit  $I(1)$ . Tant que la série n'est pas stationnaire, on peut procéder à autant de différenciation que l'on veut. Pour savoir si une série est stationnaire, on peut utiliser un test de

---

<sup>10</sup> Stationnarité et différenciation : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Stationnarit%C3%A9\\_d%27une\\_s%C3%A9rie\\_temporelle](https://fr.wikipedia.org/wiki/Stationnarit%C3%A9_d%27une_s%C3%A9rie_temporelle), consulté le 15/05/2023

stationnarité comme le test des racines unitaires, appelé le test augmenté de Dickey-Fuller (ADF). Ce test dispose d'une hypothèse nulle  $H_0$  indiquant la présence d'une racine unitaire dans la série temporelle. Ceci veut dire qu'il existe une tendance ou une dépendance temporelle structurelle dans la série. L'hypothèse alternative  $H_1$  est donc la non présence de racine unitaire signifiant la stationnarité de la série. Pour voir si on accepte ou l'on rejette l'hypothèse nulle, nous regardons la valeur de la p-value. Si celle-ci est inférieure au seuil de risque de 5 %, la série est donc stationnaire.

Sur Rstudio, pour différencier une série non stationnaire, on utilise la fonction « diff ». Pour réaliser un test ADF, on utilise la fonction « adf.test » du package « tseries ».

### Résultats :

**Figure 58 :** Tableau des ordres d'intégration de chaque séries stationnarisées

Série	INF	Cereales	Viande	Poisson	Laitage	Huiles	Fruits	Legumes	Sucrierie	Epices	Cafe cacao	Boissons na	Boisson a
Ordre d'Intégration	1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	2	2	2
p-value I(0)	0.5936	0.99	0.99	0.9739	0.721	0.2438	0.5486	0.9587	0.4914	0.3727	0.99	0.7691	0.4535
p-value I(1)	0.01	0.02091	0.0255	0.4926	0.05989	0.2119	0.07337	0.03734	0.01	0.04403	0.07078	0.3018	0.06835
p-value I(2)				0.01	0.01	0.01	0.01				0.01	0.01	0.01

Pour continuer notre analyse en ce qui concerne la cointégration et les modèles à correction d'erreur, nous allons seulement retenir les séries ayant le même ordre d'intégration que l'inflation. On sélectionne donc les séries céréales, viande, légumes, sucrierie et épices.



## 2.3 Cointégration

### Méthodologie :

La cointégration<sup>11</sup> est une propriété statistique des séries temporelles qui permet de détecter une relation de long terme entre deux ou plusieurs séries temporelles. Ces dernières partagent donc une même tendance commune sur le long terme, même si elles peuvent présenter des variations individuelles sur le court terme. Pour que deux variables soient cointégrées, il faut que celles-ci soient intégrées de même ordre. Par exemple, une série stationnaire à l'ordre  $I(1)$  peut être cointégrée avec une série stationnaire à l'ordre  $I(1)$ . Cependant elle ne peut pas être cointégrée avec une série stationnaire à l'ordre  $I(2)$  car elle est déjà stationnarisée à l'ordre  $I(1)$ .

Le test de cointégration le plus couramment utilisé est le test de cointégration de Johansen. Ce test permet d'évaluer si les variables partagent une tendance commune à long terme malgré leurs fluctuations à court terme. Ce test se base sur l'hypothèse nulle  $H_0$  qu'il y ait au plus  $r$  relations de cointégration, tandis que l'hypothèse alternative  $H_1$  suppose l'existence de  $r+1$  relations de cointégration. Le choix de  $r$  dépend de l'analyse et du domaine étudié. Ce test fonctionne à l'aide d'un modèle autorégressif vectoriel (VAR) qui relie les séries temporelles. Il faut au préalable choisir le nombre de retard optimal déterminé par les critères d'information qui sont le critère d'information d'Akaike (AIC) ou le critère d'information bayésien (BIC). Le test de Johansen utilise les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice de covariance estimée des résidus du modèle VAR pour calculer les statistiques de test. Les valeurs propres indiquent l'importance relative des relations de cointégration, et les vecteurs propres sont utilisés pour obtenir les coefficients de cointégration. Pour interpréter les résultats du test, on compare les valeurs propres aux statistiques de test. Pour qu'il y ait cointégration il faut la valeur propre soit supérieure à la valeur statistique selon un seuil de risque. Pour réaliser un test de cointégration de Johansen sur Rstudio on utilise la fonction « `ca.jo` » du package « `urca` » en précisant le nombre de retards.

Pour choisir le nombre de retard optimal, on utilise la fonction « `VARselect` » du package « `vars` ». Cette fonction nous donne les valeurs de chaque critère d'information pour chaque retard. On retient le retard ayant la valeur la plus faible. Pour notre analyse, nous nous focaliserons sur le critère d'information d'Akaike (AIC).

---

11 Cointégration : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8le\\_de\\_coint%C3%A9gration](https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8le_de_coint%C3%A9gration), consulté le 15/05/2023

## Résultats :

Pour continuer l'analyse nous au préalable combiner la série temporelle de l'inflation avec les autre séries temporelles.

Figure 59 : Tableau du choix du nombre de retards optimal pour chaque série

	cereales_INF	viande_INF	legumes_INF	sucrerie_INF	epices_INF
Optimal lags	2	1	10	2	2

Figure 60 : Résultat cointégration entre INF et céréales

Test	10pct	5pct	1pct
<b>19,1</b>	<b>17,85</b>	19,96	24,6

La valeur propre du test est seulement supérieur à la valeur statistique au seuil de risque de 10 %. Les deux séries sont donc cointégrées au seuil de risque de 10 %.

Figure 61 : Résultat cointégration entre INF et viande

Test	10pct	5pct	1pct
<b>20,36</b>	17,85	<b>19,96</b>	24,6

Les deux séries sont cointégrées au seuil de risque de 5 %.

Figure 62 : Résultat cointégration entre INF et légumes

Test	10pct	5pct	1pct
<b>57,24</b>	17,85	19,96	<b>24,6</b>

Les deux séries sont cointégrées au seuil de risque de 1% et donc de 5 %.

Figure 63 : Résultat cointégration entre INF et sucrerie

Test	10pct	5pct	1pct
<b>20,71</b>	17,85	<b>19,96</b>	24,6

Les deux séries sont cointégrées au seuil de risque de 5 %.

Figure 64 : Résultat cointégration entre INF et épices

Test	10pct	5pct	1pct
<b>21,11</b>	17,85	<b>19,96</b>	24,6

Les deux séries sont cointégrées au seuil de risque de 5 %.

Pour déterminer que les cointégrations entre les différentes séries et donc que les relations de long terme ne sont pas fallacieuses, nous allons utiliser la modélisation ECM (Vector Error Correction Model).

## 2.4 MCE

### Méthodologie :

Pour réaliser un MCE (Modèle à correction d'erreur), nous effectuons tout d'abord une régression linéaire multiple suivant la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO) entre les deux séries à étudier afin de récolter les résidus du modèle. Nous pouvons maintenant construire le MCE en régressant la variable dépendante différenciée d'ordre 1 par la variable indépendante différenciée d'ordre 1 et par les résidus récoltés, retardés d'une période.  $\Delta X$  va permettre de vérifier la relation de court terme avec  $\Delta Y$ , tandis que les résidus retardés d'une période vérifieront la relation de long terme avec la variable dépendante  $\Delta Y$ . Pour qu'il y ait une relation de long terme entre les deux séries, il faut que la valeur du coefficient des résidus retardés soit négative et significative au seuil de 5 %. Si cette condition est validée, nous pourrions valider que la cointégration apparaît non fallacieuse et interpréter les coefficients du modèle MCO initialement établi.

Pour valider la cointégration, il faut vérifier la stabilité des résidus du modèle en vérifiant qu'ils soient stationnaires par un test ADF, qu'il n'y ait aucune auto-corrélation (bruit blanc), que les résidus suivent une loi normale (test de Shapiro-Wilk) et qu'ils respectent l'hypothèse d'homoscédasticité (test de Breusch-Pagan).

### Résultats :

Figure 65 : MCO entre les céréales et l'inflation

```
Call:
lm(formula = cereales ~ INF)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.6565 -1.2587 -0.8139  0.7751  6.2087

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 14.54802    0.35081  41.469  <2e-16 ***
INF          0.15689    0.06386   2.457   0.0169 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.835 on 60 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.09139,    Adjusted R-squared:  0.07625
F-statistic: 6.035 on 1 and 60 DF,  p-value: 0.01694
```

Ce premier modèle nous permet de récupérer les résidus afin de pouvoir effectuer le modèle ECM suivant.

**Figure 66 :** MCE entre d\_cereales et d\_INF

```
Call:
lm(formula = dcereales ~ dINF + ECT - 1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.65380 -0.22457 -0.11388  0.02876  0.69156

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dINF    0.04122     0.02448   1.684   0.0975 .
ECT   -0.09217     0.02186  -4.216 8.66e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2794 on 59 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2619,    Adjusted R-squared:  0.2369
F-statistic: 10.47 on 2 and 59 DF,  p-value: 0.0001285
```

Tout d'abord nous pouvons constater que ce modèle est significatif et peut être interprété, puisque la statistique F dispose d'une p-value inférieur à 0,05. L'hypothèse de nullité des coefficients est donc rejetée. Il existe donc bien au moins un coefficient non nul.

Cependant la qualité du modèle n'est pas vraiment bonne puisque le R<sup>2</sup> ajusté n'explique que 23,69 % de la variance du modèle. Il y a un gros manque d'informations.

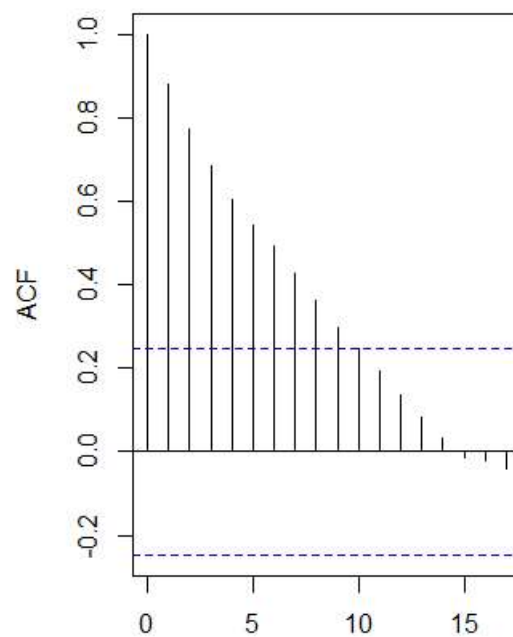
Nous pouvons observer que le coefficient associé aux résidus (ECT) est significatif et négatif. Ce coefficient permet de savoir avec quelle vitesse en terme de pourcentage, le déséquilibre entre les deux séries sera corrigé. La correction a lieu à chaque période, c'est-à-dire chaque année. On peut donc faire l'interprétation que chaque année les séries temporelles des céréales et de l'inflation s'ajustent par pas de 9,217 %.

On peut donc maintenant expliquer les coefficients du premier modèle MCO vu précédemment. La relation de corrélation de long terme nous indique que la variable INF influence significativement la variable dépendante céréales. Une augmentation de INF d'une unité provoque la hausse de 0,16 % de la part des céréales dans le panier alimentaire des ménages français.

De plus en regardant le MCE, on remarque qu'il n'y a pas de relation de court terme entre l'inflation et les céréales. En effet, le coefficient dINF n'est significatif au seuil de risque de 5 %.

Afin de valider cette relation de long terme, nous devons valider la stabilité des résidus par différents tests.

Figure 67 : Fonction d'autocorrélations des résidus du modèle 1



Le graphique de la FAC nous montre la présence de plusieurs autocorrélations significatives au-dessus du seuil indiqué ci-dessus. Il n'y a pas de bruits blancs (absence totale d'autocorrélations), ce qui explique que les résidus sont dépendants des valeurs passées. Les résidus ne sont pas stationnaires.

Figure 68 : Résultats des différents tests des résidus

test	stationnarité	homoscédasticité	normalité
p-value	0.8558	<b>0.8892</b>	7.375e-08

Le tableau ci-dessus nous explique que l'hypothèse de non stationnarité (existence de racine unitaire) du test augmenté de Dickey-Fuller est accepté. Les résidus ne sont pas stationnaires, ce qui explique que leurs propriétés statistiques ne sont pas constantes dans le temps. L'hypothèse d'homoscédasticité de Breusch-Pagan est quant à elle acceptée. La variance des résidus semble donc constante. Enfin le test de Shapiro-Wilk nous indique que la distribution des résidus ne suit pas une loi normale (valeur inférieure à 0,05).

Nous ne pouvons donc pas valider l'interprétation réalisée ci-dessus sur la relation de long terme entre l'inflation et la part de céréales. La cointégration apparaît finalement fallacieuse.

Sur nos 5 variables dépendantes présentant un semblant de cointégration avec l'inflation, aucune n'a été retenue pour représenter une relation de long terme. En effet les différents modèles MCE, n'étant pas significatifs, ne pouvaient présenter une interprétation valable. L'inflation n'impacte donc pas la répartition du panier alimentaire sur le long terme.

Nous allons maintenant utiliser une autre méthode, celle de la VAR (vecteur autorégressif) afin de démontrer des relations de court terme entre l'inflation et la part des différentes catégories alimentaires.

## 2.5 VAR

### Méthodologie :

Le modèle VAR<sup>12</sup> (vecteur régressif) est une méthode statistique permettant d'analyser les relations de causalité et de dynamique temporelle à court terme entre plusieurs séries. Elle étudie la combinaison linéaire de chaque variable dépendamment de leurs propres valeurs passées et des valeurs passées des autres variables. Pour réaliser un modèle VAR, il faut tout d'abord que les séries à étudier soient stationnaires et de même ordre. On choisit ensuite le nombre de retards optimal en se référant aux critères d'information comme l'AIC ou le BIC. Ces retards correspondent au nombre de périodes antérieures utilisées pour prédire les valeurs actuelles de chaque variable. L'estimation du modèle est réalisée en utilisant la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). On recherche donc des coefficients optimaux qui minimisent l'erreur entre les valeurs prédites et les valeurs réelles des variables. Pour valider le modèle, il faut valider sa stabilité. On effectue donc des tests sur les résidus pour vérifier si ces derniers ne présentent pas d'autocorrélations (bruit blanc), sont homoscedastiques (variance constante), suivent une loi normale et qu'il n'y ait pas de choc structurel (problème de stabilité). On réalise ensuite un test de causalité de Granger afin de montrer que des séries temporelles sont causalement liées. Enfin nous pouvons représenter graphiquement les fonctions de réponse impulsionnelle (FRI) de ce modèle estimé afin de visualiser s'il existe une réponse de la série dépendante face à choc ou à une impulsion unitaire de la variables indépendante. Ceci permet donc d'observer la dynamique de court et de long terme.

Voici quelques fonctions qui seront utilisées pour effectuer notre analyse VAR. Pour réaliser un modèle VAR sur Rstudio, on utilise la fonction VAR() du package vars en précisant le nombre de retards avec le paramètre p. Pour vérifier la non présence d'autocorrélations des résidus du modèle on réalise un test de portemanteau avec la fonction serial.test() du package vars. Pour ce qui est de l'hypothèse d'homoscédasticité, on utilisera le test ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) avec la fonction arch.test() du package vars. Pour valider la normalité des résidus on utilisera le test de jarque bera via la fonction normality.test du package vars. En ce qui concerne le test de choc structurel, on optera pour la fonction stability() de vars. Pour le test de la causalité de Granger, on choisira la fonction causality() du même package en précisant bien la série explicatif avec le paramètre cause. Enfin pour ce qui est de la représentation des fonctions de

---

12 VAR : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Vecteur\\_Autoregressif\\_\(VAR\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Vecteur_Autoregressif_(VAR)), consulté le 20/05/2023



réponse impulsionnelle, on utilisera la fonction `irf()` de `vars` en mettant la série indépendante pour le paramètre « impulse » et la série dépendante comme paramètre « response ».

## Résultats :

### Étude des céréales :

**Figure 69 :** Modèle VAR entre les céréales et l'inflation

```

Estimation results for equation cereales:
=====
cereales = cereales.l1 + INF.l1 + cereales.l2 + INF.l2 + const

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
cereales.l1  1.150722   0.128248   8.973 2.34e-12 ***
INF.l1       0.008378   0.020078    0.417  0.67812
cereales.l2 -0.216796   0.115844   -1.871  0.06660 .
INF.l2      -0.019420   0.020323   -0.956  0.34347
const       0.985687   0.299327    3.293  0.00174 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2167 on 55 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9827,    Adjusted R-squared: 0.9815
F-statistic: 783.3 on 4 and 55 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Ce modèle nous montre que les valeurs de la série céréales sont liés significativement et positivement avec leur valeur en  $t-1$ . Cependant, on remarque qu'il n'y a aucune relation à court terme entre la part de céréales et l'inflation. L'inflation n'a donc pas d'impact sur la répartition des céréales dans le panier alimentaire des ménages français.

### Étude de la viande :

**Figure 70 :** Modèle VAR entre la viande et l'inflation

```

Estimation results for equation viande:
=====
viande = viande.l1 + INF.l1 + const

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
viande.l1  0.97853   0.02460  39.778 < 2e-16 ***
INF.l1     0.04173   0.01073   3.888 0.000263 ***
const     0.29937   0.56515    0.530 0.598327
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2761 on 58 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9734,    Adjusted R-squared: 0.9725
F-statistic: 1062 on 2 and 58 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Tout d'abord on vérifie si le modèle est significatif et peut être interprété. En effet celui-ci présente une statistique F significatif au seuil de 5 %. Sa p-value est de  $2,2e-16$ . On remarque également que le modèle est de très bonne qualité avec un  $R^2$  ajusté expliquant la variance de la relation entre les séries à 97,25 %. On peut donc donner une explication aux différents coefficients du modèle. On constate que la valeur de la viande à la période antérieure t-1 influence positivement et significativement (au seuil de 5%) la valeur de la viande en t. Une augmentation d'une unité de la valeur de la viande en t-1 augmente de 0,98 % la valeur de la viande en t. De même pour l'inflation en t-1, celle-ci influence positivement et significativement (au seuil de 5%) la valeur de la viande en période t. Une hausse d'une unité de l'inflation en t-1 augmente de 0,04 % la valeur en t de la viande. Il semble donc y avoir une relation significatif et positif de court terme entre la part de la viande et l'inflation. Pour valider cette interprétation nous devons réaliser quelques tests pour vérifier la stabilité du modèle et des résidus.

Figure 71 : Résultat des tests sur les résidus

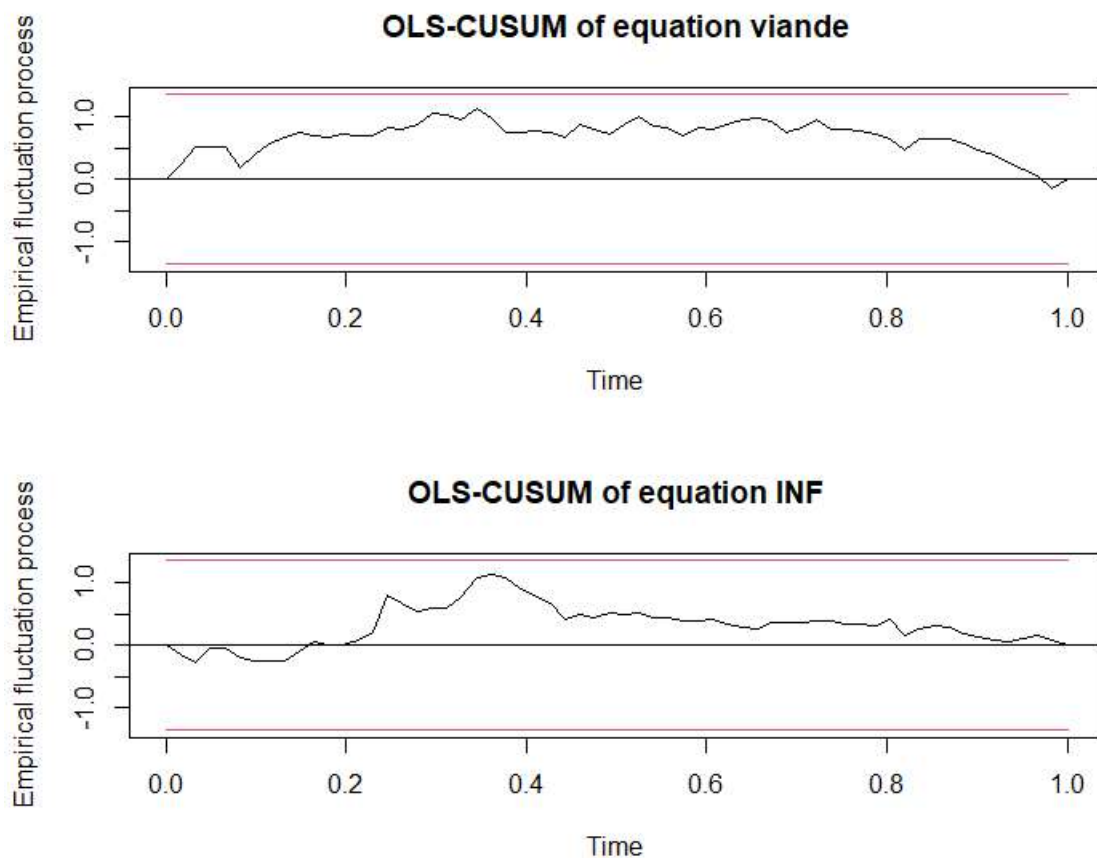
Test	Portemanteau (auto corrélations)	ARCH (homoscédasticité)	Jarque Bera (normalité)
p-value	<b>0.6362</b>	<b>0.1364</b>	2.2e-16

Le test de Portemanteau part de l'hypothèse nulle que les résidus ne contiennent pas d'auto-corrélations, c'est-à-dire que qu'ils ne dépendent pas de leurs valeurs passées. On voit qu'ici la p-value est supérieur 0,05. En effet il existe 63,62 % de se tromper si on rejette  $H_0$ . Le risque est trop important. On accepte donc l'hypothèse nulle. Les résidus forment donc un bruit blanc.

En ce qui concerne le test ARCH, on pose comme hypothèse nulle, l'homoscédasticité des résidus. La valeur indiquée dans le tableau est supérieur au seuil de risque de 5 %. On accepte donc l'hypothèse d'homoscédasticité des résidus.

Enfin le test de Jarque Bera suppose le normalité de la distribution des résidus comme hypothèse  $H_0$ . On voit que la p-value est inférieur à 0,05. On rejette donc l'hypothèse nulle de normalité. Les résidus du modèle ne suivent pas une lois normale. Ceci implique une possibilité de biais au niveau des estimations des paramètres du modèles. Ces estimations peuvent être faussées pouvant conduire à des conclusions erronées et à des prévisions peu fiables. De plus, les différents tests statistiques reposant sur cette hypothèse de normalité, peuvent se voir faussées en cas de non respect de cette condition.

Figure 72 : Test de choc structurel au niveau des résidus du modèle VAR 2



On voit d'après le graphique que les fluctuations des résidus de l'équation viande du modèle ne dépassent pas les seuils limites indiqués en rouge. Il n'y a donc pas de choc structurel des résidus. Le modèle semble stable.

Testons maintenant la relation de causalité entre la viande et l'inflation. On utilise ici le test de Granger. On pose l'hypothèse nulle que l'inflation (INF) ne cause (Granger-cause) pas l'évolution de la part de la viande dans la consommation des ménages.

Figure 73 : Test de causalité de Granger

```
$Granger
```

```
Granger causality H0: INF do not Granger-cause viande
```

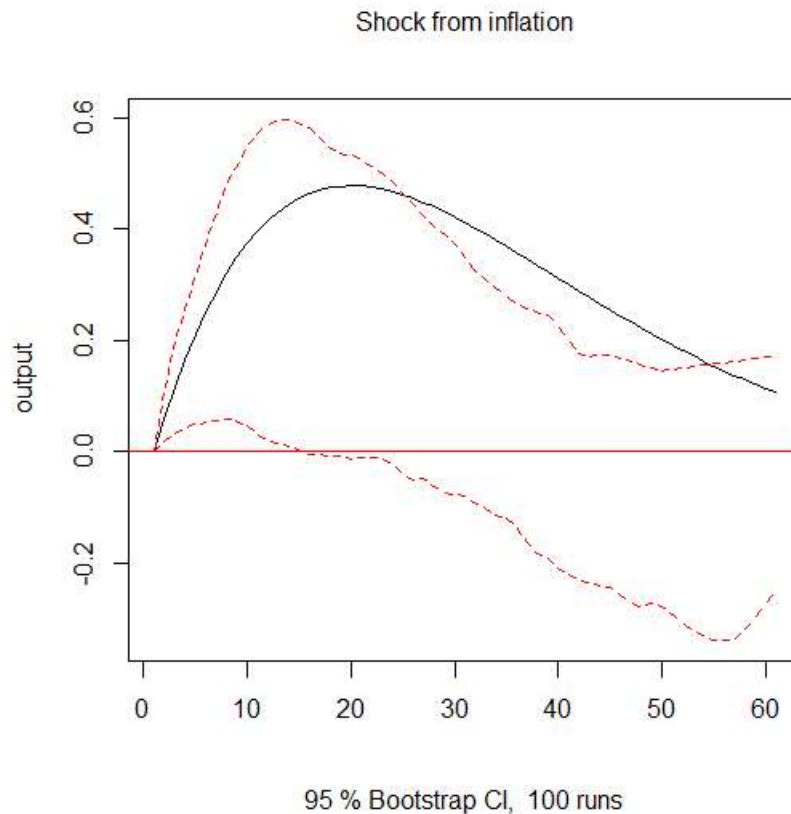
```
data: VAR object mod2
```

```
F-Test = 15.115, df1 = 1, df2 = 116, p-value = 0.000169
```

On voit ici que la p-value du test est inférieure à 0,05. On rejette donc l'hypothèse nulle. L'inflation semble donc impacter l'évolution de la viande.

Regardons maintenant le comportement de la répartition de la viande dans le temps lors d'un choc inflationniste.

Figure 74 : IRF de la viande par une impulsion de l'inflation



On remarque qu'à la suite d'un choc inflationniste, la part de la viande augmente jusqu'à atteindre un maximum au bout de 20 ans, avant de diminuer progressivement. Cependant, elle ne retrouve pas son état d'équilibre après 60 ans.

Cette interprétation ne semble pas avoir de logique économique. Nous prenons donc du recul quant aux résultats de ce graphique.

En résumé, nous ne pouvons pas retenir ce modèle pour cause de non respect de la loi de normalité en ce qui concerne les résidus.

## Étude des légumes :

Figure 75 : Modèle VAR entre les légumes et l'inflation

Estimation results for equation legumes:

=====

$$\text{legumes} = \text{legumes.t1} + \text{INF.t1} + \text{legumes.t2} + \text{INF.t2} + \text{legumes.t3} + \text{INF.t3} + \text{legumes.t4} + \text{INF.t4} + \text{legumes.t5} + \text{INF.t5} + \text{legumes.t6} + \text{INF.t6} + \text{legumes.t7} + \text{INF.t7} + \text{legumes.t8} + \text{INF.t8} + \text{legumes.t9} + \text{INF.t9} + \text{legumes.t10} + \text{INF.t10} + \text{const}$$

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
legumes.t1	0.926317	0.177322	5.224	1.13e-05	***
INF.t1	0.001248	0.026333	0.047	0.9625	
legumes.t2	-0.408878	0.232714	-1.757	0.0888	.
INF.t2	-0.072156	0.030925	-2.333	0.0263	*
legumes.t3	0.239762	0.232399	1.032	0.3102	
INF.t3	0.066980	0.033009	2.029	0.0511	.
legumes.t4	0.333835	0.238861	1.398	0.1722	
INF.t4	-0.042449	0.034825	-1.219	0.2321	
legumes.t5	-0.316784	0.223810	-1.415	0.1669	
INF.t5	0.035842	0.033544	1.069	0.2935	
legumes.t6	0.226257	0.196687	1.150	0.2588	
INF.t6	-0.028275	0.034487	-0.820	0.4185	
legumes.t7	-0.166034	0.189708	-0.875	0.3882	
INF.t7	-0.004319	0.032849	-0.131	0.8963	
legumes.t8	-0.103409	0.187899	-0.550	0.5860	
INF.t8	0.054136	0.030887	1.753	0.0895	.
legumes.t9	0.165214	0.174976	0.944	0.3524	
INF.t9	-0.050108	0.031936	-1.569	0.1268	
legumes.t10	0.025947	0.164850	0.157	0.8760	
INF.t10	0.017429	0.023339	0.747	0.4608	
const	0.851942	1.231362	0.692	0.4942	

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.191 on 31 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.8782, Adjusted R-squared: 0.7996  
F-statistic: 11.18 on 20 and 31 DF, p-value: 3.695e-09

On peut constater que ce modèle est significatif car sa statistique F possède une p-value inférieure à 0,05. L'hypothèse H0 de nullité des coefficients est donc rejetée. Le modèle est également de bonne qualité puisque le R<sup>2</sup> ajusté explique à 79,96 % la dispersion de la relation entre les légumes et l'inflation. On peut donc interpréter le modèle.

Le coefficient des légumes en période t-1 est significatif au seuil 5 % et a un effet positif sur la valeur des légumes en période t. En effet une augmentation de 1 unité de la valeur en t-1 induit une hausse de 0,93% de la valeur en t. On remarque également que l'inflation en période t-2 impacte significativement (au seuil de 5%) et négativement la valeur des légumes en t. Une élévation d'une unité de l'inflation en t-2 réduit la valeur des légumes en t de 0,07 %. L'inflation semble donc avoir un impact sur l'évolution de la part de légumes dans le paniers alimentaires de français. Testons maintenant les résidus et la causalité entre ces deux séries.

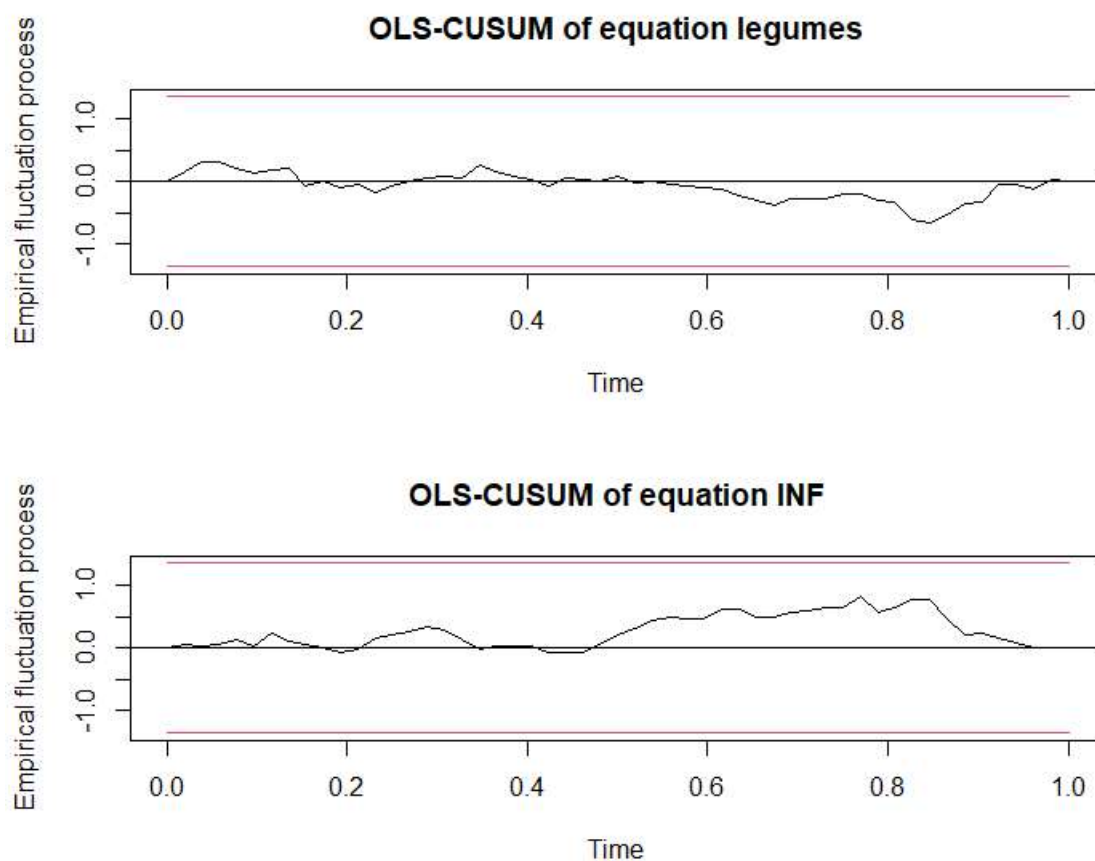
Figure 76 : Résultat des tests sur les résidus

Test	Portemanteau (auto corrélations)	ARCH (homoscédasticité)	Jarque Bera (normalité)
p-value	0.001752	<b>0.6557</b>	<b>0.6721</b>

On observe d'après ce tableau la présence d'autocorrélations en ce qui concerne les résidus. En effet l'hypothèse  $H_0$  du test de portemanteau est rejeté. Ceci implique donc des estimations biaisées, des test statistiques invalides et une inefficacité des prévisions du modèle.

Cependant le test d'homoscédasticité et normalité sont respectés.

Figure 77 : Test de choc structurel au niveau des résidus du modèle VAR 3



On s'aperçoit d'après ces graphiques qu'il n'y a pas de choc structurel des résidus en ce qui concerne l'équation des légumes. Les fluctuations sont bien entre les seuils limites.



Figure 78 : Test de causalité de Granger

\$Granger

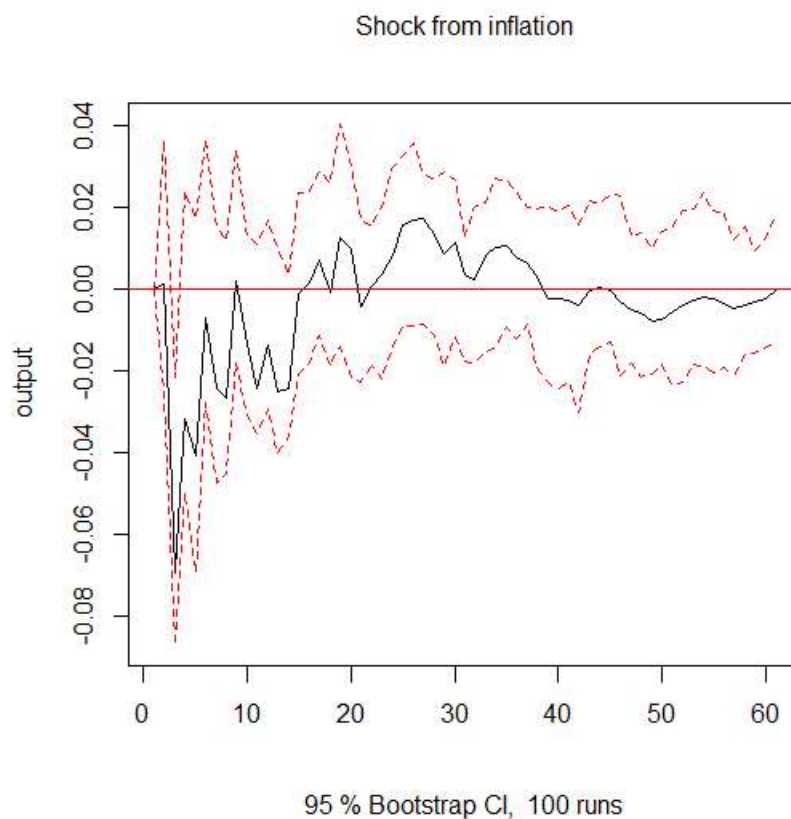
Granger causality H0: INF do not Granger-cause legumes

data: VAR object mod3

F-Test = 1.5834, df1 = 10, df2 = 62, p-value = 0.1328

Le test de causalité de Granger nous indique que l'inflation ne cause pas l'évolution de la part des légumes. En effet H0 est accepté car la p-value est supérieur à 5 %.

Figure 79 : IRF des légumes par une impulsion de l'inflation



On peut observer que suite à une impulsion de l'inflation, la part des légumes baisse rapidement de 0 à -0,07 (après une légère hausse en première année) puis augmente petit à petit avant d'augmenter positivement à partir de la 15ème année. On voit ensuite qu'elle oscille autour de 0 jusqu'à la 60ème année. Il y a donc bien un choc sur l'évolution de la répartition des légumes suite à une impulsion inflationniste.

Cependant, en raison du non respect du test de Portemanteau, nous ne retiendrons pas ce modèle.

### Étude des sucreries :

Figure 80 : modèle VAR entre les sucrerie et l'inflation

Estimation results for equation sucrerie:

=====

sucrerie = sucrerie.l1 + INF.l1 + sucrerie.l2 + INF.l2 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
sucrerie.l1	0.859041	0.135100	6.359	4.22e-08	***
INF.l1	-0.008554	0.008759	-0.977	0.33308	
sucrerie.l2	0.085865	0.129161	0.665	0.50896	
INF.l2	-0.001826	0.009152	-0.199	0.84263	
const	0.412920	0.151631	2.723	0.00865	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09635 on 55 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9728, Adjusted R-squared: 0.9708  
F-statistic: 491.2 on 4 and 55 DF, p-value: < 2.2e-16

On voit ici qu'il n'y a aucune relation de la valeur des sucreries en t avec les valeurs passées de l'inflation. L'inflation n'a donc pas d'impact sur la répartition des produits sucrés dans la consommation des français. Nous ne retenons pas ce modèle.

### Étude des épices :

Figure 81 : Modèle VAR entre les épices et l'inflation

Estimation results for equation epices:

=====

epices = epices.l1 + INF.l1 + epices.l2 + INF.l2 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
epices.l1	1.356569	0.125422	10.816	3.12e-15	***
INF.l1	-0.004959	0.002850	-1.740	0.08748	.
epices.l2	-0.360485	0.125455	-2.873	0.00576	**
INF.l2	0.004100	0.002863	1.432	0.15775	
const	0.037268	0.020829	1.789	0.07909	.

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03115 on 55 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9984, Adjusted R-squared: 0.9983  
F-statistic: 8807 on 4 and 55 DF, p-value: < 2.2e-16



Même constat pour ce modèle. Il n'y a pas de relation significative entre les valeurs passées de l'inflation avec la valeur de la part des épices en temps  $t$ . L'inflation n'a pas d'impact sur la répartition de ces produits. Nous ne retenons pas ce modèle.

## Conclusion

L'objectif de cette étude était de déterminer si l'inflation impactait la répartition de certaines catégories d'aliments dans le panier alimentaire et donc la manière de consommer des ménages français. Ceci pourrait permettre de démontrer s'il existe des relations de substitutions ou de complémentarités entre divers produits. Pour ce faire nous avons utilisé différentes méthodes statistiques afin de trouver des relations de long terme et de court terme avec la répartition des produits alimentaires. Nous avons dans un premier temps effectué les corrélations entre l'inflation et les autres séries. Cette approche nous a permis d'avoir une première idée de comment évoluait chaque catégorie alimentaire avec l'inflation. Nous avons trouvé des corrélations positives avec l'inflation en ce qui concerne les céréales, les huiles et les boissons alcoolisées ainsi que des relations anti-corrélées avec les produits laitiers, les boissons non alcoolisées, les épices et les produits sucrés. Cependant, cette méthode court-termiste ne prend pas en compte les dynamiques temporelles des séries et ne permet pas d'exprimer des relations de causalité. Nous avons donc opté pour une analyse avec un modèle à correction d'erreur (MCE). Celui-ci permet de déterminer les relations de court terme et de long terme en supposant les deux séries cointégrées entre elles. Cependant, aucun modèle n'a été retenu car les différentes cointégrations apparaissaient fallacieuses. Nous avons, en dernière étape, utilisé l'approche de la méthode VAR (Vecteur autorégressif). Celui-ci met en évidence des dynamiques temporelles de court terme. Quelques séries semblaient dans un premiers temps montrer des résultats probants comme la répartition de la viande ou des légumes. Cependant ces deux modèles n'ont pas été retenu pour cause de non respect de certains tests réalisés sur les résidus comme le test de normalité de Jarque-Bera ou le test de présence d'autocorrélations de Portemanteau. Notre analyse n'a donc pas permis de démontrer qu'il existait un impact de l'inflation sur la répartition des produits alimentaire consommés par les ménages français. Cependant, cette analyse pourrait être peaufiner en utilisant des approches différentes.

## **Discussions :**

Nous avons pu apercevoir dans notre analyse que nos méthodes utilisées présentaient des limites. En effet pour réaliser les modèles ECM ou VAR, il fallait respecter la condition que les séries soient intégrées de même ordre. Nous n'avons donc pas pu estimer une relation entre l'inflation et la plupart des séries. Pour contrer ce problème, il existe le modèle ARDL (AutoRegressive Distributed Lag) qui permet d'analyser les relations à long terme et à court terme entre les variables. Il est particulièrement adapté lorsque les variables sont intégrées d'ordres différents. Cependant il peut être difficile de déterminer de vraies relations de substitutions ou de complémentarité entre les variables.

Pour réaliser une analyse de substitution ou de complémentarité entre les différentes catégories de produits alimentaires, il aurait fallu disposer de l'évolution des prix pour chaque type de produits au lieu d'avoir les données de la fluctuation générale des prix. On aurait donc pu vérifier les relations des prix de chaque catégorie de produits avec chaque série. Si une des séries présentait une relation négative, cela signifierait un cas de substitution. Et inversement, si une série présentait une relation positive avec une des catégories de prix, cela indiquerait une relation de complémentarité entre la série testée et le produit du prix testé. On aurait également pu réaliser l'analyse directement sur la consommation effective en volume au prix de l'année précédente chaînée et non sur la répartition des différentes catégories de produits alimentaires.

## Annexes :

Figure 82 : MCO entre le viande et l'inflation

```
Call:
lm(formula = viande ~ INF)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.4276 -0.9293 -0.1507  1.3772  2.5981

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 22.76235    0.28743   79.192 < 2e-16 ***
INF          0.20164    0.05233    3.854 0.000286 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.503 on 60 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1984,    Adjusted R-squared:  0.185
F-statistic: 14.85 on 1 and 60 DF,  p-value: 0.0002859
```

Figure 83: MCE entre la viande et l'inflation

```
Call:
lm(formula = dviande ~ dINF + ECT2 - 1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.66803 -0.27600 -0.01709  0.14703  0.64861

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dINF    0.02414     0.02764    0.873   0.386
ECT2    0.01998     0.02752    0.726   0.471

Residual standard error: 0.3083 on 59 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.01776,    Adjusted R-squared:  -0.01553
F-statistic: 0.5335 on 2 and 59 DF,  p-value: 0.5893
```

Figure 84 : MCO entre les légumes et l'inflation

```
Call:
lm(formula = legumes ~ INF)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.5855 -0.3679 -0.2083  0.3458  1.2132

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 10.15319    0.09015 112.631  <2e-16 ***
INF          -0.03782    0.01641  -2.305   0.0247 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.4715 on 60 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.08132,    Adjusted R-squared:  0.06601
F-statistic: 5.311 on 1 and 60 DF,  p-value: 0.02467
```

Figure 85 : MCE entre les légumes et l'inflation

```
Call:
lm(formula = dlegumes ~ dINF + ECT3 - 1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.01610 -0.07358  0.02746  0.12701  0.61877

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dINF    -0.01353     0.02170  -0.623   0.5354
ECT3     0.13290     0.06813   1.951   0.0558 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2417 on 59 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.06119,    Adjusted R-squared:  0.02936
F-statistic: 1.923 on 2 and 59 DF,  p-value: 0.1553
```

Figure 86 : MCO ente les sucreries et l'inflation

```
Call:
lm(formula = sucrerie ~ INF)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.42498 -0.25866  0.03677  0.40071  1.04568

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.14893    0.10969  56.059  < 2e-16 ***
INF          -0.06238    0.01997  -3.124   0.00275 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.5737 on 60 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1399,    Adjusted R-squared:  0.1256
F-statistic: 9.761 on 1 and 60 DF,  p-value: 0.002745
```

Figure 87 : MCE entre les sucreries et l'inflation

```
Call:
lm(formula = dsucrierie ~ dINF + ECT4 - 1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.231144 -0.008372  0.049961  0.114929  0.238439

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dINF    0.01464      0.00975   1.501   0.139
ECT4   -0.02674      0.02645  -1.011   0.316

Residual standard error: 0.1098 on 59 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.04613,    Adjusted R-squared:  0.01379
F-statistic: 1.427 on 2 and 59 DF,  p-value: 0.2483
```

Figure 88 : MCO entre les épices et l'inflation

```
Call:
lm(formula = epices ~ INF)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.3343 -0.2518  0.0507  0.5354  0.9131

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  2.82858     0.11791   23.99 < 2e-16 ***
INF         -0.13095     0.02147   -6.10 8.35e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.6168 on 60 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3828,    Adjusted R-squared:  0.3725
F-statistic: 37.21 on 1 and 60 DF,  p-value: 8.349e-08
```

Figure 89 : MCE entre les épices et l'inflation

```
Call:
lm(formula = depices ~ dINF + ECT5 - 1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.04789  0.01557  0.04095  0.06254  0.11890

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dINF    0.001422     0.004536   0.314   0.755
ECT5    0.003219     0.011055   0.291   0.772

Residual standard error: 0.05129 on 59 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.00359,    Adjusted R-squared:  -0.03019
F-statistic: 0.1063 on 2 and 59 DF,  p-value: 0.8993
```



## Base de données initiale :

Annee	Inflation	Cereales	Viande	Poisson	Laitage	Huiles	Fruits	Legumes	Sucrierie	Epicerie	Cafecacao	Boissons	Boissons_alc	Total
1959	5.815256	14285.089	14452.664	2957.257	4030.017	2175.513	4214.492	6772.475	2875.05	746.818	1564.787	678.882	11170.766	65923.81
1960	4.139938	13843.256	15181.403	3096.878	4167.272	2322.512	4513.853	6980.026	3088.463	774.535	1584.593	679.384	11244.664	67476.839
1961	2.400457	13441.537	16023.775	3202.271	4309.767	2389.173	4705.543	7189.657	3291.478	818.406	1597.091	813.716	11577.27	69359.684
1962	5.331275	13951.437	16679.587	3409.738	4503.958	2477.301	4950.608	7432.259	3545.951	889.789	1674.085	896.65	12138.89	72550.253
1963	4.999166	13979.508	17407.41	3594.986	4778.294	2638.772	5157.197	7881.825	3797.963	956.287	1734.179	1006.091	12558.379	75490.891
1964	3.211191	13906.684	17645.924	3754.549	5149.386	2783.566	5678.548	8887.696	3988.34	993.603	1776.685	1178.107	13294.079	79037.167
1965	2.703119	14481.612	18543.159	3713.011	5353.724	3007.805	5949.47	8973.694	4122.441	1031.763	1810.202	1135.843	13529.4	81652.124
1966	2.601979	14777.056	19421.141	3955.469	5555.794	3075.193	6231.812	8888.836	4411.153	1066.453	1832.469	1260.769	13892.271	84368.416
1967	2.791785	15069.57	20283.605	4031.837	5874.306	3183.721	6464.178	9402.833	4554.472	1113.828	1864.576	1456.978	14250.509	87550.413
1968	4.543192	15199.017	20862.826	4092.375	6229.608	3242.213	6559.923	9662.725	4818.705	1191.045	2001.426	1497.041	14417.55	89774.454
1969	6.045974	15713.603	21480.128	4138.312	6813.699	3321.632	6795.98	9927.484	5061.553	1303.232	2055.25	1665.277	14627.45	92903.6
1970	5.299646	15886.854	22095.912	4287.305	7272.257	3300.908	6884.068	10390.691	5152.08	1381.994	2075.698	1835.91	14836.943	95400.62
1971	5.397514	16139.463	22861.492	4299.718	7501.893	3285.16	6824.73	10542.737	5446.785	1494.674	2182.432	2043.891	15694.924	98317.899
1972	6.063004	16501.074	23527.835	4512.88	7737.179	3390.866	6948.517	10288.639	5814.377	1606.45	2260.743	2143.811	16422.144	101154.52
1973	7.380597	16813.604	24176.692	4425.258	8030.767	3478.439	7178.802	10486.142	6055.41	1680.385	2345.216	2317.217	16781.761	103769.69
1974	13.64932	17004.446	24972.942	4409.303	8213.937	3506.238	6838.072	11008.682	6088.485	1719.9	2396.821	2271.192	17036.874	105466.89
1975	11.68593	17216.089	25646.394	4544.975	8571.161	3461.52	6481.567	10984.623	5890.346	1754.767	2521.66	2325.595	17492.854	106891.55
1976	9.625493	17345.768	26557.161	4764.582	8898.8	3526.443	6903.182	10005.953	6154.269	1808.691	2501.885	2470.745	17688.195	108625.67
1977	9.494556	17473.274	27330.125	4949.772	9145.788	3565.585	6524.718	10353.299	6044.175	1769.839	2336.287	2286.078	17666.684	109445.62
1978	9.250559	17825.527	28434.095	5140.955	9497.501	3669.356	7119.337	10839.266	6374.223	1850.202	2533.437	2357.076	17737.098	113378.07
1979	10.64674	17878.918	28968.829	5160.59	9867.962	3713.311	7051.71	11168.039	6787.207	1942.175	2724.727	2438.634	17910.447	115612.55
1980	13.56258	17963.239	30180.157	5246.523	10408.721	3730.126	6939.316	10831.663	6940.798	2018.407	2800.232	2444.111	18133.667	117636.96
1981	13.3144	18015.773	30496.023	5479.514	10883.181	3660.635	6944.482	10978.996	7039.963	2082.94	2848.407	2533.823	17953.834	118917.57
1982	11.97848	17905.22	30867.097	5561.478	11349.593	3693.452	7430.899	11307.498	7147.683	2210.548	2918.521	2750.576	18077.521	121220.09
1983	9.459548	17890.586	31403.053	5761.841	11662.241	3630.234	7471.591	11398.866	7018.177	2275.31	2891.658	2852.393	17952.45	122208.4
1984	7.673803	18040.16	31277.618	5830.508	12289.895	3727.507	7908.372	11532.723	7198.983	2397.707	2843.676	2913.615	17447.734	124308.5
1985	5.831099	18190.323	32601.732	5954.788	12610.671	3712.704	7951.904	11705.75	7064.344	2520.064	2856.179	2999.24	17489.861	125702.56
1986	2.538527	18455.065	33009.538	6152.176	12773.5	3755.838	8218.5	12221.962	7195.041	2631.464	2874.866	3144.936	17794.056	128226.94
1987	3.288898	18627.343	34224.774	6621.219	13272.131	3937.279	8202.038	12467.376	7326.352	2830.919	2995.951	3215.88	17792.789	131514.05
1988	2.700817	19009.674	34754.034	6980.002	13745.746	4016.231	8255.976	13051.091	7490.985	2996.763	3044.787	3469.088	18119.487	134993.86
1989	3.498302	19320.452	34918.479	7396.97	14037.418	3775.528	8417.363	13166.826	7888.55	3176.487	2995.603	3933.761	18343.695	137371.13
1990	3.194282	19236.865	35774.061	7835.053	14249.468	3653.84	8405.699	13326.188	8104.657	3288.615	2984.15	4424.128	18222.857	139505.58
1991	3.213407	19352.852	36326.935	7746.795	14550.304	3608.81	8301.647	13577.688	8120.118	3376.236	2972.445	4540.2	18252.853	140726.88
1992	2.36376	19490.032	35844.505	7992.462	14698.702	3569.303	8373.653	13928.653	8291.715	3360.821	2953.179	4501.657	18354.635	141359.32
1993	2.104463	19288.179	35983.517	8372.517	15024.647	3515.548	8284.964	13911.044	8294.251	3453.012	2991.507	4705.002	19187.391	143011.58
1994	1.655515	19477.095	35587.63	8444.698	15323.774	3474.974	8671.936	13991.433	8496.031	3558.376	2963.908	4893.542	18833.405	143716.8
1995	1.796481	19607.754	36179.207	8253.258	15640.184	3388.795	8736.928	14204.11	8677.857	3745.195	2905.151	5247.225	18846.552	145432.22
1996	1.982884	20031.045	35899.83	8428.555	15339.242	3421.024	8591.213	14336.898	8550.158	3844.179	2997.131	5339.269	18916.506	145695.05
1997	1.203943	20050.599	36068.011	8423.958	15497.25	3427.865	8731.871	14343.079	8638.647	3913.496	3019.604	5527.354	18728.567	146370.3
1998	0.6511269	20138.519	36514.953	8394.001	15935.924	3371.091	8623.465	14517.156	8814.803	4033.65	2987.315	5681.615	19144.006	148156.5
1999	0.5371416	20448.077	36914.144	8541.397	16181.149	3343.361	8891.21	14863.511	8915.683	4156.628	3005.792	5881.412	19522.588	150664.95
2000	1.67596	20695.214	37163.529	8592.628	16524.17	3386.534	9182.924	15191.426	9327.787	4341.102	3044.947	6285.348	19994.169	153729.78
2001	1.634781	20931.178	36494.033	8675.988	16703.151	3378.182	9240.536	15143.363	9539.266	4405.933	3080.604	6511.819	20303.423	154407.48
2002	1.923412	21042.31	36957.155	8711.557	16964.676	3299.931	9487.399	15115.464	9638.426	4456.007	3127.03	6671.75	20741.13	156212.84
2003	2.098472	20993.549	37518.706	8937.908	17186.2	3226.468	9255.975	15277.067	9791.33	4601.99	3122.9	7357.948	20388.151	157658.19
2004	2.14209	21156.595	37283.059	8916.232	17432.44	3238.947	9990.628	15867.123	9886.67	4697.93	3121.504	7426.34	20438.998	159456.47
2005	1.745869	21351	37465.513	8795.616	17843.286	3243.781	10135.884	16062.865	10100.944	4835.067	3168.008	7802.803	20378.065	161182.83
2006	1.675125	21657.184	37464.21	8834.962	18149.31	3201.761	10099.836	16027.402	10184.089	4951.773	3275.909	7954.416	20524.784	162325.64
2007	1.487998	21941.051	37624.442	8913.236	18706.582	3162.353	10016.796	16410.947	10361.861	5221.041	3413.089	8190.827	20693.582	164655.81
2008	2.812862	22345.728	36959.689	8770.129	18817.29	3136.755	9801.93	16574.487	10690.499	5284.857	3430.321	8117.874	20142.204	164071.76
2009	0.0876205	22519.502	36310.434	8959.535	19100.541	3085.254	10231.029	16351.707	10697.695	5239.251	3463.968	8399.748	20126.076	164484.74
2010	1.531123	22906.882	37410.317	9070.613	19619.845	3016.525	10339.531	16475.231	10847.448	5400.226	3627.088	8679.752	20548.434	167941.89
2011	2.111598	23754.565	37590.262	8823.324	19956.106	3054.222	9939.573	16520.877	11149.472	5478.099	3659.456	9061.742	20627.393	169615.09
2012	1.954195	24001.568	37596.915	8683.933	20234.737	3041.223	10254.645	16367.762	11295.906	5558.018	3706.144	9017.532	20493.903	170252.29
2013	0.8637155	24426.061	37552.104	8568.765	20528.322	3096.157	10257.83	17114.703	11538.655	5617.63	3712.099	9155.988	20534.097	172102.41
2014	0.5077588	24729.106	37302.748	8471.551	20509.65	3122.428	10751.281	17762.522	11780.17	5710.549	3795.04	9193.483	20322.585	173451.11
2015	0.0375144	25021.692	37087.396	8285.73	20704.551	3128.816	10936.4	17943.226	12106.234	5901.59	3934.937	9480.406	20559.288	175090.27
2016	0.1833349	25829.148	36710.5	8100.97	20791.235	3062.103	11196.822	18673.755	12193.357	6045.434	4043.76	9541.845	20719.537	176908.47
2017	1.032283	26693.584	36184.293	7698.213	20923.229	3089.249	10999.846	18698.279	12432.632	6183.545	4204.964	9785.306	20804.673	177697.81
2018	1.850815	27458.511	35513.505	7385.153	20961.223	3048.013	10644.027	18443.746	12542.16	6199.732	4270.984	9885.019	20818.388	177170.46
2019	1.108255	28262.96	34466.393	7187.686	21026.885	3022.206	10673.63	18652.394	12428.522	6135.485	401.608	9671.583	20395.572	176224.92



## Base de données sur la répartition des fonctions alimentaires :

	Annee	Inflation	Cereales	Viande	Poisson	Laitage	Huiles	Fruits	Legumes	Sucrerie	Epicerie	Cafe_cacao	Boissons_non_alcoolisees	Boissons_alcoolisees	Total
1	1959	5.81525600	21.66909	21.92328	4.485871	6.113143	3.300041	6.392974	10.273185	4.361171	1.132850	2.373629	1.029798	16.94496	100
2	1960	4.13993800	20.51557	22.49869	4.589542	6.175855	3.441940	6.689485	10.344329	4.577071	1.147853	2.348351	1.006840	16.66448	100
3	1961	2.40045700	19.37947	23.10243	4.616905	6.213649	3.444613	6.784262	10.365758	4.745520	1.179945	2.302622	1.173183	16.69164	100
4	1962	5.33127500	19.23003	22.99039	4.699829	6.208053	3.414600	6.823695	10.244291	4.889759	1.264445	2.307483	1.235902	16.73170	100
5	1963	4.99916600	18.51814	23.05895	4.762145	6.329630	3.495484	6.831549	10.440763	5.031022	1.266758	2.297203	1.332732	16.63562	100
6	1964	3.21119100	17.59512	22.32611	4.750359	6.515145	3.521844	7.184655	11.244958	5.046158	1.257134	2.247911	1.490573	16.82003	100
7	1965	2.70311900	17.73574	22.70995	4.547354	6.556748	3.683682	7.286363	10.990154	5.048786	1.263608	2.216969	1.391076	16.56956	100
8	1966	2.60197900	17.51491	23.01944	4.688329	6.585159	3.644958	7.386428	10.535739	5.228441	1.264043	2.171985	1.494361	16.46620	100
9	1967	2.79178500	17.21245	23.16791	4.605160	6.709627	3.636443	7.383378	10.739907	5.202114	1.272213	2.129717	1.664159	16.27692	100
10	1968	4.54319200	16.93022	23.23916	4.558507	6.939177	3.611510	7.307115	10.763335	5.367568	1.326708	2.229394	1.667558	16.05975	100
11	1969	6.04597400	16.91388	23.12088	4.454415	7.334160	3.575353	7.315088	10.685790	5.448177	1.402779	2.212239	1.792478	15.74476	100
12	1970	5.29964600	16.65278	23.16118	4.494001	7.622861	3.460049	7.215957	10.891639	5.400468	1.448622	2.175770	1.924421	15.55225	100
13	1971	5.39751400	16.41559	23.25262	4.373281	7.630241	3.341365	6.941493	10.723111	5.539973	1.520246	2.219771	2.078860	15.96345	100
14	1972	6.06300400	16.31274	23.25930	4.461373	7.648872	3.352165	6.869211	10.171211	5.748015	1.588115	2.234940	2.119343	16.23471	100
15	1973	7.38059700	16.20281	23.29841	4.264499	7.739029	3.352076	6.918014	10.105207	5.835432	1.619341	2.260020	2.233038	16.17212	100
16	1974	13.64932000	16.12302	23.67847	4.180746	7.788166	3.324492	6.483620	10.438045	5.772887	1.630749	2.272581	2.153464	16.15377	100
17	1975	11.68593000	16.10613	23.99291	4.251950	8.018558	3.283348	6.063685	10.276418	5.510581	1.641633	2.359083	2.175658	16.36505	100
18	1976	9.62549300	15.96839	24.44833	4.386239	8.192170	3.246418	6.355019	9.211407	5.665575	1.665068	2.303217	2.274550	16.28362	100
19	1977	9.49455600	15.96526	24.97142	4.522586	8.356468	3.257860	5.961607	9.459785	5.522537	1.617094	2.134655	2.088780	16.14197	100
20	1978	9.25055900	15.72220	25.07901	4.534347	8.376841	3.236389	6.279289	9.560284	5.622095	1.631887	2.234503	2.078952	15.64420	100
21	1979	10.64674000	15.46451	25.05682	4.463694	8.535373	3.211858	6.099433	9.659885	5.870649	1.679900	2.356774	2.109316	15.49178	100
22	1980	13.56258000	15.27006	25.65534	4.459927	8.848172	3.170879	5.898925	9.207704	5.900185	1.715793	2.380402	2.077673	15.41494	100
23	1981	13.31440000	15.14980	25.64467	4.607825	9.151870	3.078296	5.839744	9.232442	5.920036	1.751583	2.395278	2.130739	15.09771	100
24	1982	11.97848000	14.77084	25.46368	4.587918	9.362799	3.046898	6.130089	9.328073	5.896451	1.823582	2.407622	2.269076	14.91297	100
25	1983	9.49559400	14.63941	25.69631	4.714767	9.542913	2.970527	6.113811	9.327400	5.742794	1.861828	2.366170	2.334040	14.69003	100
26	1984	7.37803000	14.51241	25.88529	4.690354	9.886609	2.998529	6.361892	9.277502	5.791224	1.928836	2.287596	2.343858	14.03583	100
27	1985	5.83109900	14.47092	25.93561	4.737205	10.032151	2.953563	6.325968	9.348059	5.619889	2.004783	2.272172	2.385982	13.91369	100
28	1986	2.53852700	14.39250	25.74306	4.797881	9.961635	2.929055	6.409339	9.531509	5.611177	2.052193	2.242014	2.452633	13.87700	100
29	1987	3.28889800	14.16377	26.02366	5.034610	10.091797	2.993809	6.236625	9.479881	5.570775	2.152560	2.278046	2.445275	13.52919	100
30	1988	2.70081700	14.08814	25.75635	5.172906	10.187025	2.976444	6.118535	9.672213	5.551597	2.220912	2.256503	2.570954	13.42842	100
31	1989	3.49830200	14.06442	25.41908	5.384661	10.218608	2.748414	6.127461	9.584857	5.742509	2.312340	2.180664	2.863601	13.35338	100
32	1990	3.19428200	13.78932	25.64346	5.616301	10.214264	2.619135	6.025350	9.552441	5.809558	2.357336	2.139090	3.171291	13.06246	100
33	1991	3.21340700	13.75206	25.81378	5.504844	10.339392	2.564407	5.899120	9.648255	5.770126	2.399141	2.112208	3.226249	12.97041	100
34	1992	2.36376000	13.78758	25.35702	5.654004	10.398113	2.524986	5.923665	9.853368	5.865701	2.377502	2.089129	3.184549	12.98438	100
35	1993	2.10446300	13.48714	25.16126	5.854433	10.505895	2.458226	5.793212	9.727215	5.799706	2.414498	2.091794	3.289945	13.41667	100
36	1994	1.65551500	13.55241	24.76233	5.875930	10.662478	2.417932	6.034045	9.735419	5.911648	2.475964	2.062325	3.404990	13.10453	100
37	1995	1.79648100	13.48240	24.87702	5.674986	10.754277	2.330154	6.007560	9.766825	5.966943	2.575217	1.997598	3.608021	12.95899	100
38	1996	1.98288400	13.74861	24.60039	5.785066	10.528321	2.348072	5.896709	9.840347	5.868530	2.638510	2.057126	3.664688	12.98363	100
39	1997	1.20394300	13.69854	24.64162	5.755237	10.587701	2.341913	5.965603	9.799173	5.901912	2.673695	2.062990	3.776281	12.79533	100
40	1998	0.65112690	13.59273	24.64620	5.665631	10.756142	2.275358	5.820511	9.798528	5.949657	2.722560	2.016324	3.834874	12.92148	100
41	1999	0.53714160	13.57189	24.50082	5.669133	10.739823	2.219070	5.901313	9.865274	5.917556	2.758855	1.995017	3.903636	12.95762	100
42	2000	1.67596000	13.46207	24.17458	5.589436	10.748841	2.202913	5.973419	9.881902	6.067651	2.823852	1.980714	4.088569	13.00605	100
43	2001	1.63478100	13.55581	23.63489	5.618891	10.817579	2.187836	5.984513	9.807403	6.177982	2.853445	1.995113	4.217295	13.14925	100
44	2002	1.92341200	13.47028	23.65821	5.576723	10.859976	2.112458	6.073380	9.676199	6.170060	2.852523	2.001775	4.270936	13.27748	100
45	2003	2.09847200	13.31586	23.79750	5.669168	10.900924	2.046496	5.870913	9.689993	6.210480	2.918967	1.980804	4.667025	12.93187	100
46	2004	2.14209000	13.26794	23.38134	5.591640	10.932413	2.031242	6.265427	9.950755	6.200231	2.946215	1.957590	4.657284	12.81792	100
47	2005	1.74586900	13.24645	23.24411	5.456919	11.070215	2.012485	6.288439	9.965618	6.266762	2.999741	1.965475	4.840964	12.64283	100
48	2006	1.67512500	13.34181	23.07966	5.442740	11.180803	1.972431	6.221960	9.873611	6.273864	3.050518	2.018109	4.900283	12.64420	100
49	2007	1.48799800	13.32540	22.85036	5.413253	11.361022	1.920584	6.083476	9.966819	6.293043	3.170882	2.072863	4.974515	12.56778	100
50	2008	2.81286200	13.61948	22.52654	5.345301	11.468939	1.911819	5.974172	10.101974	6.515746	3.221064	2.090744	4.947758	12.27646	100
51	2009	0.08762048	13.69094	22.07526	5.447031	11.612348	1.875708	6.220048	9.941170	6.503761	3.185250	2.105951	5.106704	12.23583	100
52	2010	1.53112300	13.63977	22.27575	5.401043	11.682520	1.796172	6.156612	9.810078	6.459048	3.215532	2.159728	5.168307	12.23544	100
53	2011	2.11159800	14.00498	22.16210	5.201969	11.765525	1.800678	5.860076	9.740216	6.573396	3.229724	2.157506	5.342533	12.16130	100
54	2012	1.95419500	14.09765	22.08306	5.100626	11.885148	1.786304	6.023205	9.613828	6.634804	3.264578	2.176854	5.296570	12.03737	100
55	2013	0.86371550	14.19275	21.81963	4.978876	11.927969	1.799020	5.960306	9.944488	6.704528	3.264120	2.156913	5.320081	11.93132	100
56	2014	0.50775880	14.25710	21.50620	4.884115	11.824456	1.800178	6.198450	10.240650	6.791637	3.292310	2.187959	5.300331	11.71661	100
57	2015	0.03751438	14.29074	21.18187	4.732262	11.825073	1.786973	6.246150	10.247986	6.914282	3.370599	2.247376	5.414582	11.74211	100
58	2016	0.18333490	14.60029	20.75113	4.579187	11.752538	1.730897	6.329161	10.555603	6.892467	3.417267	2.285792	5.393662	11.71201	100
59	2017	1.03228300	15.02190	20.36282	4.332193	11.774613	1.738485	6.190198	10.522515	6.996503	3.479809	2.366357	5.506712	11.70789	100
60	2018	1.85081500	15.49836	20.04482	4.168388	11.831105	1.720384	6.007789	10.410170	7.079148	3.499303	2.410664	5.579383	11.75048	100
61	2019	1.10825500	16.03800	19.55818	4.078700	11.931845	1.714971	6.056822	10.584424	7.0526					



## Code :

```
#####  
#Script Mémoire  
#####  
  
#Package  
library(tseries)  
library(urca)  
library(vars)  
library(tsDyn)  
library(ARDL)  
library(PerformanceAnalytics)  
library(EnvStats)  
library(ggplot2)  
library(outliers)  
library(corrplot)  
library(lmtest)  
  
#Chargement de la base de données  
base<-read.csv2("C:/Users/Admi/Documents/memoire_alimentation/conso_alimentation.csv", sep=";")  
  
#Transformation des variables en variables numériques  
base <- as.data.frame(lapply(base, as.numeric))  
str(base)  
  
#Création d'une base de données traitant sur la répartition des dépenses.  
i<-1  
j<-2  
base2<-base[,1:2]  
base2<-as.data.frame(base2)  
str(base2)  
for (i in 1:62){  
  for (j in 3:14){  
    base2[i,j]<-(base[i,j]/base[i,15])*100  
  }  
}  
k<-1
```

```

p<-2
for (k in 1:62){
  base2[k,15]<-0
  for(p in 3:14){
    base2[k,15]<-base2[k,15]+base2[k,p]
  }
}

colnames(base2)<-c("Annee","Inflation",
"Cereales","Viande","Poisson","Laitage","Huiles","Fruits","Legumes","Sucrerie","Epicerie","Cafe_cacao","Boissons_n
on_alcoolisees","Boissons_alcoolisees", "Total")
View(base2)
#Transformation des variables en série temporelle
INF<-ts(base2[,2], start=1959,end=2020, frequency=1)
cereales<-ts(base2[,3], start=1959,end=2020, frequency=1)
viande<-ts(base2[,4], start=1959,end=2020, frequency=1)
poisson<-ts(base2[,5], start=1959,end=2020, frequency=1)
laitage<-ts(base2[,6], start=1959,end=2020, frequency=1)
huiles<-ts(base2[,7], start=1959,end=2020, frequency=1)
fruits<-ts(base2[,8], start=1959,end=2020, frequency=1)
legumes<-ts(base2[,9], start=1959,end=2020, frequency=1)
sucrerie<-ts(base2[,10], start=1959,end=2020, frequency=1)
epices<-ts(base2[,11], start=1959,end=2020, frequency=1)
cafe_cacao<-ts(base2[,12], start=1959,end=2020, frequency=1)
boissons_na<-ts(base2[,13], start=1959,end=2020, frequency=1)
boisson_a<-ts(base2[,14], start=1959,end=2020, frequency=1)

#####

###Analyse descriptive des séries

##INF
#graphique
plot(INF, xlab="Date", ylab="INF", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(INF, main="Répartition de l'inflation", col = "lightblue")
rosnerTest(INF, k = 3, alpha = 0.05) #pas de valeurs atypiques
#Histogramme
hist(INF, col = "lightblue", main="Histogramme de l'inflation")
# Statistiques générales

```

```

summary(INF)
#ecart-type:
round(sd(INF),3)
#kurtosis:
INF2<-as.vector(INF)
round(kurtosis(INF2),3)
#skewness:
round(skewness(INF2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((INF))
#test de KS
ks.test(INF, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##cereales
#graphique
plot(cereales, xlab="Date", ylab="dépenses céréales", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(cereales, main="Répartition des dépenses en céréales", col = "lightblue")
rosnerTest(cereales, k = 2, alpha = 0.05) #une valeur atypique
#Histogramme
hist(cereales, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en céréales")
# Statistiques générales
summary(cereales)
#ecart-type:
round(sd(cereales),3)
#kurtosis:
cereales2<-as.vector(cereales)
round(kurtosis(cereales2),3)
#skewness:
round(skewness(cereales2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((cereales))
#test de KS
ks.test(cereales, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##viande
#graphique
plot(viande, xlab="Date", ylab="dépenses viande", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(viande, main="Répartition des dépenses en viande", col = "lightblue")

```

```

#Histogramme
hist(viande, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en viande")
# Statistiques générales
summary(viande)
#ecart-type:
round(sd(viande),3)
#kurtosis:
viande2<-as.vector(viande)
round(kurtosis(viande2),3)
#skewness:
round(skewness(viande2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((viande))
#test de KS
ks.test(viande, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##poisson
#graphique
plot(poisson, xlab="Date", ylab="dépenses poisson", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(poisson, main="Répartition des dépenses en poisson", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(poisson, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en poisson")
# Statistiques générales
summary(poisson)
#ecart-type:
round(sd(poisson),3)
#kurtosis:
poisson2<-as.vector(poisson)
round(kurtosis(poisson2),3)
#skewness:
round(skewness(poisson2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((poisson))
#test de KS
ks.test(poisson, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##laitage
#graphique
plot(laitage, xlab="Date", ylab="dépenses laitages", col="blue")

```

```

#Boîte à moustache
boxplot(laitage, main="Répartition des dépenses en laitage", col = "lightblue")

#Histogramme
hist(laitage, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en laitage")

# Statistiques générales
summary(laitage)

#ecart-type:
round(sd(laitage),3)

#kurtosis:
laitage2<-as.vector(laitage)
round(kurtosis(laitage2),3)

#skewness:
round(skewness(laitage2),3)

#test de normalité:
shapiro.test((laitage))

#test de KS
ks.test(laitage, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

###huiles
#graphique
plot(huiles, xlab="Date", ylab="dépenses huiles", col="blue")

#Boîte à moustache
boxplot(huiles, main="Répartition des dépenses en huiles", col = "lightblue")

#Histogramme
hist(huiles, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en huiles")

# Statistiques générales
summary(huiles)

#ecart-type:
round(sd(huiles),3)

#kurtosis:
huiles2<-as.vector(huiles)
round(kurtosis(huiles2),3)

#skewness:
round(skewness(huiles2),3)

#test de normalité:
shapiro.test((huiles))

#test de KS
ks.test(huiles, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

###fruits

```

```

#graphique
plot(fruits, xlab="Date", ylab="dépenses fruits", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(fruits, main="Répartition des dépenses en fruits", col = "lightblue")
rosnerTest(fruits, k = 7, alpha = 0.05) #pas de valeurs atypiques
#Histogramme
hist(fruits, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en fruits")
# Statistiques générales
summary(fruits)
#ecart-type:
round(sd(fruits),3)
#kurtosis:
fruits2<-as.vector(fruits)
round(kurtosis(fruits2),3)
#skewness:
round(skewness(fruits2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((fruits))
#test de KS
ks.test(fruits, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

###legumes
#graphique
plot(legumes, xlab="Date", ylab="dépenses légumes", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(legumes, main="Répartition des dépenses en légumes", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(legumes, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en légumes")
# Statistiques générales
summary(legumes)
#ecart-type:
round(sd(legumes),3)
#kurtosis:
legumes2<-as.vector(legumes)
round(kurtosis(legumes2),3)
#skewness:
round(skewness(legumes2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((legumes))
#test de KS

```

```

ks.test(legumes, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##sucrerie
#graphique
plot(sucrerie, xlab="Date", ylab="dépenses sucrerie", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(sucrerie, main="Répartition des dépenses en sucrerie", col = "lightblue")
grubbs.test(sucrerie, type=10)
#Histogramme
hist(sucrerie, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en sucrerie")
# Statistiques générales
summary(sucrerie)
#ecart-type:
round(sd(sucrerie),3)
#kurtosis:
sucrerie2<-as.vector(sucrerie)
round(kurtosis(sucrerie2),3)
#skewness:
round(skewness(sucrerie2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((sucrerie))
#test de KS
ks.test(sucrerie, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##epices
#graphique
plot(epices, xlab="Date", ylab="dépenses en épices", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(epices, main="Répartition des dépenses en epices", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(epices, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en epices")
# Statistiques générales
summary(epices)
#ecart-type:
round(sd(epices),3)
#kurtosis:
epices2<-as.vector(epices)
round(kurtosis(epices2),3)
#skewness:
round(skewness(epices2),3)

```

```

#test de normalité:
shapiro.test((epices))

#test de KS
ks.test(epices, "pnorm", mean = 0, sd = 1)


##cafe_cacao
#graphique
plot(cafe_cacao, xlab="Date", ylab="dépenses café, thé, cacao", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(cafe_cacao, main="Répartition des dépenses en café, thé, cacao", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(cafe_cacao, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en café, thé, cacao")
# Statistiques générales
summary(cafe_cacao)
#ecart-type:
round(sd(cafe_cacao),3)
#kurtosis:
cafe_cacao2<-as.vector(cafe_cacao)
round(kurtosis(cafe_cacao2),3)
#skewness:
round(skewness(cafe_cacao2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((cafe_cacao))
#test de KS
ks.test(cafe_cacao, "pnorm", mean = 0, sd = 1)


##boissons non alcoolisées
#graphique
plot(boissons_na, xlab="Date", ylab="dépenses boissons non alcoolisées", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(boissons_na, main="Répartition des dépenses en boissons non alcoolisées", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(boissons_na, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en boissons non alcoolisées")
# Statistiques générales
summary(boissons_na)
#ecart-type:
round(sd(boissons_na),3)
#kurtosis:
boissons_na2<-as.vector(boissons_na)
round(kurtosis(boissons_na2),3)

```



```

#skewness:
round(skewness(boissons_na2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((boissons_na))
#test de KS
ks.test(boissons_na, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

##boissons alcoolisées
#graphique
plot(boisson_a, xlab="Date", ylab="dépenses boissons alcoolisées", col="blue")
#Boîte à moustache
boxplot(boisson_a, main="Répartition des dépenses en boissons alcoolisées", col = "lightblue")
#Histogramme
hist(boisson_a, col = "lightblue", main="Histogramme des dépenses en boissons alcoolisées")
# Statistiques générales
summary(boisson_a)
#ecart-type:
round(sd(boisson_a),3)
#kurtosis:
boisson_a2<-as.vector(boisson_a)
round(kurtosis(boisson_a2),3)
#skewness:
round(skewness(boisson_a2),3)
#test de normalité:
shapiro.test((boisson_a))
#test de KS
ks.test(boisson_a, "pnorm", mean = 0, sd = 1)

#Graphique de l'ensemble des séries
autoplot(INF)+
  geom_line(aes(y= INF, color="INF"))+
  geom_line(aes(y= viande, color="viande"))+
  geom_line(aes(y= poisson, color="poisson"))+
  geom_line(aes(y=
cereales, color="cereales"))+
  geom_line(aes(y= laitage, color="laitage"))+
  geom_line(aes(y= huiles, color="huiles"))+
  geom_line(aes(y= fruits, col="fruits"))+
  geom_line(aes(y= legumes, col="legumes"))+

```

```

geom_line(aes(y= sucrerie , col="sucrerie"))+
geom_line(aes(y= epices, col="epices"))+
geom_line(aes(y= cafe_cacao, col="cafe_cacao"))+
geom_line(aes(y= boissons_na, col="boissons_na"))+
geom_line(aes(y= boisson_a, col="boisson_a"))+
labs(title = "Graphiques des différentes séries temporelles ",
      x = "Année", y = "Pourcentage") +
theme_minimal()

```

```
#####
```

```
###Analyse économétrique
```

```
##Corrélation de Spearman de l'inflation avec les autres séries
```

```
s<-cor(base2[,2], base2[,3:14], method="spearman")
```

```
corrplot(s, type="full", method="number")
```

```
##Stationnarité avec le test de Dickey-Fuller augmenté ainsi que FAC et FACP
```

```
#INF
```

```
adf.test(INF)
```

```
adf.test(diff(INF)) #I(1)
```

```
#cereales
```

```
adf.test(cereales)
```

```
adf.test(diff(cereales)) #I(1)
```

```
#viande
```

```
adf.test(viande)
```

```
adf.test(diff(viande))#I(1)
```

```
#poisson
```

```
adf.test(poisson)
```

```
adf.test(diff(poisson))
```

```
adf.test(diff(diff(poisson)))#I(2)
```

```
#laitage
```

```
adf.test(laitage)
```

```
adf.test(diff(laitage))
```

```
adf.test(diff(diff(laitage)))#I(2)
```

```
#huiles
adf.test(huiles)
adf.test(diff(huiles))
adf.test(diff(diff(huiles)))#I(2)

#fruits
adf.test(fruits)
adf.test(diff(fruits))
adf.test(diff(diff(fruits)))#I(2)

#legumes
adf.test(legumes)
adf.test(diff(legumes))#I(1)

#sucrerie
adf.test(sucrerie)
adf.test(diff(sucrerie))#I(1)

#epices
adf.test(epices)
adf.test(diff(epices))#I(1)

#cafe_cacao
adf.test(cafe_cacao)
adf.test(diff(cafe_cacao))
adf.test(diff(diff(cafe_cacao)))#I(2)

#boissons_na
adf.test(boissons_na)
adf.test(diff(boissons_na))
adf.test(diff(diff(boissons_na)))#I(2)

#boissons_a
adf.test(boisson_a)
adf.test(diff(boisson_a))
adf.test(diff(diff(boisson_a)))#I(2)

##cointegration
```

```
#cereales
cereales_INF<-cbind(cereales, INF)
VARselect(cereales_INF) #AIC=2
coint_cereales<-ca.jo(cereales_INF, ecdet ="const", type="trace", K=2)
summary(coint_cereales)#cointégration seuil de 10%
```

```
#viande
viande_INF<-cbind(viande, INF)
VARselect(viande_INF) #AIC=1
coint_v viande<-ca.jo(viande_INF, ecdet ="const", type="trace", K=2)
summary(coint_v viande)#cointégration au seuil de 5%
```

```
#legumes
legumes_INF<-cbind(legumes, INF)
VARselect(legumes_INF) #AIC=10
coint_legumes<-ca.jo(legumes_INF, ecdet ="const", type="trace", K=10)
summary(coint_legumes)#cointégration au seuil de 1%
```

```
#sucrierie
sucrierie_INF<-cbind(sucrierie, INF)
VARselect(sucrierie_INF) #AIC=2
coint_sucrierie<-ca.jo(sucrierie_INF, ecdet ="const", type="trace", K=2)
summary(coint_sucrierie)#cointégration au seuil de 5%
```

```
#epicerie
epices_INF<-cbind(epices, INF)
VARselect(epices_INF) #AIC=2
coint_epices<-ca.jo(epices_INF, ecdet ="const", type="trace", K=2)
summary(coint_epices)#cointégration au seuil de 5%
```

```
##VECM
```

```
#céréales
modele1<-lm(cereales~INF)
summary(modele1)
ECT<-as.vector(modele1$residuals)[-1]
dcereales<-diff(cereales)
dINF<-diff(INF)
modele_d1<-lm(dcereales~dINF+ECT-1)
```

```

summary(modele_d1)#rééquilibrage à long terme

#test sur les résidus
adf.test(modele1$residuals)#résidus non stationnaire
acf(modele1$residuals)#résidus non stationnaire
bptest(modele1)# homoscedasticité
shapiro.test(modele1$residuals) # normalité

#viande
modele2<-lm(viande~INF)
summary(modele2)
ECT2<-as.vector(modele2$residuals)[-1]
dviande<-diff(viande)
dINF<-diff(INF)
modele_d2<-lm(dviande~dINF+ECT2-1)
summary(modele_d2)#pas de rééquilibrage

#test sur les résidus
adf.test(modele2$residuals)#résidus non stationnaire
acf(modele2$residuals)#résidus non stationnaire
bptest(modele2)# hétéroscédasticité
shapiro.test(modele2$residuals) # non normalité

#légumes
modele3<-lm(legumes~INF)
summary(modele3)
ECT3<-as.vector(modele3$residuals)[-1]
dlegumes<-diff(legumes)
dINF<-diff(INF)
modele_d3<-lm(dlegumes~dINF+ECT3-1)
summary(modele_d3)#pas de rééquilibrage

#test sur les résidus
adf.test(modele3$residuals)#résidus non stationnaire
acf(modele3$residuals)#résidus non stationnaire
bptest(modele3)# homoscedasticité
shapiro.test(modele3$residuals) # normalité

```

```
#sucrierie
modele4<-lm(sucrierie~INF)
summary(modele4)
ECT4<-as.vector(modele4$residuals)[-1]
dsucrierie<-diff(sucrierie)
dINF<-diff(INF)
modele_d4<-lm(dsucrierie~dINF+ECT4-1)
summary(modele_d4)#pas de rééquilibrage pour cause de significativité du modèle
```

```
#test sur les résidus
adf.test(modele4$residuals)#résidus non stationnaire
acf(modele4$residuals)#résidus non stationnaire
bptest(modele4)# homoscédasticité
shapiro.test(modele4$residuals) # non normalité
```

```
#épices
modele5<-lm(epices~INF)
summary(modele5)
ECT5<-as.vector(modele5$residuals)[-1]
depices<-diff(epices)
dINF<-diff(INF)
modele_d5<-lm(depices~dINF+ECT5-1)
summary(modele_d5)#pas de rééquilibrage
```

```
#test sur les résidus
adf.test(modele5$residuals)#résidus non stationnaire
acf(modele5$residuals)#résidus non stationnaire
bptest(modele5)# homoscédasticité
shapiro.test(modele5$residuals) # normalité
```

```
##VAR
```

```
#cereales
mod1<-VAR(cereales_INF, p=2, type = "const")
summary(mod1)
#testing for serial correlation
mod.serial1<-serial.test(mod1, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
mod.serial1
```

```

plot(mod.serial1, names = "cereales")
plot(mod.serial1, names = "INF")
#heteroscedasticity
mode.arch1<-arch.test(mod1, lags.multi=12, multivariate.only=TRUE)
mode.arch1
#normalité
mode.norm1<-normality.test(mod1, multivariate.only=TRUE)
mode.norm1
#test for the structural break in the residuals
mode.cusum1<-stability(mod1, type="OLS-CUSUM")
plot(mode.cusum1)
#Granger causality
cause.cereales<-causality(mod1, cause="INF")
cause.cereales
cause.INF1<-causality(mod1, cause="cereales")
cause.cereales
#IRF, INF shock
irf1<-irf(mod1, impulse="INF", response="cereales", n.ahead = 60, boot=TRUE)
plot(irf1, ylab="output", main="Shock from inflation")

#viande
mod2<-VAR(viande_INF, p=1, type = "const")
summary(mod2)
#testing for serial correlation
mod.serial2<-serial.test(mod2, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
mod.serial2
plot(mod.serial2, names = "cereales")
plot(mod.serial2, names = "INF")
#heteroscedasticity
mode.arch2<-arch.test(mod2, lags.multi=12, multivariate.only=TRUE)
mode.arch2
#normalité
mode.norm2<-normality.test(mod2, multivariate.only=TRUE)
mode.norm2
#test for the structural break in the residuals
mode.cusum2<-stability(mod2, type="OLS-CUSUM")
plot(mode.cusum2)
#Granger causality
cause.viande<-causality(mod2, cause="INF")
cause.viande

```

```

cause.INF2<-causality(mod2, cause="viande")
cause.viande
#IRF, INF shock
irf2<-irf(mod2, impulse="INF", response="viande", n.ahead = 60, boot=TRUE)
plot(irf2, ylab="output", main="Shock from inflation")

#legumes
mod3<-VAR(legumes_INF, p=10, type = "const")
summary(mod3)
#testing for serial correlation
mod.serial3<-serial.test(mod3, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
mod.serial3
plot(mod.serial3, names = "legumes")
plot(mod.serial3, names = "INF")
#heteroscedasticity
mode.arch3<-arch.test(mod3, lags.multi=12, multivariate.only=TRUE)
mode.arch3
#normalité
mode.norm3<-normality.test(mod3, multivariate.only=TRUE)
mode.norm3
#test for the structural break in the residuals
mode.cusum3<-stability(mod3, type="OLS-CUSUM")
plot(mode.cusum3)
#Granger causality
cause.legumes<-causality(mod3, cause="INF")
cause.legumes
cause.INF3<-causality(mod3, cause="legumes")
cause.legumes
#IRF, INF shock
irf3<-irf(mod3, impulse="INF", response="legumes", n.ahead = 60, boot=TRUE)
plot(irf3, ylab="output", main="Shock from inflation")

#sucrierie
mod4<-VAR(sucrierie_INF, p=2, type = "const")
summary(mod4)
#testing for serial correlation
mod.serial4<-serial.test(mod4, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
mod.serial4
plot(mod.serial4, names = "sucrierie")

```



```

plot(mod.serial4, names = "INF")
#heteroscedasticity
mode.arch4<-arch.test(mod4, lags.multi=12, multivariate.only=TRUE)
mode.arch4
#normalité
mode.norm4<-normality.test(mod4, multivariate.only=TRUE)
mode.norm4
#test for the structural break in the residuals
mode.cusum4<-stability(mod4, type="OLS-CUSUM")
plot(mode.cusum4)
#Granger causality
cause.sucrierie<-causality(mod4, cause="INF")
cause.sucrierie
cause.INF4<-causality(mod4, cause="sucrierie")
cause.sucrierie
#IRF, INF shock
irf4<-irf(mod4, impulse="INF", response="sucrierie", n.ahead = 60, boot=TRUE)
plot(irf4, ylab="output", main="Shock from inflation")

#epices
mod5<-VAR(epices_INF, p=2, type = "const")
summary(mod5)
#testing for serial correlation
mod.serial5<-serial.test(mod5, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
mod.serial5
plot(mod.serial5, names = "epices")
plot(mod.serial5, names = "INF")
#heteroscedasticity
mode.arch5<-arch.test(mod5, lags.multi=12, multivariate.only=TRUE)
mode.arch5
#normalité
mode.norm5<-normality.test(mod5, multivariate.only=TRUE)
mode.norm5
#test for the structural break in the residuals
mode.cusum5<-stability(mod5, type="OLS-CUSUM")
plot(mode.cusum5)
#Granger causality
cause.epices<-causality(mod5, cause="INF")
cause.epices
cause.INF5<-causality(mod5, cause="epices")

```

```
cause.epices  
#IRF, INF shock  
irf5<-irf(mod5, impulse="INF", response="epices", n.ahead = 60, boot=TRUE)  
plot(irf5, ylab="output", main="Shock from inflation")
```

## Bibliographie :

(1) Darné.O, *Technique de Prévision et Conjoncture*

(2) Girard.D, *Série temporelle univariée*

(3) INSEE, base de données *cons-eff-fonction*,

<https://www.insee.fr/fr/accueil>

(4) OCDE, base de données *inflation*,

<https://data.oecd.org/fr/price/inflation-ipc.htm>

(5) Site internet de Toute l'europe.eu, article « *Le taux d'inflation en Europe* », Adrien Palluet et Arthur Olivier, le 17/05/2023

<https://www.touteleurope.eu/economie-et-social/le-taux-d-inflation-en-europe/#:~:text=Le%20taux%20d'inflation%20annuel%20a%20de%20nouveau%20baiss%C3%A9%20en,disposant%20de%20la%20monnaie%20unique.>

(6) Vie publique au cœur du débat public, article « *Inflation : une hausse des prix soudaine et durable aux causes et effets multiples* », par la rédaction le 06/03/2023

<https://www.vie-publique.fr/eclairage/286182-inflation-les-causes-de-la-soudaine-hausse-des-prix#:~:text=Sous%20l'effet%20de%20la,octobre%202022%2041%2C9%25.>

(7) Anissa Maddi , Clarisse Monsch , Miguel Tejada Iraizoz « L'impact de la guerre en Ukraine sur le marché européen des oléagineux et de l'énergie », *Bulletin de l'Observatoire des Politiques Économiques en Europe*, vol. 2, 1, Article à paraître.

<https://opee.unistra.fr/L-impact-de-la-guerre-en-Ukraine-sur-le-marche-europeen-des-oleagineux-et-de-l#:~:text=La%20guerre%20a%20ainsi%20eu,huiles%20v%C3%A9g%C3%A9tales%20et%20les%20intrants.>

(8) Renaud Honoré, « Le pouvoir d'achat des Français durement touché, malgré l'ampleur du soutien de l'État », *Les Echos*, publié le 22/02/2023

<https://www.lesechos.fr/economie-france/conjoncture/le-pouvoir-dachat-des-francais-durement-touche-malgre-lampleur-du-soutien-de-letat-1909130>

(9) Brigitte Larochette et Joan Sanchez-Gonzalez, division Synthèses des biens et services, *INSEE*, « Cinquante ans de consommation alimentaire : une croissance modérée, mais de profonds changements » paru le 09/10/2015

<https://www.insee.fr/fr/statistiques/1379769>

(10) Encyclopédie (divers), « La crise des années 1970-1990 », *Larousse*

[https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/la\\_crise\\_des\\_ann%C3%A9es\\_1970%E2%80%931990/187371](https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/la_crise_des_ann%C3%A9es_1970%E2%80%931990/187371)

(11) « L'inflation », *La finance pour tous*, paru le 23/02/2023

<https://www.lafinancepourtous.com/decryptages/politiques-economiques/theories-economiques/inflation/>

## Table des matières :

-Résumé.....	p2
-Abstract.....	p2
-Sommaire.....	p4
-Introduction.....	p5
-1.Analyse économique et statistiques descriptives.....	p8
-1.1 Variable indépendante:inflation (INF).....	p8
-1.2 Variable dépendante : Céréales.....	p11
-1.3 Variable dépendante : Viande.....	p13
-1.4 Variable dépendante : Poisson.....	p15
-1.5 Variable dépendante : Laitage.....	p17
-1.6 Variable dépendante : Huiles.....	p19
-1.7 Variable dépendante : Fruits.....	p21
-1.8 Variable dépendante : Légumes.....	p23
-1.9 Variable dépendante : Sucreries.....	p25
-1.10 Variable dépendante : Épices.....	p27
-1.11 Variable dépendante : cafe_cacao.....	p29
-1.12 Variable dépendante : Boissons non alcoolisées.....	p31
-1.13 Variable dépendante : Boissons alcoolisées.....	p33
-1.14 Représentation de l'ensemble des séries.....	p35
-2. Analyse économétrique.....	p37
-2.1 Corrélation de Spearman.....	p37
-2.2 Stationnarité.....	p39
-2.3 Cointégration.....	p41
-2.4 MCE.....	p44
-2.5 VAR.....	p48
-Conclusion.....	p58
-Discussion.....	p59
-Annexes.....	p60
-Bibliographie.....	p83