

UNIVERSITÉ PARIS DAUPHINE  
MAGISTÈRE BANQUE FINANCE ASSURANCE

---

Projet d'économétrie : Analyse des séries  
temporelles.

---

Alexia Osmani, Maxence Lapras, Aïcha Fathallah

La courbe de Phillips : une analyse économétrique de la relation  
entre le taux de chômage et l'inflation aux États-Unis entre 2010 et  
2019

# Sommaire

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Modélisation univariée</b>	<b>1</b>
2.1	Le taux de chômage . . . . .	2
2.1.1	Représentation graphique et autocorrélogrammes simple et partiel . . . . .	2
2.1.2	Stratégie séquentielle de test de racine unitaire . . . . .	3
2.2	Indice des prix des dépenses de consommation personnelle - PCEPI . . . . .	5
2.2.1	Représentation graphique et autocorrélogrammes simple et partiel . . . . .	5
2.2.2	Stratégie séquentielle de test de racine unitaire . . . . .	6
2.2.3	Recherche du modèle ARMA optimal satisfaisant les conditions de validité . . . . .	9
2.2.4	Prévisions de la série modélisée sur les horizons 1 à 3 . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Modélisation multivariée</b>	<b>13</b>
3.1	<b>Estimation du modèle VAR</b> . . . . .	13
3.1.1	Équation de l'indice des prix à la consommation . . . . .	14
3.1.2	Équation du chômage . . . . .	14
3.1.3	Stabilité du VAR . . . . .	15
3.2	<b>Les relations de causalité</b> . . . . .	15
3.2.1	Relation de causalité de l'inflation vers le chômage . . . . .	15
3.2.2	Relation de causalité du chômage vers l'inflation . . . . .	15
3.2.3	Conclusion des tests de Granger . . . . .	15
3.3	<b>Analyse impulsion-réponse des chocs sur les variables économiques</b> . . . . .	16
3.3.1	Réponse de l'inflation à un choc de chômage . . . . .	16
3.3.2	Réponse du chômage à un choc d'inflation . . . . .	16
3.4	<b>Relation de cointégration entre le chômage et l'inflation</b> . . . . .	16
3.4.1	Relation de long terme et résidus . . . . .	17
3.4.2	Test Phillips-Ouliaris . . . . .	17
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>17</b>

# 1 Introduction

"La courbe de Phillips n'est pas morte, elle dort." : cette citation d'Olivier Blanchard, a été reprise dans les débats économiques post-2010 et illustre le retour des interrogations sur la validité de la courbe de Phillips à une époque marquée par une inflation faible malgré un chômage historiquement bas.

Introduite en 1958 par Alban W. Phillips, cette relation empirique met en évidence un arbitrage entre chômage et inflation : lorsque le chômage diminue, les pressions inflationnistes augmentent. Ce constat a inspiré les politiques économiques des années 1960, notamment aux États-Unis et au Royaume-Uni, où les gouvernements ont accepté une inflation modérée en échange d'un emploi renforcé. Cependant, la stagflation des années 1970 – combinaison inédite d'inflation élevée et de chômage massif – a remis en cause cette mécanique, poussant Friedman et Phelps à reformuler la théorie autour du taux de chômage naturel et des anticipations inflationnistes.

Ces exemples illustrent non seulement l'influence de la courbe de Phillips sur les choix de politique économique, mais aussi les défis qu'elle rencontre plus récemment. Dans le cadre de ce travail, nous cherchons à évaluer la pertinence de la courbe de Phillips aux États-Unis entre 2010 et 2019, étant donné que cette période se caractérise par une reprise économique solide, un chômage en forte baisse et une inflation étonnamment stable.

# 2 Modélisation univariée

Dans le cadre de cette étude, nous avons retenu deux séries temporelles issues de la base de données FRED (Federal Reserve Economic Data) : le taux de chômage et l'indice des prix à la consommation des dépenses personnelles (PCEPI). Le taux de chômage mesure la proportion d'actifs sans emploi au sein de la population active et constitue un indicateur central de la santé du marché du travail américain. Le PCEPI, quant à lui, reflète l'évolution moyenne des prix des biens et services consommés par les ménages et représente une mesure privilégiée de l'inflation par la Réserve fédérale. Ces deux séries permettent ainsi de tester empiriquement la relation inverse postulée par la courbe de Phillips entre chômage et inflation.

Nous avons choisi la période d'observation allant de 2010 à 2019, correspondant à 120 observations mensuelles, afin d'analyser une décennie économiquement stable, marquée par une croissance modérée et une politique monétaire accommodante. Ce choix garantit une meilleure cohérence des données et limite les distorsions liées aux chocs macroéconomiques majeurs. En effet, une première approche sur la période plus longue 1980–2019 s'est révélée difficilement exploitable : les séries étaient fortement non stationnaires, notamment en raison des crises économiques successives — en particulier celle de 2008, qui a profondément perturbé la dynamique entre inflation et chômage aux États-Unis. La période 2010–2019 offre donc un cadre empirique plus homogène pour tester la validité contemporaine de la courbe de Phillips.

## 2.1 Le taux de chômage

### 2.1.1 Représentation graphique et autocorrélogrammes simple et partiel



FIGURE 1 – Représentation graphique du taux de chômage aux États-Unis (2010–2019).

D'après le graphique, la série du taux de chômage aux États-Unis entre 2010 et 2019 présente des signes clairs de **non-stationnarité**. On observe une **tendance baissière marquée** sur l'ensemble de la période : le taux de chômage passe d'un niveau élevé après la crise financière de 2008 à un niveau historiquement bas en fin de période. Cette évolution traduit une **moyenne non constante dans le temps**, caractéristique d'une série non stationnaire. Par ailleurs, la série ne montre pas de retour à un niveau d'équilibre stable, les chocs économiques passés continuant d'exercer une influence durable sur la dynamique du chômage.

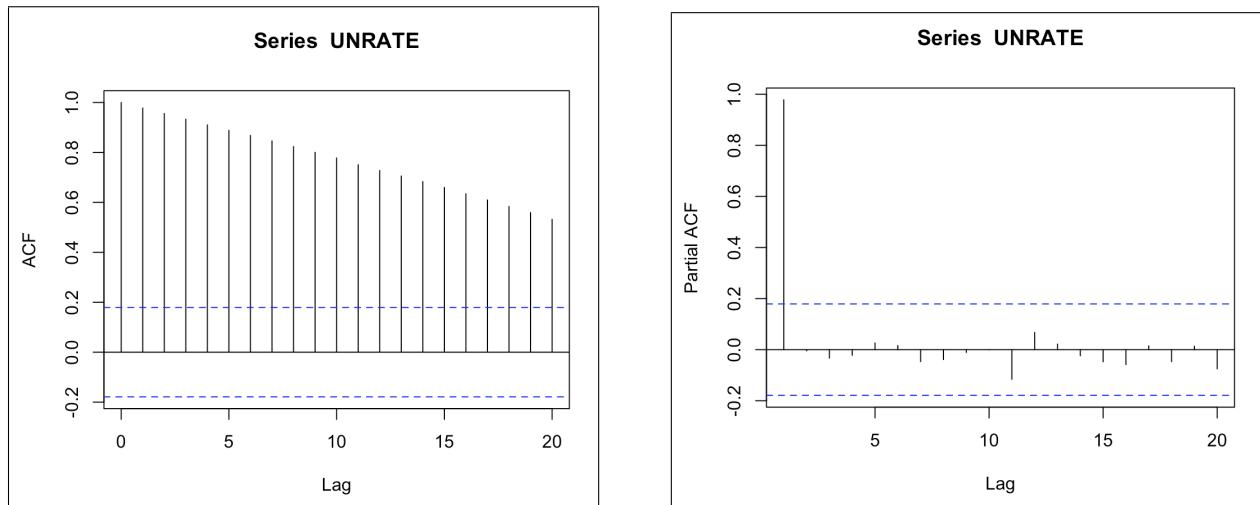


FIGURE 2 – Fonctions d'autocorrélation simple (à gauche) et partielle (à droite) du taux de chômage aux États-Unis.

On observe que sur le corrélogramme simple, la fonction d'autocorrélation décroît lentement vers 0, restant significativement positifs sur un grand nombre de retards. Le corrélogramme partiel affiche une valeur significative pour le premier retard, suivie d'une coupure nette avec des autocorrélations proches de zéro pour les retards suivants. Nous sommes donc tentés de dire qu'il s'agit d'un processus AR(1), où chaque observation est directement liée à la précédente. Néanmoins cette conclusion ne peut être faite que lors d'un processus stationnaire, nous procédons donc aux tests pour vérifier.

## 2.1.2 Stratégie séquentielle de test de racine unitaire

Nous appliquons la stratégie séquentielle de test de racine unitaire. Pour se faire, nous posons le nombre de retard à 1.

### a) Test de Dickey-Fuller

Hypothèses :  $H_0 : \rho = 0$  (il existe une racine unitaire)       $H_1 : \rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

i) Modèle 3 : avec constante et tendance

$$t_{\text{value}} = -0,897 > -3,43$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , il y a probablement une racine unitaire.

Test de significativité de la tendance :

Hypothèses :  $H_0 : b = 0$        $H_1 : b \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 0,640 < 3,12$$

Au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ . La tendance n'est pas significative, le modèle est mal spécifié.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	0.222891	0.356281	0.626	0.5328	
z.lag.1	-0.032477	0.036219	-0.897	0.3718	
tt	-0.001385	0.002165	-0.640	0.5237	
z.diff.lag	-0.192582	0.094051	-2.048	0.0429 *	
---					
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1					
Residual standard error: 0.1379 on 114 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.06342, Adjusted R-squared: 0.03877					
F-statistic: 2.573 on 3 and 114 DF, p-value: 0.05751					
Value of test-statistic is: -0.8967 8.1543 1.3946					

ii) Modèle 2 : avec constante et sans tendance

$$t_{\text{value}} = -1,547 > -2,88$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , il y a probablement une racine unitaire.

Test de significativité de la constante :

Hypothèses :  $H_0 : c = 0$        $H_1 : c \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 0,085 < 2,84$$

Au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ . La constante n'est pas significative, le modèle est mal spécifié.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	-0.003460	0.040870	-0.085	0.9327	
z.lag.1	-0.009662	0.006247	-1.547	0.1247	
z.diff.lag	-0.208363	0.090523	-2.302	0.0231 *	
---					
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1					
Residual standard error: 0.1375 on 115 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.06006, Adjusted R-squared: 0.04371					
F-statistic: 3.674 on 2 and 115 DF, p-value: 0.0284					
Value of test-statistic is: -1.5468 12.089					

iii) Modèle 1 : sans constante et sans tendance

$$t_{\text{value}} = -4,938 < -1,95$$

On obtient une statistique de test inférieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ , l'absence de racine unitaire est confirmée.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
z.lag.1	-0.010162	0.002058	-4.938	2.68e-06 ***	
z.diff.lag	-0.207840	0.089925	-2.311	0.0226 *	
---					
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1					
Residual standard error: 0.1369 on 116 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.176, Adjusted R-squared: 0.1618					
F-statistic: 12.39 on 2 and 116 DF, p-value: 1.33e-05					
Value of test-statistic is: -4.9376					

**Conclusion tests de Dickey-Fuller :** Au regard des résultats contradictoires du test de Dickey-Fuller, nous allons par précaution tester nos résultats à l'aide des tests KPSS et Phillips-Perron.

### b) Test KPSS

Hypothèses :  $H_0$  : il n'y a pas de racine unitaire       $H_1$  : présence de racine unitaire

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ , la présence d'une racine unitaire est confirmée et la série n'est probablement pas stationnaire.

Value of test-statistic is: 2.4617

Critical value for a significance level of:  
 10pct 5pct 2.5pct 1pct  
 critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

La conclusion de ce test n'est pas cohérente avec celle du test ADF dans le modèle 1. Pour nous conforter sur la non-stationnarité de la série, nous réalisons le test de Phillips-Perron.

### c) Test de Phillips-Perron

Hypothèses :  $H_0$  :  $\rho = 0$  (présence d'une racine unitaire)       $H_1$  :  $\rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

$$t_{\text{value}} = -1,6997 > -2,885699$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , la présence d'une racine unitaire est confirmée et la série n'est probablement pas stationnaire. Ce résultat nous confirme le résultat du test précédent.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	-9.968e-05	4.109e-02	-0.002	0.998	
y.l1	9.917e-01	6.254e-03	158.563	<2e-16 ***	
---					
Signif. codes:	0	***	0.001	**	0.01 ** 0.05 * 0.1 . 1 ' 1
Residual standard error:	0.1397	on 117 degrees of freedom			
Multiple R-squared:	0.9954		Adjusted R-squared:	0.9953	
F-statistic:	2.514e+04	on 1 and 117 DF,	p-value:	< 2.2e-16	
Value of test-statistic, type: Z-tau	is: -1.6997				

**Conclusion des tests :** En raison des résultats concordants des différents tests, nous préférions adopter une approche prudente et conclure que la série est non stationnaire. En effet, les tests de KPSS et de Phillips-Perron confirment cette conclusion, renforçant l'hypothèse d'une racine unitaire. Ainsi, le processus peut être qualifié de processus DS intégré d'ordre 1, noté I(1).

$$X_t \sim I(1)$$

### Stationnarisation de la série

Afin de stationnariser notre série, nous la différencions une fois. Voici le graphique que nous obtenons après différenciation.

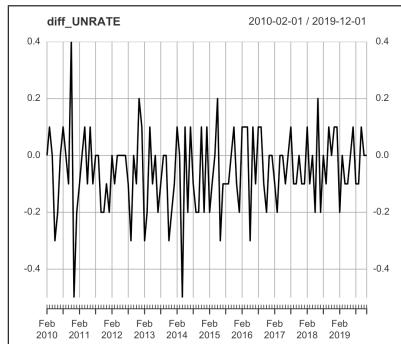


FIGURE 3 – Représentation graphique de la série différenciée du taux de chômage aux États-Unis (2010–2019).

Nous réalisons une seconde fois la stratégie séquentielle de test sur notre série différenciée afin de s'assurer de sa stationnarité.

### a) Test de Dickey-Fuller

La stratégie séquentielle de tests (cf code) conduit à retenir le modèle intégrant une constante significative.

Modèle 2 : avec constante et sans tendance

Hypothèses :  $H_0 : \rho = 0$  (présence d'une racine unitaire)       $H_1 : \rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

$$t_{\text{value}} = -9,553 < -2,88$$

On obtient une statistique de test inférieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ , l'absence de racine unitaire est confirmée.

Test de significativité de la constante :

Hypothèses :  $H_0 : c = 0$        $H_1 : c \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 4,956 > 2,8$$

Au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ . La constante est significative, le modèle est bien spécifié.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	-0.07333	0.01480	-4.956	2.53e-06 ***	
z.lag.1	-1.36773	0.14317	-9.553	3.06e-16 ***	
z.diff.lag	0.13530	0.09231	1.466	0.145	
---					
Signif. codes:	0	***	0.001	**	0.01 * 0.05 . 0.1 ' '
Residual standard error:	0.1374	on 114 degrees of freedom			
Multiple R-squared:	0.6121		Adjusted R-squared:	0.6053	
F-statistic:	89.93	on 2 and 114 DF,	p-value:	< 2.2e-16	
Value of test-statistic is:	-9.5535	45.6368			

Nous complétons l'analyse par les tests de stationnarité KPSS et Phillips-Perron, dont les résultats confirment la stationnarité de la série (cf code).

**Conclusion :** La série différenciée du taux de chômage est stationnaire.

$$Y_t = I(0) + c$$

## 2.2 Indice des prix des dépenses de consommation personnelle - PCEPI

### 2.2.1 Représentation graphique et autocorrélogrammes simple et partiel

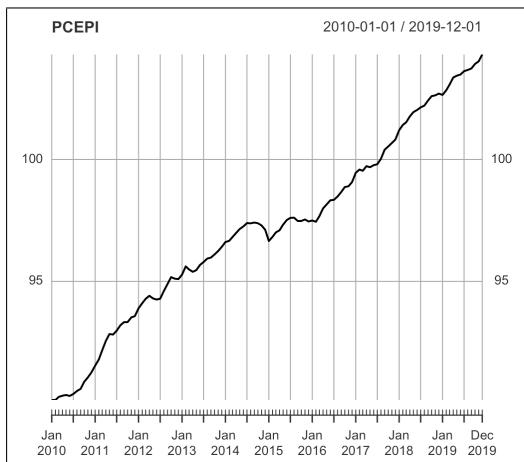


FIGURE 4 – Représentation graphique de l'indice des prix des dépenses de consommation personnelle (PCEPI) aux États-Unis sur la période 2010–2019.

D'après le graphique, la série semble **non stationnaire** car elle présente une **tendance haussière continue** sans retour vers une moyenne stable. Autrement dit, **la moyenne et la variance de la série changent dans le temps**. Économiquement, cela signifie que le niveau général des prix augmente durablement, traduisant **une inflation persistante** au cours de la période.

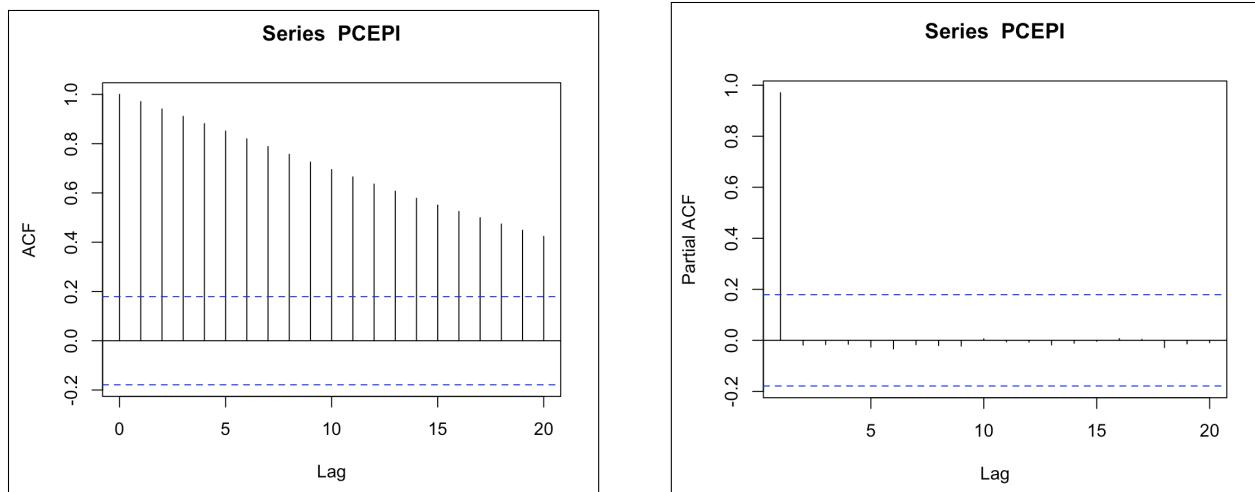


FIGURE 5 – Fonctions d'autocorrélation simple (gauche) et partielle (droite) de l'indice des prix des dépenses de consommation personnelle aux États-Unis.

Sur le corrélogramme simple (ACF), on observe une décroissance lente et régulière de la fonction d'autocorrélation vers zéro. Cela indique une forte persistance dans la série. De plus, sur le corrélogramme partiel (PACF), seul le premier retard est significativement positif, puis les valeurs deviennent négligeables. Ce schéma est caractéristique d'un processus autorégressif d'ordre 1 non stationnaire (AR(1)) ou d'une série nécessitant une différenciation pour atteindre la stationnarité. Néanmoins, nous procédons donc aux tests pour vérifier.

## 2.2.2 Stratégie séquentielle de test de racine unitaire

Nous appliquons la stratégie séquentielle de test de racine unitaire. Pour se faire, nous posons le nombre de retard à 1.

### a) Test de Dickey-Fuller

Hypothèses :  $H_0 : \rho = 0$  (présence d'une racine unitaire)       $H_1 : \rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

i) Modèle 3 : avec constante et tendance

$$t_{\text{value}} = -1,778 > -3,43$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , il y a probablement une racine unitaire.

Test de significativité de la tendance :

Hypothèses :  $H_0 : b = 0$        $H_1 : b \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 1,752 < 3.12$$

Au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ . La tendance n'est pas significative, le modèle est mal spécifié.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	3.209060	1.760366	1.823	0.0709 .	
z.lag.1	-0.034570	0.019442	-1.778	0.0780 .	
tt	0.003760	0.002146	1.752	0.0825 .	
z.diff.lag	0.368797	0.087249	4.227	4.8e-05 ***	
---					
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1					
Residual standard error: 0.1248 on 114 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.1471, Adjusted R-squared: 0.1247					
F-statistic: 6.554 on 3 and 114 DF, p-value: 0.0003966					
Value of test-statistic is: -1.7782 9.7805 1.5813					

### ii) Modèle 2 : avec constante et sans tendance

$$t_{\text{value}} = -0,304 > -2,88$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , il y a probablement une racine unitaire.

Test de significativité de la constante :

Hypothèses :  $H_0 : c = 0$        $H_1 : c \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 0,565 < 2,84$$

Au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ . La constante n'est pas significative, le modèle est mal spécifié.

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  0.1695750  0.2999001   0.565  0.572877  
z.lag.1     -0.0009359  0.0030822  -0.304  0.761952  
z.diff.lag   0.3525448  0.0875311   4.028  0.000101 *** 
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1 

Residual standard error: 0.1259 on 115 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1241,    Adjusted R-squared:  0.1089 
F-statistic:  8.15 on 2 and 115 DF,  p-value: 0.0004896

Value of test-statistic is: -0.3036 12.9042
```

### iii) Modèle 1 : sans constante et sans tendance

$$t_{\text{value}} = 5,064 > -1,95$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter**  $H_0$ , la présence d'une racine unitaire est confirmée.

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
z.lag.1     0.0008046  0.0001589   5.064 1.57e-06 *** 
z.diff.lag  0.3539570  0.0872386   4.057 9.03e-05 *** 
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1 

Residual standard error: 0.1255 on 116 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5169,    Adjusted R-squared:  0.5086 
F-statistic: 62.05 on 2 and 116 DF,  p-value: < 2.2e-16

Value of test-statistic is: 5.0635
```

**Conclusion des tests de Dickey-Fuller :** La présence d'une racine unitaire est probable, notre processus est de nature I(1). Pour appuyer notre conclusion que la série n'est pas stationnaire, on effectue les tests KPSS et Phillips-Perron.

### b) Test KPSS

Hypothèses :  $H_0$  : il n'y a pas de racine unitaire       $H_1$  : présence de racine unitaire

$$t_{\text{value}} = 2,3976 > 0,463$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ , la présence d'une racine unitaire est confirmée et la série n'est probablement pas stationnaire.

Test is of type: mu with 4 lags.

Value of test-statistic is: 2.3976

Critical value for a significance level of:  
10pct 5pct 2.5pct 1pct  
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

Au regard du test de KPSS, la série apparaît non stationnaire, ce qui est cohérent avec les résultats obtenus lors du test de Dickey-Fuller dans le cadre de la stratégie séquentielle de test.

### c) Test de Phillips-Perron

Hypothèses :  $H_0 : \rho = 0$  (présence d'une racine unitaire)       $H_1 : \rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

$$t_{\text{value}} = -0,1777 > -2,885699$$

On obtient une statistique de test supérieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on ne peut pas rejeter  $H_0$** , la présence d'une racine unitaire est confirmée et la série n'est probablement pas stationnaire. Ce résultat nous confirme le résultat du test précédent.

```
Value of test-statistic, type: Z-tau is: -0.1777
aux. Z statistics
Z-tau-mu          0.4739
Critical values for Z statistics:
      1pct    5pct   10pct
critical values -3.485977 -2.885699 -2.5795
```

**Conclusion des tests :** Les tests aboutissent à la même conclusion, renforçant ainsi l'hypothèse de non-stationnarité de la série. Nous en déduisons que le processus est un processus DS intégré d'ordre 1 et procéderons donc à une différenciation de premier ordre.

$$X_t \sim I(1)$$

### Stationnarisation de la série

Afin de stationnariser notre série, nous la différencions une fois. Voici le graphique que nous obtenons après différenciation.

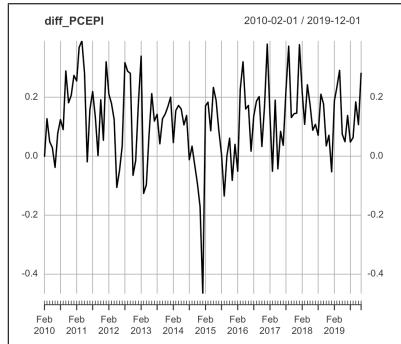


FIGURE 6 – Représentation graphique de la série différenciée de l'indice des prix des dépenses de consommation personnelle PCEPI aux États-Unis (2010–2019).

La série différenciée de l'inflation (PCEPI) semble stationnaire, car elle oscille autour d'une moyenne stable proche de zéro sans tendance marquée et avec une variance relativement constante dans le temps. Nous réalisons une seconde fois la stratégie séquentielle de test sur notre série différenciée afin de s'assurer de sa stationnarité.

### a) Test de Dickey-Fuller

Comme pour le taux de chômage, la stratégie séquentielle de tests de Dickey-Fuller (cf code) conduit à retenir le modèle intégrant une constante significative.

Modèle 2 : avec constante et sans tendance

Hypothèses :  $H_0 : \rho = 0$  (présence d'une racine unitaire)       $H_1 : \rho < 0$  (il n'y a pas de racine unitaire)

$$t_{\text{value}} = -6,472 < VC = -2,88$$

On obtient une statistique de test inférieure à la valeur critique. Cela signifie qu'au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ , l'absence de racine unitaire est confirmée et la série est probablement stationnaire. Test de significativité de la constante :

Hypothèses :  $H_0 : c = 0$        $H_1 : c \neq 0$

$$|t_{\text{value}}| = 4,846 > 2,84$$

Au seuil de 5%, **on rejette**  $H_0$ . La constante est significative, le modèle est bien spécifié.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	0.08326	0.01718	4.846	4.00e-06 ***	
z.lag.1	-0.69068	0.10672	-6.472	2.52e-09 ***	
z.diff.lag	0.07133	0.09376	0.761	0.448	
---					
Signif. codes:	0 ****	0.001 ***	0.01 **	0.05 *	0.1 . 1
Residual standard error:	0.1261	on 114 degrees of freedom			
Multiple R-squared:	0.3226,	Adjusted R-squared:	0.3107		
F-statistic:	27.14	on 2 and 114 DF,	p-value:	2.284e-10	
Value of test-statistic is:	-6.4721 20.9536				

Nous complétons l'analyse par les tests de stationnarité KPSS et Phillips-Perron, dont les résultats confirment la stationnarité de la série (voir code).

**Conclusion** : La série différenciée est stationnaire ; elle est donc intégrée d'ordre zéro.

$$Y_t = I(0) + c$$

### 2.2.3 Recherche du modèle ARMA optimal satisfaisant les conditions de validité

Avant toute chose, nous avons ajusté l'échantillon en enlevant les 3 dernières observations. Pour commencer, nous allons chercher à identifier la nature du processus à l'aide des fonctions d'autocorrélation simple (ACF) et partielle (PACF).

Autocorrélogrammes simple et partiel de la série différenciée

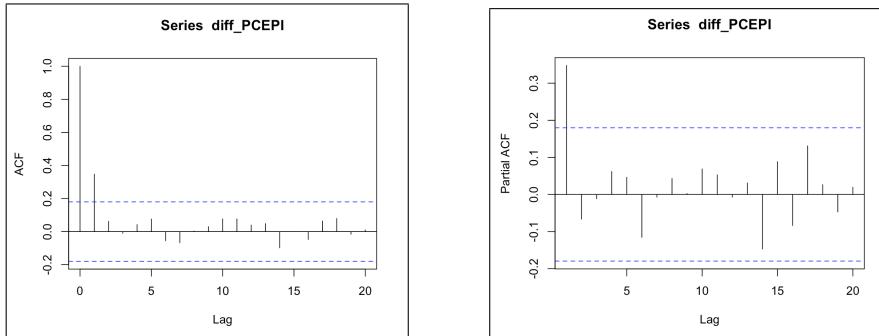


FIGURE 7 – Fonctions d'autocorrélation simple (à gauche) et partielle (à droite) de la série différenciée de l'indice des prix des dépenses de consommation personnelle aux États-Unis.

L'autocorrélogramme (ACF) de la série différenciée du PCEPI montre une chute brutale après le premier retard, tandis que la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) présente un pic significatif au premier lag, puis devient rapidement non significatif. Nous ne pouvons pas conclure sur la nature du processus, nous allons donc tester différents modèles pour voir lequel est le plus représentatif.

Pour choisir le meilleur modèle, nous regardons les critères d'information AIC et BIC pour ARMA(p,q) avec constante (p = 0,...,2 et q = 0,...,2).

Le modèle présentant les valeurs AIC et BIC les plus faibles est un **ARMA(2,1)**, retenu comme le plus performant. Ce résultat est cohérent avec la stationnarisation réalisée précédemment.

	AIC	BIC
mod1	3 -130.7721	mod1 3 -122.5113
mod2	2 -108.9296	mod2 2 -103.4224
mod3	2 -128.0858	mod3 2 -122.5786
mod4	3 -127.3510	mod4 3 -119.0902
mod5	3 -117.9585	mod5 3 -109.6977
mod6	4 -141.0901	mod6 4 -130.0758
mod7	4 -140.7967	mod7 4 -129.7823

AIC                      BIC

Nous pouvons donc écrire notre modèle de la manière suivante :

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

Maintenons, nous allons tester la validité de notre modèle.

#### Test de significativité individuelle des coefficients

**Hypothèses :**  $H_0 : \phi_i = 0$        $H_1 : \phi_i \neq 0$  (le coefficient est significatif)

Ainsi :

- Pour le terme **AR(1)** :  $t = \frac{1.36}{0.09} = 15.11$ . Comme  $|t| = 15.11 > 1.96$ , le coefficient est **significatif**.
- Pour le terme **AR(2)** :  $t = \frac{-0.36}{0.09} = -4.00$ . Comme  $|t| = 4.00 > 1.96$ , le coefficient est **significatif**.
- Pour le terme **MA(1)** :  $t = \frac{-0.99}{0.02} = -49.50$ . Comme  $|t| = 49.50 > 1.96$ , le coefficient est **significatif**.

Model 1	
ar1	1.36 *** (0.09)
ar2	-0.36 *** (0.09)
ma1	-0.99 *** (0.02)
AIC	-141.09
BIC	-130.08
Log Likelihood	74.55
Num. obs.	116

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05

**Conclusion :** Les trois coefficients sont donc statistiquement significatifs au seuil de 5%.

#### Tests sur les résidus

Nous allons à présent vérifier que les résidus  $\varepsilon_t$  respectent les hypothèses classiques d'un modèle bien spécifié, à savoir : l'absence d'autocorrélation, l'homoscédasticité et la normalité de leur distribution.

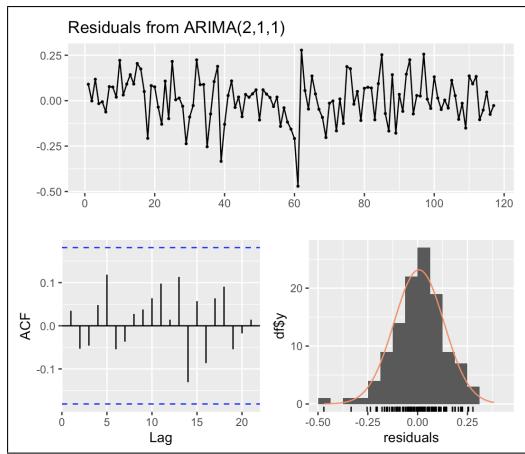


FIGURE 8 – Représentation graphique des résidus de la série.

On observe tout d'abord que les résidus fluctuent aléatoirement autour de zéro, sans tendance apparente, ce qui indique l'absence d'autocorrélation marquée. L'ACF des résidus ne présente pas de corrélations significatives — les barres

restent majoritairement à l'intérieur des bandes de confiance — confirmant ainsi que les erreurs sont globalement non corrélées. L'histogramme des résidus montre une distribution proche de la loi normale, bien que légèrement aplatie, ce qui reste acceptable dans un cadre empirique. Ces résultats suggèrent que le modèle capte correctement la dynamique de la série et que les hypothèses classiques sur les résidus sont raisonnablement respectées. Nous allons procéder aux tests.

### i) Test de Ljung-Box

Soit  $\rho_j$  l'autocorrélation d'ordre  $j$  du processus des erreurs  $\varepsilon_t$ . Les hypothèses testées sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_h = 0 & \text{(les résidus ne sont pas autocorrélés)} \\ H_1 : \exists j \leq h \text{ tel que } \rho_j \neq 0 & \text{(les résidus sont autocorrélés)} \end{cases}$$

$$p_{\text{value}} = 0,9411 > VC = 0,05$$

On ne peut pas rejeter  $H_0$  au seuil de 5%, les résidus ne sont **pas autocorrélés**.

```
Box-Ljung test
data: res
X-squared = 4.1331, df = 10, p-value = 0.9411
```

### i) Test d'effets d'ARCH

Soit  $\alpha_i$  les coefficients associés aux termes d'auto-régression de la variance conditionnelle. Les hypothèses testées sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \text{Il n'y a pas d'effets d'ARCH} \\ H_1 : \text{Présence d'effets d'ARCH} \end{cases}$$

$$p_{\text{value}} = 0,5598 > 0,05$$

On ne peut pas rejeter  $H_0$  au seuil de 5%, il n'y a pas d'effets d'ARCH dans les résidus. Autrement dit, **il y a une absence d'hétérosécédasticité dans les résidus**.

```
ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects
data: res
Chi-squared = 8.7101, df = 10, p-value = 0.5598
```

### i) Test de normalité de Jarque-Bera

Les hypothèses du test de normalité des résidus s'écrivent comme suit :

$$\begin{cases} H_0 : \text{la série de résidus } \varepsilon_t \text{ suit une loi normale.} \\ H_1 : \text{la série de résidus } \varepsilon_t \text{ ne suit pas une loi normale.} \end{cases}$$

$$p_{\text{value}} = 0,004927 < 0,05$$

Au seuil de 5% on rejette  $H_0$ , **les résidus ne suivent pas une loi normale**.

```
Jarque Bera Test
data: res
X-squared = 10.626, df = 2, p-value = 0.004927
```

**Conclusion :** Les tests réalisés sur les résidus indiquent que ceux-ci ne sont pas autocorrélés et qu'aucun effet d'hétérosécédasticité conditionnelle (ARCH) n'est détecté. En revanche, le test de normalité suggère que les résidus ne suivent pas une loi normale.

Ainsi, le modèle capture correctement la dynamique de la série et satisfait les principales hypothèses de validité statistique. La non-normalité des résidus n'invalide pas nécessairement le modèle, dans la mesure où les estimateurs des paramètres restent convergents et sans biais sous des conditions plus générales (théorème des grands nombres et théorème central limite). Cependant, cette déviation par rapport à la normalité peut affecter la précision des intervalles de confiance et la puissance des tests de significativité.

D'un point de vue économique, cela signifie que le modèle reproduit correctement la structure temporelle de la série, mais que des chocs extrêmes ou asymétriques peuvent subsister, traduisant une distribution empirique des erreurs légèrement non gaussienne.

#### Test de significativité de la constante

Enfin, la significativité du terme constant est testée afin de s'assurer que le modèle est correctement spécifié.

Le coefficient associé au *drift* (constante) présente une statistique de Student donnée par :

$$t = \frac{0.1192}{0.0163} = 7.31 > 1,96$$

Au seuil de 5%, on conclut que la constante est **hautement significative**.

```
Series: PCEPI
ARIMA(2,1,1) with drift

Coefficients:
ar1      ar2      ma1    drift
0.4139 -0.0838 -0.0369  0.1192
s.e.   0.7700  0.2819  0.7704  0.0163

sigma^2 = 0.01597: log likelihood = 79.54
AIC=-149.08 AICc=-148.55 BIC=-135.18
```

Économiquement, cette significativité met en évidence une **tendance haussière persistante** du niveau moyen de la série, cohérente avec l'évolution structurelle d'un indice de prix tel que le PCEPI.

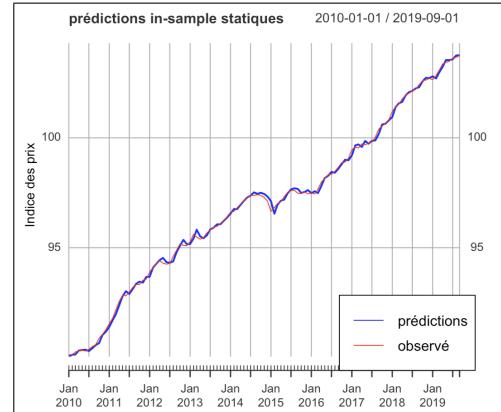
#### 2.2.4 Prévisions de la série modélisée sur les horizons 1 à 3

##### Prévisions in-sample statiques

On observe une **quasi-superposition** des deux courbes, traduisant une **excellente capacité d'ajustement du modèle**. Les écarts résiduels sont faibles et ne présentent pas de tendance visible, ce qui indique que la structure dynamique du processus est correctement capturée.

D'un point de vue **économique**, cette performance in-sample signifie que le modèle reproduit fidèlement l'évolution historique de l'inflation mesurée par le PCEPI. La trajectoire ascendante du graphique reflète la **hausse continue des prix à la consommation** aux États-Unis sur la période 2010–2019, marquée par une progression régulière après la crise financière de 2008 et avant le choc pandémique.

La présence d'un drift significatif renforce cette interprétation : elle traduit une **tendance haussière structurelle** de long terme dans le niveau général des prix. En d'autres termes, l'inflation sous-jacente demeure positive et stable, confirmant la crédibilité du modèle comme outil de prévision.



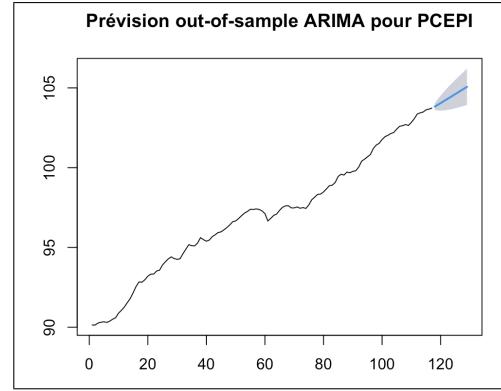
En résumé, les prévisions in-sample statiques montrent que l'ARIMA(2, 1, 1) avec drift reproduit de manière robuste la dynamique passée du PCEPI, offrant ainsi une base solide pour la projection **out-of-sample** à horizon 12 mois.

## Prévisions out-of-sample

Le graphique suivant présente les **prévisions hors échantillon (out-of-sample)** obtenues à partir du modèle ARIMA(2,1,1) avec drift, pour un horizon de 12 mois.

On observe que la trajectoire projetée du **PCEPI** se prolonge dans la même dynamique ascendante que celle observée historiquement. Le modèle anticipe donc une **poursuite de la hausse de l'indice des prix**, traduisant une inflation modérée mais persistante sur la période de prévision.

Les intervalles de confiance, relativement étroits, indiquent une **incertitude maîtrisée** dans les projections à court terme. Cette faible dispersion traduit la stabilité du processus inflationniste sous-jacent et confirme la robustesse du modèle ARIMA(2,1,1) avec drift.



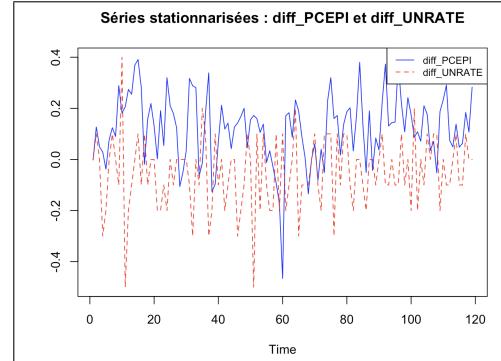
D'un point de vue **économique**, ces résultats suggèrent la continuité d'une dynamique inflationniste maîtrisée, cohérente avec la politique monétaire de la Réserve fédérale durant les années 2010, caractérisée par une stabilisation progressive des prix autour de la cible de 2%. En conclusion, le modèle offre des prévisions crédibles et économiquement cohérentes : il capture la tendance structurelle du PCEPI tout en fournissant une **quantification rigoureuse de l'incertitude future**.

## 3 Modélisation multivariée

On considère maintenant le vecteur  $\mathbf{X}_t$  regroupant l'ensemble des séries stationnarisées :

$$\mathbf{X}_t = \begin{pmatrix} \Delta PCEPI_t \\ \Delta UNRATE_t \end{pmatrix}$$

Les deux séries oscillent autour de zéro sans tendance marquée, confirmant leur stationnarité après différenciation. Nous observons une inflation plus volatile que le chômage, dont les variations sont plus modérées. L'absence de co-mouvement clair entre les deux séries laisse penser à une relative indépendance à court terme, que nous vérifierons plus rigoureusement dans la suite de l'analyse.



### 3.1 Estimation du modèle VAR

Pour l'estimation de notre VAR, nous utiliserons la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO).

On observe que le critère d'Akaike (AIC) atteint sa valeur minimale pour  $p = 1$ , indiquant qu'un modèle VAR(1) est le plus adapté pour représenter la dynamique entre l'inflation et le chômage.

	1	2	3	4	5	6
AIC(n)	-8.1229915276	-8.0757310161	-8.0769779441	-8.0279581083	-7.9615310	-7.9581190990
HQ(n)	-8.0629122686	-7.9755989177	-7.9367930863	-7.8477203312	-7.7412404	-7.6977756432
SC(n)	-7.9748439377	-7.8288183663	-7.7313002344	-7.5835153387	-7.4183232	-7.3161462097
FPE(n)	0.0002966482	0.0003110359	0.0003107183	0.0003264596	0.0003491	0.0003506095
	7	8	9	10		
AIC(n)	-7.8965628077	-7.8316418442	-7.7699485170	-7.7772620133		
HQ(n)	-7.5961665126	-7.4911927998	-7.3894654542	-7.3567872002		
SC(n)	-7.1558248585	-6.9921388351	-6.8316804480	-6.7402288844		
FPE(n)	0.0003733299	0.0003990163	0.0004252833	0.0004232663		

Hypothèses testées

$$\begin{cases} H_0 : \beta = 0 & (\text{le coefficient n'a pas d'effet significatif}) \\ H_1 : \beta \neq 0 & (\text{le coefficient a un effet significatif}) \end{cases}$$

### 3.1.1 Équation de l'indice des prix à la consommation

L'analyse de l'équation de l'inflation différenciée met en évidence une dynamique autorégressive marquée.

$$p_{\text{value}} = 0,000225 < 0,05$$

Au seuil de 5% on rejette  $H_0$ , le coefficient associé à la valeur retardée de l'indice des prix à la consommation est significatif. Cela signifie que les variations passées de l'inflation exercent un effet significatif sur son évolution actuelle, illustrant la persistance des chocs de prix dans le temps.

```
Estimation results for equation diff_PCEPI:
=====
diff_PCEPI = diff_PCEPI.l1 + diff_UNRATE.l1 + const

            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

diff_PCEPI.l1  0.35966   0.08712  4.128 6.95e-05 ***
diff_UNRATE.l1 0.10610   0.08237  1.288     0.2
const         0.08336   0.01583  5.265 6.60e-07 ***

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

Residual standard error: 0.1251 on 115 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.1359,    Adjusted R-squared: 0.1209
F-statistic: 9.044 on 2 and 115 DF,  p-value: 0.000225
```

À l'inverse, le coefficient du chômage retardé (**p value = 0,20**) n'est pas significatif, ce qui ne permet pas de rejeter  $H_0$  : les fluctuations du chômage ne semblent donc pas influencer directement l'inflation à court terme. Enfin, la constante positive et significative (**p value < 0,001**) indique une tendance moyenne haussière des prix sur la période observée. Le **R<sup>2</sup>** ajusté d'environ 0,12 témoigne d'une capacité explicative modérée, ce qui reste cohérent avec des données macroéconomiques mensuelles caractérisées par une forte inertie et des chocs exogènes fréquents.

### 3.1.2 Équation du chômage

L'analyse de l'équation du chômage différenciée met en évidence une dynamique autorégressive marquée.

$$p_{\text{value}} = 0,02488 < 0,05$$

Au seuil de 5% on rejette  $H_0$ , le coefficient associé à la valeur retardée du chômage est significatif. Ce résultat traduit un effet d'ajustement : lorsqu'un écart de chômage survient, il tend à se corriger progressivement au fil du temps.

```
Estimation results for equation diff_UNRATE:
=====
diff_UNRATE = diff_PCEPI.l1 + diff_UNRATE.l1 + const

            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

diff_PCEPI.l1 -0.09635   0.09639  -1.000  0.31960
diff_UNRATE.l1 -0.20716   0.09114  -2.273  0.02488 *
const        -0.05209   0.01752  -2.974  0.00359 **

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

Residual standard error: 0.1384 on 115 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.04877,    Adjusted R-squared: 0.03223
F-statistic: 2.948 on 2 and 115 DF,  p-value: 0.05642
```

En revanche, le coefficient associé à l'inflation retardée n'est pas significatif (**p value = 0,31960**), ce qui indique que les variations passées de l'inflation n'ont pas d'effet direct sur les variations du chômage à court terme. La constante négative et significative (**p-value = 0,00359**), suggère une tendance moyenne à la baisse du taux de chômage sur la période observée. Le **R<sup>2</sup>** ajusté d'environ 0,03 reste faible, ce qui est courant pour des séries macroéconomiques différencierées, où la majeure partie de la dynamique est captée par les effets autorégressifs plutôt que par les relations croisées.

### 3.1.3 Stabilité du VAR

```
VAR Estimation Results:
=====
Endogenous variables: diff_PCEPI, diff_UNRATE
Deterministic variables: const
Sample size: 118
Log Likelihood: 146.895
Roots of the characteristic polynomial:
0.341 0.1885
Call:
VAR(y = data_var, p = p_opt, type = "const")
```

Correlation matrix of residuals:		
	diff_PCEPI	diff_UNRATE
diff_PCEPI	1.000000	-0.008122
diff_UNRATE	-0.008122	1.000000

FIGURE 9 – Matrice de corrélation des résidus

Le modèle VAR(1) estimé est stable, comme en témoignent **les racines du polynôme caractéristique (0,341 et 0,1885), toutes inférieures à 1 en module**. Cette propriété garantit que le système est stationnaire et que les effets des chocs sur l'inflation ou le chômage s'atténuent progressivement au fil du temps. La matrice de corrélation des résidus montre par ailleurs **une corrélation quasi nulle (-0,008)** entre les erreurs des deux équations. Les tests de normalité, d'homoscédasticité et d'autocorrélation des résidus (cf code) ne mettent en évidence aucune anomalie statistique. Ces résultats confirment la **bonne spécification du modèle VAR**, dont les hypothèses classiques sont respectées

## 3.2 Les relations de causalité

Nous appliquons le **test de causalité de Granger** afin d'évaluer si une variable contient une information utile pour prévoir l'autre dans le temps. Les hypothèses testées sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \text{la variable exclue ne cause pas la variable testée} \\ H_1 : \text{la variable exclue cause la variable testée} \end{cases}$$

### 3.2.1 Relation de causalité de l'inflation vers le chômage

$$p_{\text{value}} = 0,3186 > 0,05$$

Au seuil de 5% on ne peut pas rejeter  $H_0$ , il n'existe pas de **relation de causalité statistiquement significative allant de l'inflation vers le chômage**.

```
Granger causality H0: diff_PCEPI do not Granger-cause diff_UNRATE
data: VAR object var_model
F-Test = 0.9992, df1 = 1, df2 = 230, p-value = 0.3186
```

### 3.2.2 Relation de causalité du chômage vers l'inflation

$$p_{\text{value}} = 0,199 > 0,05$$

Au seuil de 5% on ne peut pas rejeter  $H_0$ , il n'existe pas de **relation de causalité statistiquement significative allant du chômage vers l'inflation**.

```
Granger causality H0: diff_UNRATE do not Granger-cause diff_PCEPI
data: VAR object var_model
F-Test = 1.659, df1 = 1, df2 = 230, p-value = 0.199
```

### 3.2.3 Conclusion des tests de Granger

Les résultats des tests de causalité de Granger montrent que **aucune des deux variables ne permet de prévoir l'autre** de manière statistiquement significative.

Sur le plan économique, ces résultats suggèrent qu'entre 2010 et 2019, **il n'existe pas de lien de causalité à court terme entre l'inflation et le chômage aux États-Unis**. Cette absence de relation directionnelle remet en question la validité empirique de la courbe de Phillips sur cette période : **les évolutions du chômage ne semblent pas influencer directement la dynamique des prix, et inversement**. Ce constat peut s'expliquer par un contexte

macroéconomique marqué par une inflation faible et stable, conjuguée à un marché du travail américain en phase de reprise post-crise, où les mécanismes traditionnels de transmission entre emploi et inflation ont pu être affaiblis.

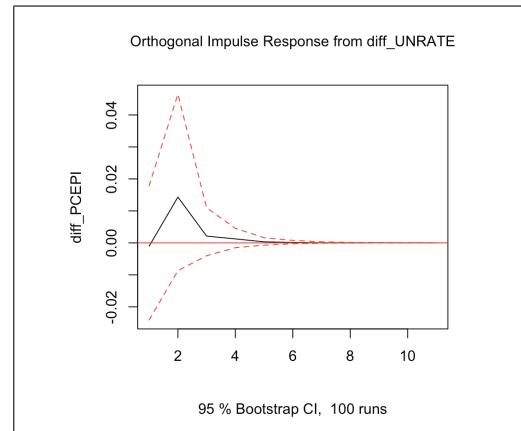
### 3.3 Analyse impulsion-réponse des chocs sur les variables économiques

Dans le cadre de l'analyse impulsion-réponse, nous devons ordonner les variables du modèle du plus exogène au plus endogène afin de réaliser la **décomposition de Cholesky**. Nous considérons le **taux de chômage comme étant la variable la plus exogène**, car il reflète principalement les conditions réelles de l'économie et réagit avec inertie aux variations des prix. Les ajustements d'emploi étant lents, un choc inflationniste n'affecte pas instantanément le chômage. À l'inverse, l'**inflation est plus endogène** : les prix réagissent plus rapidement aux tensions sur le marché du travail, conformément au mécanisme de la courbe de Phillips et aux rigidités nominales.

#### 3.3.1 Réponse de l'inflation à un choc de chômage

Nous observons qu'un choc positif sur le chômage entraîne une très légère hausse de l'inflation dans les premières périodes, avant que l'effet ne s'annule rapidement. La réponse reste faible et comprise dans l'intervalle de confiance à 95%, indiquant que **l'impact n'est pas statistiquement significatif**. Ce résultat confirme les conclusions du test de causalité de Granger, selon lequel **le chômage ne cause pas l'inflation au sens de Granger**.

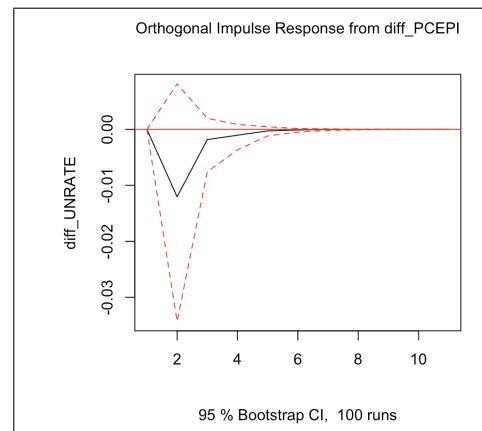
D'un point de vue économique, cela suggère que, sur le court terme, **les variations du chômage n'influencent pas la dynamique des prix aux États-Unis entre 2010 et 2019**. L'ajustement de l'inflation face aux chocs sur le marché du travail apparaît donc limité et remet en cause la **validité empirique de la courbe de Phillips** à court horizon sur cette période.



#### 3.3.2 Réponse du chômage à un choc d'inflation

On observe qu'un choc positif d'inflation entraîne une légère baisse du chômage au cours des premières périodes, avant que l'effet ne s'annule rapidement. La réponse reste toutefois faible et comprise dans l'intervalle de confiance à 95%, ce qui signifie que **l'impact n'est pas statistiquement significatif**. Ce résultat confirme également le test de causalité de Granger, selon lequel **l'inflation ne cause pas le chômage au sens de Granger**.

D'un point de vue économique, l'absence de réaction significative du chômage à un choc d'inflation suggère que **la dynamique du marché du travail américain entre 2010 et 2019 n'a pas été directement influencée par les fluctuations des prix**. Autrement dit, la **relation inverse postulée par la courbe de Phillips** - selon laquelle une hausse de l'inflation s'accompagne d'une baisse du chômage — n'apparaît pas de manière empirique à court terme sur cette période.

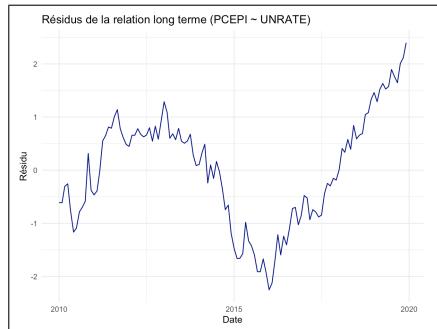


### 3.4 Relation de cointégration entre le chômage et l'inflation

Afin d'analyser l'existence d'une relation de long terme entre l'inflation (PCEPI) et le taux de chômage (UNRATE), nous allons appliquer le test de Phillips-Ouliaris.

### 3.4.1 Relation de long terme et résidus

L'estimation de la relation de long terme entre l'inflation et le taux de chômage génère **des résidus non stationnaires** : ils ne se recentrent pas autour de zéro, dérivent nettement après 2015 et affichent une tendance haussière en fin d'échantillon. Cette non-stationnarité indique que la relation inflation–chômage ne s'ajuste plus autour d'un équilibre stable. Le chômage ne joue donc plus de rôle d'ancrage, et la dérive observée après 2015 reflète l'influence dominante d'autres facteurs (politique monétaire très accommodante, chocs d'offre). L'inflation évolue ainsi de façon décorrélée du chômage, **empêchant l'émergence d'une relation de long terme**.



### 3.4.2 Test Phillips-Ouliaris

Hypothèses testées

$$\begin{cases} H_0 : \text{Les séries ne sont pas cointégrées (absence de relation de long terme)} \\ H_1 : \text{Les séries sont cointégrées (existence d'une relation de long terme stable)} \end{cases}$$

$$p\text{value} = 0,15 > 0,05$$

Au seuil de 5%, on ne peut pas rejeter  $H_0$ . Autrement dit, nous avons une **absence de cointégration entre l'inflation (PCEPI) et le chômage (UNRATE)**.

```
Phillips-Ouliaris Cointegration Test
data: cbind(PCEPI, UNRATE)
Phillips-Ouliaris demeaned = -1.5576, Truncation lag parameter = 1, p-value = 0.15
```

En d'autres termes, il n'existe pas de relation d'équilibre stable à long terme reliant ces deux variables. Dès lors, l'estimation d'un modèle à correction d'erreur (ECM) ne serait pas justifiée.

D'un point de vue économique, cela signifie que **sur la période 2010–2019, l'inflation et le chômage ont évolué de manière indépendante**, sans ajustement mutuel durable, ce qui confirme **l'affaiblissement de la courbe de Phillips à long terme**.

## 4 Conclusion

Nos résultats montrent que **la courbe de Phillips ne se vérifie plus empiriquement aux États-Unis sur la période 2010–2019**. L'inflation et le chômage ont évolué de façon largement indépendante, dans un environnement marqué par une politique monétaire expansionniste, la stabilité des anticipations d'inflation et les transformations structurelles du marché du travail. Cette déconnexion entre prix et emploi traduit un affaiblissement durable du lien traditionnel entre activité économique et inflation. Elle illustre la mutation du cadre macroéconomique américain, où les pressions inflationnistes ne répondent plus mécaniquement aux variations du chômage, remettant ainsi en cause la pertinence de la courbe de Phillips dans son interprétation classique.

Nous reconnaissons toutefois plusieurs **limites** à notre analyse. Tout d'abord, la période étudiée est relativement courte et marquée par un contexte macroéconomique particulier — sortie de crise, politiques monétaires non conventionnelles, et faible volatilité des prix. Ensuite, notre approche repose sur des données agrégées, qui peuvent masquer des effets sectoriels ou régionaux significatifs. Enfin, le modèle VAR utilisé capture essentiellement les dynamiques linéaires de court terme, sans tenir compte d'éventuelles non-linéarités ou ruptures structurelles dans la relation entre chômage et inflation.