



Méthodologie de détection d'outliers et cycle d'accélération des demandeurs d'emploi

Clément Cariou

► To cite this version:

Clément Cariou. Méthodologie de détection d'outliers et cycle d'accélération des demandeurs d'emploi. 2021.
⟨hal-03180518⟩

HAL Id: hal-03180518

<https://hal.science/hal-03180518v1>

Preprint submitted on 25 Mar 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Méthodologie de détection d'*outliers* et cycle d'accélération des demandeurs d'emploi

Clément CARIOU

Laboratoire d'Économie et de Management Nantes Atlantique

Université de Nantes

clement.cariou@univ-nantes.fr

Numéro ORCID : 0000-0003-3049-6070

-1-

Outliers

La détection des valeurs aberrantes est un sujet largement traité dans la littérature de l'ajustement saisonnier des séries temporelles. Mehrhoff (2018), nous fait remarquer que les valeurs extrêmes ne doivent pas gêner l'estimation de la composante saisonnière. Dès 1963, Shisken, Young, et Musgrave se sont intéressés à l'identification et la correction automatique des *outliers* en développant le programme Census X-11. Les *outliers* étaient identifiés à partir de la série saisonnière en utilisant un seuil qui correspondait à plusieurs moyennes quadratiques d'un intervalle ajusté à la série. Box et Tiao (1975) utilisaient des modèles d'interventions pour identifier les différents types d'*outliers* ainsi que les localisations de leurs impacts. Par la suite, Hillmer, Bell, et Tiao (1983) ont développé une méthode de traitement des *outliers* basée sur un modèle à ajustement saisonnier. Ils ont montré comment les erreurs du modèle pouvaient être utilisées dans le but d'identifier les *outliers*¹.

Depuis le développement des méthodes automatiques de désaisonnalisation, les méthodes d'identification et de correction des *outliers* se sont améliorées. La méthode de détection des valeurs aberrantes de X-13ARIMA-SEATS est largement inspirée de celle de Chang et Tiao (1983), Chang et alii (1988) et Otto et Bell (1990). Cette approche est similaire à la régression pas-à-pas, puisque les *outliers* sont considérés comme des variables candidates à la régression. En d'autres termes, la signification de ces variables est testée sur l'ensemble des points de la série via une comparaison de la *t-statistique* afin de sélectionner les *outliers* qui doivent réellement être incorporés dans la régression.

Les *outliers* peuvent prendre différentes formes. La littérature retient plusieurs types d'*outliers* notamment définis par Fox (1972). Pour commencer, il y a les *Additive Outliers* (AO). Ces points atypiques affectent qu'une seule observation de la série. Notons par exemple, que sur une série temporelle de fréquence mensuelle, un AO agira que sur un seul mois, car l'effet aura disparu le mois suivant. Le deuxième *outlier* se nomme *Level Shift* (LS). Le LS a un effet permanent sur la série, c'est-à-dire qu'il modifie le niveau de la série de manière permanente. Le *Temporary Change* (TC) est un *outlier* qui agit sur la série comme un LS, cependant l'effet de cet *outlier* se résorbe et la série retrouve son « état » normal plus ou moins rapidement, l'effet est donc temporaire sur la série. Enfin, le dernier *outlier* pris en compte est plus récemment étudié dans la littérature que les précédents. C'est

¹ Voir Burman et Otto (1988), pour une présentation de ces méthodes.

Kaiser et Maravall (2001) qui ont exposé l'intérêt de traiter le *Seasonal Outlier* (SO) plutôt que d'intégrer l'*Innovative Outliers* (IO) qui correspond à un choc qui impacte les observations suivantes d'une série en se propageant via les pondérations de la représentation en moyenne mobile du modèle ARIMA. Le SO correspond à une rupture dans le profil saisonnier de la série. Cela correspond à un changement de niveau, mais qui intervient sur le profil saisonnier plutôt que sur l'ensemble de la série. Les auteurs ont démontré que l'ajout de cet *outlier* dans la procédure de détection automatique offrait de meilleurs résultats d'estimation à condition que l'on travaille à partir de la série brute saisonnière.

TRAMO et RegARIMA utilisent une méthode de détection séquentielle, dont l'approche est la suivante :

Soit y_t une série temporelle décrite par un modèle ARIMA(p,d,q)

$$\phi(B)\delta(B)y_t = \theta(B)a_t \quad (6)$$

Où $\phi(B)$, $\delta(B)$ et $\theta(B)$ sont des polynômes d'ordre respectifs (p, d, q). B est un opérateur de retard, soit $B^j y_t = y_{t-j}$. Quant à a_t , c'est un processus de bruit blanc, $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$. On peut modéliser les valeurs extrêmes via des polynômes de régression. Partant, du principe que la série contient k *outliers*, voici comment transcrire leurs effets :

$$y_t^* = \sum_{j=1}^k \xi_j(B) \omega_j I_t^{\tau_j} + y_t \quad (7)$$

Où y_t^* représente la série observée contenant des *outliers* ; y_t suit un processus ARIMA comme dans l'équation (1); ω_j correspond à l'impact de l'*outlier* au temps $t = \tau_j$; $I_t^{\tau_j}$ est une variable indicatrice qui prend la valeur de 1 pour $t = \tau_j$ et 0 sinon; et $\xi_j(B)$ est un polynôme déterminant la dynamique du point atypique se produisant au temps $t = \tau_j$, selon le schéma suivant :

$$AO : \xi_j(B) = 1 \quad (8.a)$$

$$LS : \xi_j(B) = \frac{1}{(1-B)} \quad (8.b)$$

$$TC : \xi_j(B) = \frac{1}{(1-\delta B)}, 0 < \delta < 1 \quad (8.c)$$

$$SO : \xi(B) = \frac{1}{S}; S = 1 + B + \dots + B^{s-1} \quad (8.d)$$

Où S représente un opérateur d'agrégation annuel².

Comme le montre l'équation (8.a) et (8.c), les effets des AO et TC sont donc transitoires alors que l'effet du LS est permanent. Par ailleurs, le modèle SARIMA identifié par la procédure automatique n'a pas d'incidence sur l'impact de ces *outliers*. En revanche, l'effet du SO dépend du modèle SARIMA identifié. Le SO correspond selon Kaiser et Maravall (1999) à un *outlier* purement saisonnier.

² Voir Kaiser et Maravall (2001) pour une présentation détaillée des *outliers* saisonniers.

Nous allons étudier les *outliers* communs et spécifiques à chaque série en tentant d'apporter une explication économique. Cette analyse est en annexe afin d'économiser de la place dans l'article original.

Dans un premier temps, nous allons présenter les *outliers* saisonniers dans leur ensemble, sans suivre la chronologie de leurs apparitions. En effet, les points atypiques saisonniers (SO) sont plus particuliers que les autres *outliers*. Nous savons que les séries des demandeurs d'emploi connaissent une saisonnalité caractérisée par une baisse du nombre d'inscriptions vers la fin du deuxième trimestre et une hausse significative des inscriptions à Pôle Emploi à partir du quatrième trimestre. Les SO détectés en août 1998 dans la région des Pays de la Loire et en août 1999 dans le département de la Loire-Atlantique (44) correspondent à une rupture dans le profil saisonnier. Une explication probable de cette rupture proviendrait d'une forte utilisation des contrats courts pendant la période estivale.

En outre, nous remarquons qu'un SO est détecté en août 2015 pour l'ensemble des séries étudiées, excepté pour les départements du Maine-et-Loire (49) et de la Mayenne (53) qui observent ce SO en 2014 et 2016, respectivement. Les arguments développés précédemment peuvent s'appliquer ici, néanmoins un phénomène plus récent est souvent mis en avant par Pôle Emploi. En effet, Pôle Emploi constatent depuis quelques années une forte variabilité dans les désinscriptions ayant pour motif le défaut d'actualisation.

Revenons aux années 2000 et reprenons l'explication des points atypiques en suivant la chronologie de leurs apparitions. Le dynamisme du début des années 2000 a impacté positivement la croissance économique et par conséquent le niveau du chômage. Un *outlier* a été identifié en septembre/octobre 2000 pour l'ensemble de nos séries, excepté pour la série du département de la Mayenne (53). Les points atypiques sont de type TC (*Temporary change*) et LS (*Level shift*) en fonction des zones géographiques considérées. En ce sens, l'effet de ce regain d'activité est temporaire dans certaines zones alors qu'il est permanent pour les autres³. Nous pouvons noter, qu'un LS est détecté en septembre et en octobre 2000 pour le département de la Sarthe, ce qui pourrait correspondre à un grand changement dans la tendance de la série suite à une forte baisse du nombre de demandeurs d'emploi dans ce département et à cette période.

La crise économique de 2008 a eu un effet négatif, relativement constant dans les séries des demandeurs d'emploi. Par conséquent, il n'est pas étonnant d'observer un *outlier* de type LS en novembre 2008 pour la région des Pays de la Loire ainsi que les départements de la Loire-Atlantique (44) et de la Vendée (85).

Le dernier point atypique en commun est un AO (*additive outlier*) localisé en février 2016 dans les séries régionales et départementales sarthoises (72). Ce point atypique est explicité selon le gouvernement de l'époque et de Pôle Emploi, à travers un nombre important de réinscriptions à la suite des défauts d'actualisation lors du mois précédent et d'une reprise timide de l'activité économique.

Pour le lecteur intéressé, nous avons poursuivi l'étude des *outliers* spécifiques à chaque série dans l'annexe en ligne.

Détaillons à présent les points atypiques spécifiques à une série de demandeurs d'emploi. Les deux premiers *outliers* sont identifiés en, mai 1997 (LS) et juillet 1997 (TC) en Loire-

³ Effet temporaire pour le département du Maine-et-Loire (49). Effet permanent pour la région Pays de la Loire et les départements de la Loire-Atlantique (44), Sarthe (72).

Atlantique (44). Ces deux points atypiques évoquent un changement permanent et un changement temporaire dans la tendance de la série. La raison est probablement liée à la crise du système monétaire européen, qui a créé une pression économique avant l'entrée dans l'euro.

En août 1998, le programme RegARIMA identifie un AO en Loire-Atlantique (44). En raison de la date à laquelle est localisé le point atypique, cela pourrait correspondre à un effet coupe du monde. La recrue d'essence des emplois liée à la coupe du monde de la FIFA⁴ de 1998 est retombée dès la fin de la compétition.

Une première baisse du nombre des demandeurs d'emploi est amorcée fin du premier trimestre 1999. C'est ainsi qu'un LS est détecté en avril 1999 dans la série de la Loire-Atlantique (44). Les raisons de ce LS peuvent être dues au retour de la croissance économique ou encore aux politiques d'emploi de l'époque (35 heures, emploi-jeune). À l'inverse, un AO est identifié en août 1999 dans le département de la Sarthe. Durant cette période, l'INSEE évoque un effet de structure et un effet géographique défavorable, qui vient s'ajouter aux plans de licenciements des entreprises Moulinex et Framatome sur le territoire.

Le programme décèle un *outlier* de type TC en septembre 2003, toujours dans le département de la Loire-Atlantique (44). La consommation des ménages est faible durant cette période et la croissance est chahutée, en ce sens, cela pourrait expliquer un changement temporaire dans la tendance de la série.

Toujours dans le même département, le mois de mars 2011 est sujet à une valeur aberrante (AO). Le rebond de la création d'emplois est mis en cause, favorisant la baisse du nombre de demandeurs d'emploi.

L'*outlier* de septembre 2013 correspond au "Bug SFR". Ce bug avait empêché la relance des *e-mails* de réinscription des demandeurs d'emploi entraînant une chute considérable des inscriptions fin août 2013 avant une remontée très forte dès le mois suivant.

Pour terminer, le dernier *outlier* détecté est un LS situé en mars 2016 dans le département de la Vendée (85). À cette époque, la Vendée connaît de fortes embauches grâce à son réseau de petites et moyennes entreprises (PME), ce qui influence la tendance à la baisse de la série du nombre des demandeurs d'emploi.

⁴ Fédération Internationale du Football Association.

Figure 1 : Processus de l’algorithme de Bry et Boschan

Programme de sélection des points de retournement	
I.	Détermination des valeurs extrêmes et de substitution.
II.	<p>Détermination des cycles avec une moyenne mobile de 12 mois (valeurs extrêmes évincées).</p> <p>A. Identification des points supérieurs (inférieurs) à 5 mois de chaque côté.</p> <p>B. Application de l’alternance des points de retournement face à de multiples points supérieurs ou inférieurs. Le plus élevé (bas) est choisi.</p>
III.	<p>Détermination des points de retournement dans la courbe de Spencer (valeurs extrêmes évincées).</p> <p>A. Identification de la plus grande (plus petite) valeur entre plus ou moins 5 mois du point de retournement sélectionné dans une moyenne mobile de 12 mois.</p> <p>B. Application de la durée minimum de 15 mois pour un cycle afin d’éliminer les cycles trop courts.</p>
IV.	<p>Détermination des points de retournement correspondant dans une moyenne mobile de court terme d’ordre 3 à 6 mois, dépendant de MCD (<i>months of cyclical dominance</i>).</p> <p>A. Identification de la valeur la plus élevée (faible) entre plus ou moins 5 mois du point de retournement sélectionné dans la courbe de Spencer.</p>
V.	<p>Détermination des points de retournement dans les séries non lissées.</p> <p>A. Identification de la valeur la plus élevée (faible) entre plus ou moins 4 mois, ou le terme MCD, en choisissant le plus grand, du point de retournement dans la moyenne mobile de court terme.</p> <p>B. Élimination des points de retournement dans les 6 mois au début et à la fin de la série.</p> <p>C. Élimination des pics(creux) à la fin de la série qui est trop faible(élevé) des valeurs proches de la fin.</p> <p>D. Élimination des cycles qui ont une durée inférieure à 15 mois.</p> <p>E. Élimination des phases qui ont une durée inférieure à 5 mois.</p>
VI.	Déclaration des points de retournement finaux.

Source : Auteurs, Bry et Boschan (1971)

La Figure 3 reprend la procédure de datation des points de retournement de l’algorithme de Bry et Boschan (1971).

Cycle d'accélération

La chronologie du cycle d'accélération est réalisée sur le taux de croissance de la série CVS-CJO originale pour le cycle d'accélération nous appliquons au préalable un filtre d'Hodrick et Prescott avec un $\lambda = 13.9$. Gomez (2001) a démontré que ce type de filtre se comportait comme un filtre passe-bas (*low-pass filter*) et qu'il éliminait, de ce fait, les fluctuations supérieures à un an.

2.1. Datation des points de retournement du cycle d'accélération

Le cycle d'accélération est calculé à partir du taux de croissance des séries CVS-CJO du nombre de demandeurs d'emploi en catégorie A fourni par Pôle Emploi. Un filtre Hodrick-Prescott avec un paramètre de lissage à faible calibrage est employé, soit $\lambda = 13,9$, ce qui correspond à supprimer les fluctuations ayant une fréquence supérieure à 12 mois. La chronologie des points de retournement du cycle d'accélération (Tableau 1) possède davantage de pics et de creux que la chronologie du cycle classique, car le taux de croissance lissé utilisé pour dater les points de retournement est plus fluctuant.

Tableau 1 : Datation du cycle d'accélération des demandeurs d'emploi français 1996-2018

	Pays de la Loire	Loire-Atlantique	Maine-et-Loire	Mayenne	Sarthe	Vendée
Pic	1996M9		1996M10	1996M1	1996M9	1997M1
Creux	1997M6	1999M4	1998M5	1998M1	1998M5	
Pic	1998M8	2000M4	1998M12	1998M9	1999M1	
Creux	2000M10	2000M10	2000M10	1999M11	2000M10	2000M10
Pic	2001M10	2001M10	2022M11	2001M1	2001M11	2001M10
Creux	2003M11	2002M9	2003M11	2001M8		
Pic	2004M7	2003M9		2002M11		
Creux				2003M11	2003M8	2003M12
Pic			2005M5	2004M9	2004M12	2004M7
Creux	2007M4	2008M2	2006M11	2007M4	2007M4	2007M4
Pic	2008M11	2008M11	2008M11	2008M11	2008M11	2008M11
Creux	2011M1	2011M3	2010M9	2010M11	2010M9	2010M7
Pic	2012M9	2012M9	2012M9	2012M5	2012M9	2013M3
Creux	2013M8	2013M8	2013M10	2013M10	2013M11	2013M12
Pic	2014M9	2014M9	2014M7	2014M10	2014M10	2014M11
Creux	2016M3	2016M3	2016M11	2016M3	2016M3	2016M3

Pic	2016M12	2017M3	2017M5	2016M12	2016M12	2017M7
Creux	2017M9	2017M9	2017M11	2017M9	2017M9	2018M2

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES.

Dans un premier temps, on remarque que les points de retournement du cycle d'accélération apparaissent très régulièrement de façon anticipée par rapport aux points de retournement du cycle classique. Précédemment, nous avons observé dans le cycle classique des demandeurs d'emploi trois grandes phases d'expansions qui correspondaient aux épisodes de crises économiques. Nous constatons, avec l'étude du cycle d'accélération des demandeurs d'emploi, que les points de retournement du cycle d'accélération correspondant à ces épisodes expansionnistes interviennent de manière anticipée. Le contenu informatif du cycle d'accélération est développé ici (Tableau 13), en étudiant le décalage moyen entre les pics du cycle classique et les pics du cycle d'accélération, et de même pour les creux de ces cycles.

Tableau 2 : Anticipation des points de retournement (creux) du cycle d'accélération par rapport au cycle classique des demandeurs d'emploi

	Pays de la Loire	Loire-Atlantique	Maine-et-Loire	Mayenne	Sarthe	Vendée
2000-2001	1 mois	1 mois	5 mois	9 mois	1 mois	4 mois
2008	10 mois	0 mois	15 mois	10 mois	10 mois	10 mois
2010-2011	2 mois	2 mois	Np	7 mois	8 mois	6 mois
Moyenne	5	3,5	10	7,2	6	

Note : la mention « Np », pour non présente, signifie que le cycle classique ne possède pas de point de retournement pour cette date. La moyenne est calculée à partir de la datation du cycle classique dans son ensemble.

Source : Auteurs, données Pôle Emploi/DARES.

Les points de retournement du cycle d'accélération de la région Pays de la Loire pour les périodes d'expansion (creux) apparaissent, en moyenne, 5 mois avant les points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi.

Tableau 3 : Anticipation des points de retournement (pics) du cycle d'accélération par rapport au cycle classique des demandeurs d'emploi

	Pays de la Loire	Loire-Atlantique	Maine-et-Loire	Mayenne	Sarthe	Vendée
2003-2004	25 mois*	4 mois	11 mois	10 mois	Np	Np
2010	14 mois	18 mois	Np	14 mois	18 mois	14 mois
2015-2016	14 mois	17 mois	19 mois	13 mois	14 mois	2 mois
Moyenne	15	13	15	9,8	12	8,3

Note : la mention « np », pour non présente, signifie que le cycle classique ne possède pas de point de retournement pour cette date. La moyenne est calculée à partir de la datation du cycle classique dans son ensemble. « * » Le cycle d'accélération des Pays de la Loire détecterait le point de retournement (pic) de la période 2003-2004 de manière très précoce, car la durée de l'expansion du cycle classique « efface » le point de retournement qui devait correspondre.

Source : Auteurs, données Pôle Emploi/DARES.

Nous remarquons que les points de retournement (pics) du cycle d'accélération (Tableau 13) se produisent, aussi, plus tôt que ceux du cycle classique. Néanmoins, les anticipations moyennes des pics sont plus élevées que celles des creux. De ce fait, l'interprétation est plus difficile, notamment, en raison des longues périodes d'expansion du cycle classique qui effacent certains points de retournement (pics).

2.2. Caractéristiques du cycle d'accélération

Nous utilisons les mêmes mesures que précédemment pour évaluer les caractéristiques du cycle d'accélération. Ainsi, la durée, l'amplitude et l'indice d'*Excess* sont calculés ici (Tableau 14).

Tableau 4 : Caractéristiques du cycle d'accélération des demandeurs d'emploi 1996-2018

	Pays de la Loire	Loire-Atlantique	Maine-et-Loire	Mayenne	Sarthe	Vendée
Expansions						
Durée	14,57	13,57	17,14	14,25	15,28	17,17
Amplitude	0,046	0,048	0,049	0,063	0,053	0,051
Excess	0,000	0,000	-0,001	-0,005	0,003	-0,004
Contractions						
Durée	20,63	20	18,5	16,11	20	23,28
Amplitude	0,042	0,047	0,046	0,063	0,051	0,049
Excess	0,003	-0,002	-0,001	0,003	-0,004	-0,0002

Lecture : La durée moyenne est en mois, l'amplitude moyenne est en millier de demandeurs d'emploi, l'Excess n'a pas d'unité, seul le signe est commenté ici.

Source : Auteur, données Pôle Emploi

Tableau 5 : Ratios moyens des durées et des amplitudes entre les phases cycliques du cycle d'accélération 1996-2018

	Pays de la Loire	Loire-Atlantique	Maine-et-Loire	Mayenne	Sarthe	Vendée
Ratio durée	0,71	0,68	0,93	0,88	0,76	0,74
Ratio amplitude	1,1	1,02	1,07	1	1,04	1,04

Note : Les deux ratios sont calculés avec la mesure de l'expansion au numérateur et la mesure de la contraction au dénominateur.

Source : Auteur, données Pôle Emploi

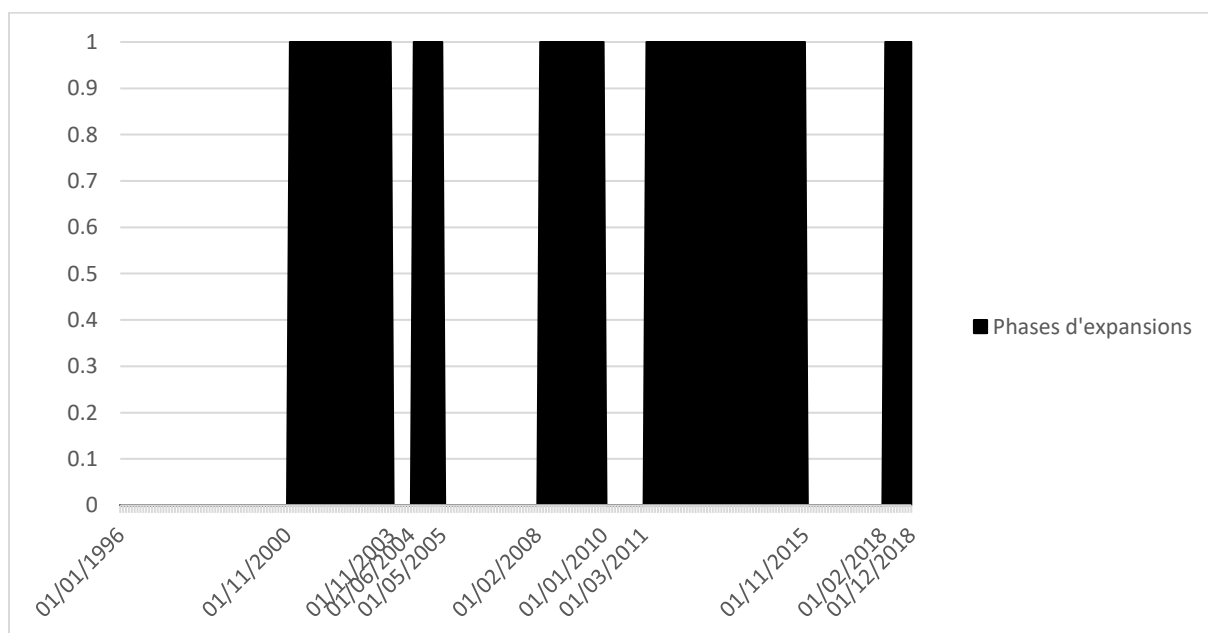
On remarque que le cycle d'accélération est plus symétrique et linéaire que le cycle classique, notamment en matière d'amplitude. Les ratios moyens d'amplitude sont tous de l'ordre de l'unité (Tableau 16). Cependant, les phases de décélération sont en moyenne plus longues que celles d'accélération. Ainsi, le taux de croissance du nombre de demandeurs d'emploi connaît davantage de baisses consécutives que de hausses.

Par ailleurs, l'indice de l'*Excess* indique que les phases d'accélération et de décélération sont de forme concave. En d'autres termes, les phases d'accélération sont très prononcées en début de période alors que les phases de décélération connaissent tout d'abord une décroissance modérée avant une intensification à l'approche du point de retournement. Par conséquent, les pics du cycle d'accélération seraient "arrondis" contre une forme "pointue" pour les creux. La littérature fait état de résultats similaires pour le cycle d'accélération de l'activité, (Sichel, 1993 ; Darné et Ferrara, 2011).

-3-

Tableaux et graphiques

Figure 2 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Pays de la Loire



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 6 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Pays de la Loire

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	2000M11	NA	NA	NA
Expansion	2000M11	2003M11	37	17 030	36,49
Contraction	2003M11	2004M6	7	1 720	20
Expansion	2004M6	2005M5	12	2 450	255,42
Contraction	2005M5	2008M2	34	36 100	-1 187,94
Expansion	2008M2	2010M1	24	42 580	34,58
Contraction	2010M1	2011M3	15	5 150	-884,67
Expansion	2011M3	2015M11	57	50 220	2 747,54
Contraction	2015M11	2018M2	28	15 160	-87,14
Expansion	2018M2	NA	NA	NA	NA

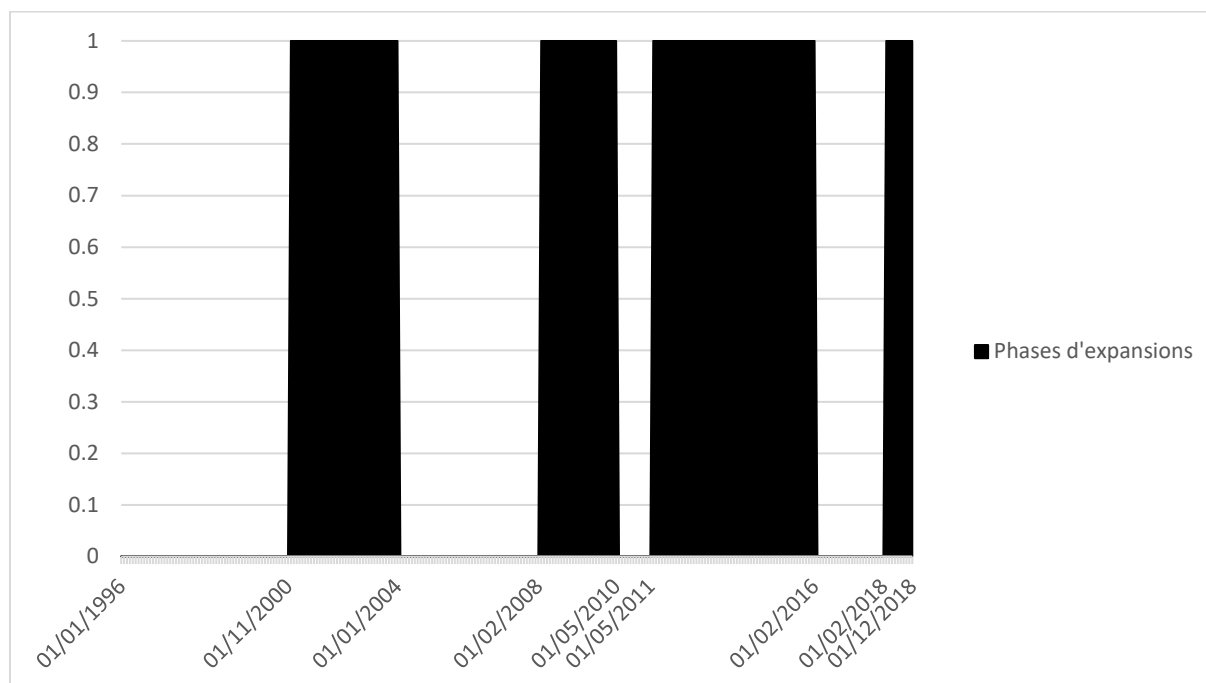
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 7 : Caractéristique du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Pays de la Loire

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
Expansion	32,50	28 070	768,51
Contraction	21	14 532	-534,94

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 3 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Loire-Atlantique 44



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 8 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Loire-Atlantique 44

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	2000M11	NA	NA	NA
Expansion	2000M11	2004M1	39	6 120	-531,54
Contraction	2004M1	2008M2	50	16 010	-1955,70
Expansion	2008M2	2010M5	28	15 810	364,46
Contraction	2010M5	2011M5	13	2 440	-123,08
Expansion	2011M5	2016M2	58	18 120	1 263,62
Contraction	2016M2	2018M2	25	3 400	1 373,60
Expansion	2018M2	NA	NA	NA	NA

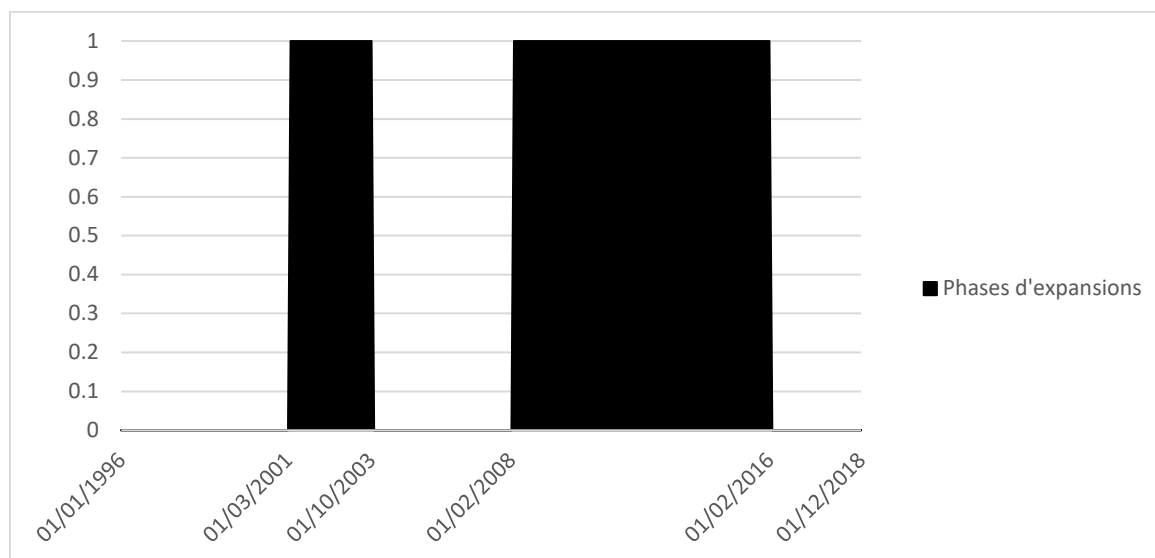
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 9 : Caractéristiques du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Loire-Atlantique 44

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
Expansion	41,67	13 350	365,52
Contraction	29,33	7 283,33	-235,06

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 4 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Maine-et-Loire 49



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 10 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi - série Maine-et-Loire

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	2001M3	NA	NA	NA
Expansion	2001M3	2003M10	32	4 180	-171,88
Contraction	2003M10	2008M2	53	9 230	-1 253,58
Expansion	2008M2	2016M2	97	20 930	1 530,21
Contraction	2016M2	NA	NA	NA	NA

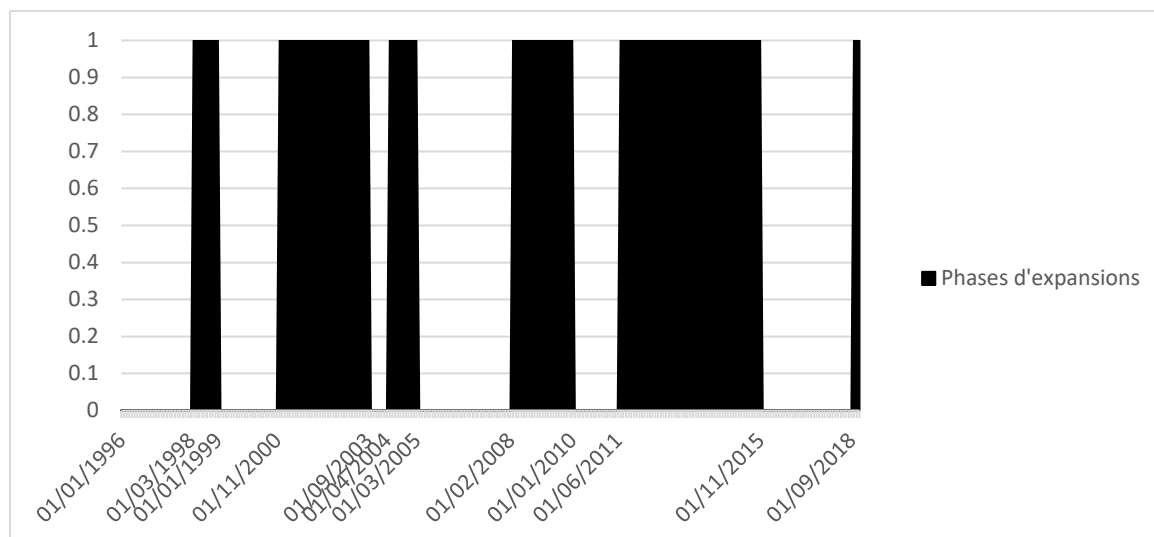
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 11 : Caractéristiques du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Maine-et-Loire

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
Expansion	64,5	12 555	679,17
Contraction	53	9 230	-1 253,58

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 5 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Mayenne 53



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 12 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Mayenne 53

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	1998M3	NA	NA	NA
Expansion	1998M3	1999M01	11	640	-104,55
Contraction	1999M01	2000M11	23	3 460	-221,74
Expansion	2001M11	2003M9	35	2 720	177,71
Contraction	2003M9	2004M4	8	370	-5,63
Expansion	2004M4	2005M3	12	410	-15,42
Contraction	2005M3	2008M2	36	2 440	-31,67
Expansion	2008M2	2010M1	24	2 970	117,71
Contraction	2010M1	2011M6	18	780	33,33
Expansion	2011M6	2015M11	54	3 300	342,41
Contraction	2015M11	2018M9	35	1 200	100
Expansion	2018M9	NA	NA	NA	NA

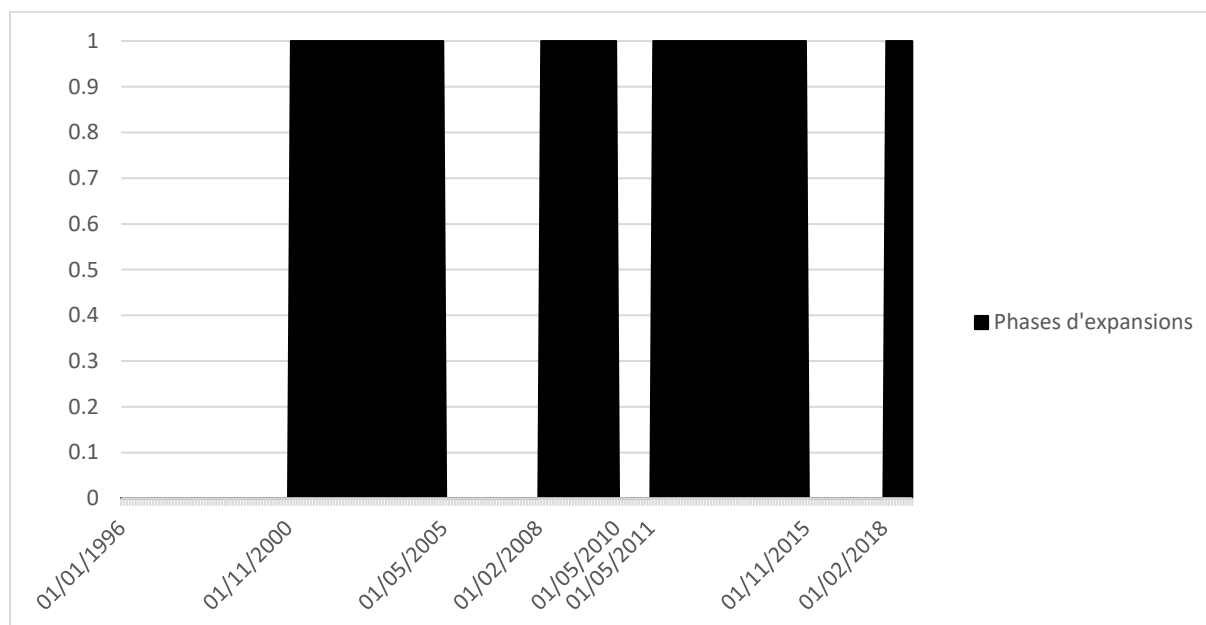
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 13 : Caractéristiques du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Mayenne 53

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
Expansion	24,20	2 008	103,57
Contraction	24	1 638	-25,14

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 6 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Sarthes 72



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 14 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Sarthe 72

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	2000M11	NA	NA	NA
Expansion	2000M11	2005M5	55	3 680	344,73
Contraction	2005M5	2008M2	34	5 030	-460,15
Expansion	2008M2	2010M5	28	7 210	679,46
Contraction	2010M5	2011M5	13	690	23,08
Expansion	2011M5	2015M11	55	7 970	674,55
Contraction	2015M11	2018M2	28	2 520	-151,07
Expansion	2018M2	NA	NA	NA	NA

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

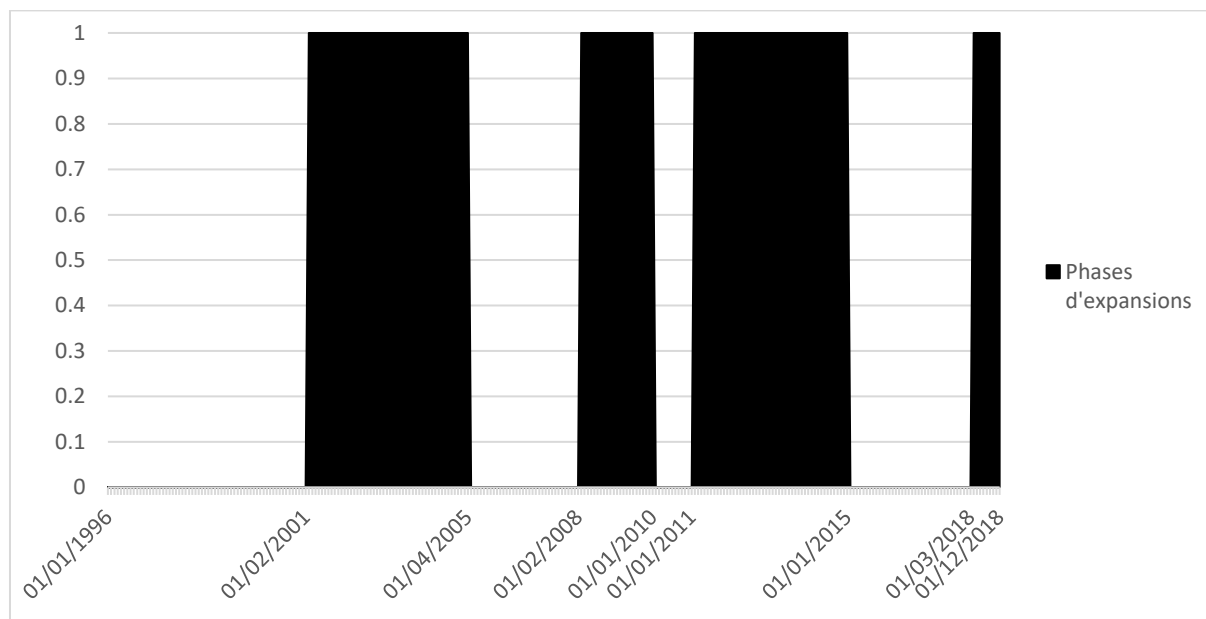
Tableau 15 : Caractéristiques du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Sarthe 72

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
---------	-------	-----------	--------

Expansion	46	6 286,67	566,25
Contraction	25	2 746,67	-196,05

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 7 : Datation des cycles classiques des demandeurs d'emploi – série Vendée 85



Lecture : Les bandes noires correspondent aux phases d'expansion du cycle des demandeurs d'emploi. En d'autres termes, cela correspond à une augmentation du nombre de demandeurs d'emploi.

Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 16 : Datation des points de retournement du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Vendée 85

Phase cycle	Début	Fin	Durée	Amplitude	Excess
Contraction	NA	2001M2	NA	NA	NA
Expansion	2001M2	2005M4	51	3 010	36,47
Contraction	2005M4	2008M2	35	5 110	-55,4
Expansion	2008M2	2010M1	24	7 700	295,83
Contraction	2010M1	2011M1	13	1 160	-243,08
Expansion	2011M1	2015M1	49	8 710	115,92
Contraction	2015M1	2018M3	39	3 070	-322,05
Expansion	2018M2	NA	NA	NA	NA

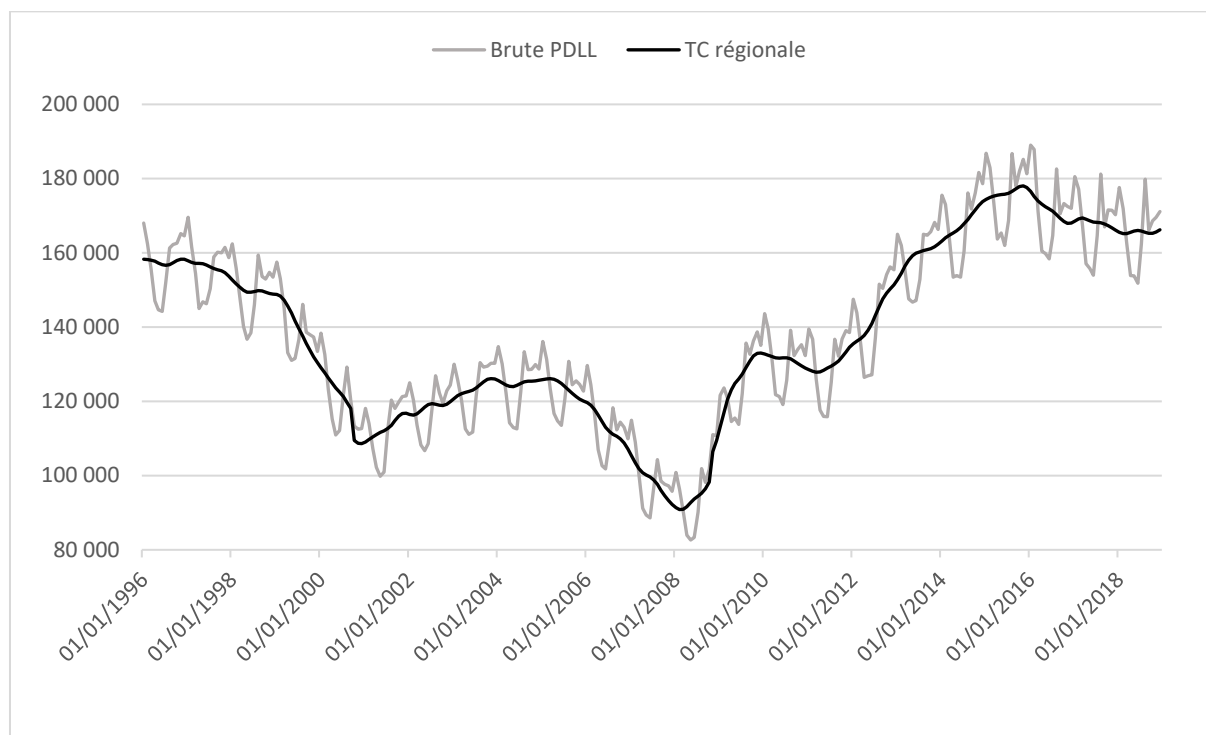
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Tableau 17 : Caractéristiques du cycle classique des demandeurs d'emploi – série Vendée 85

Moyenne	Durée	Amplitude	Excess
Expansion	41,33	6 473,33	149,41
Contraction	29	3 113,33	-206,76

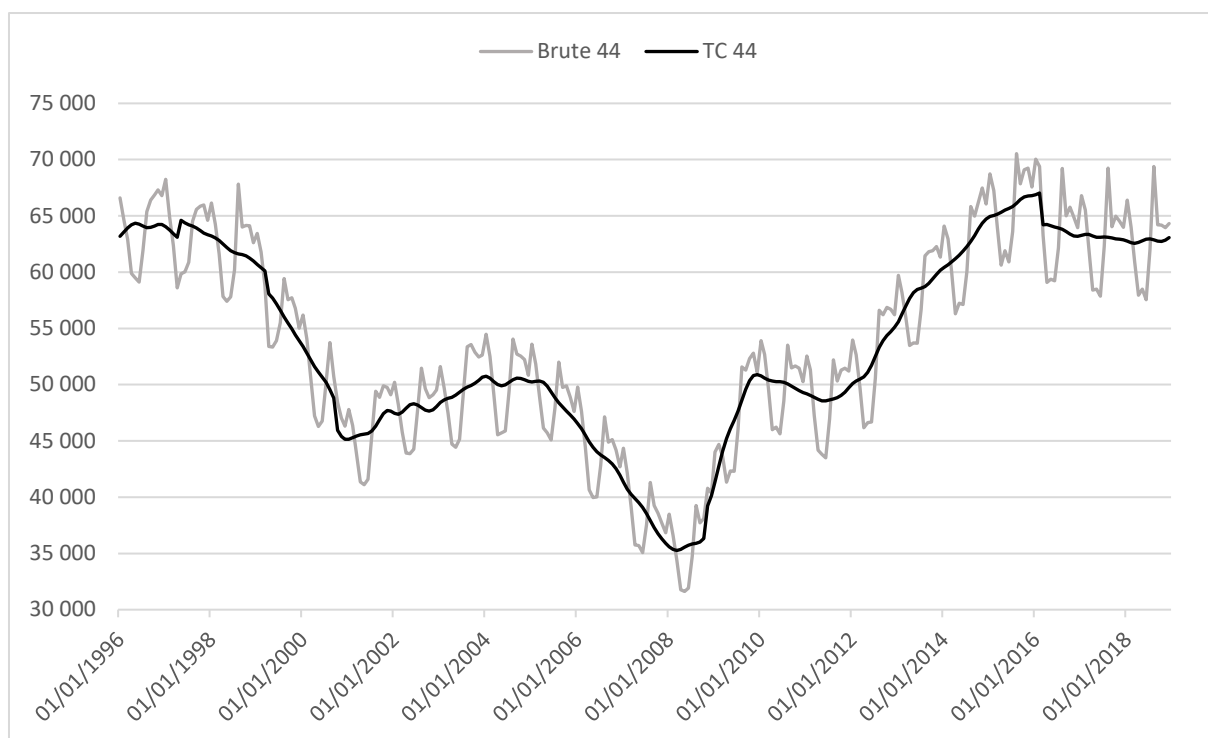
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 8 : Série régionale (Pays de la Loire) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



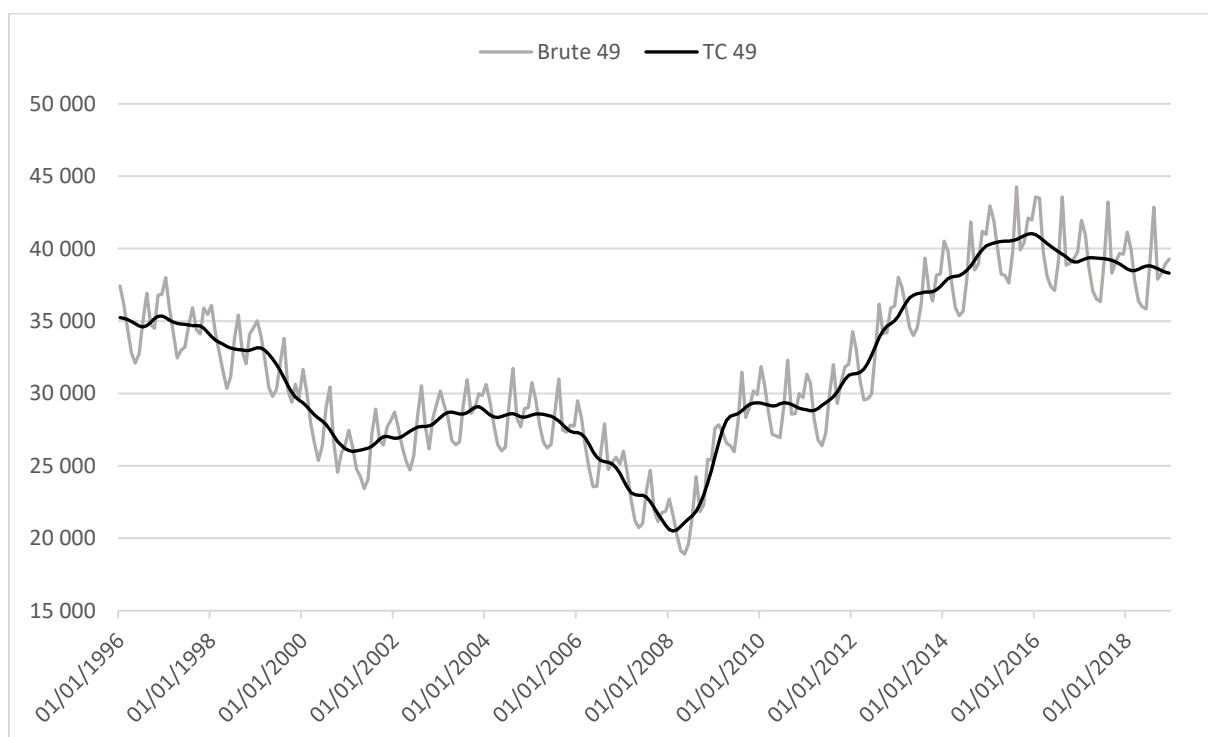
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 9 : Série départementale (Loire-Atlantique) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



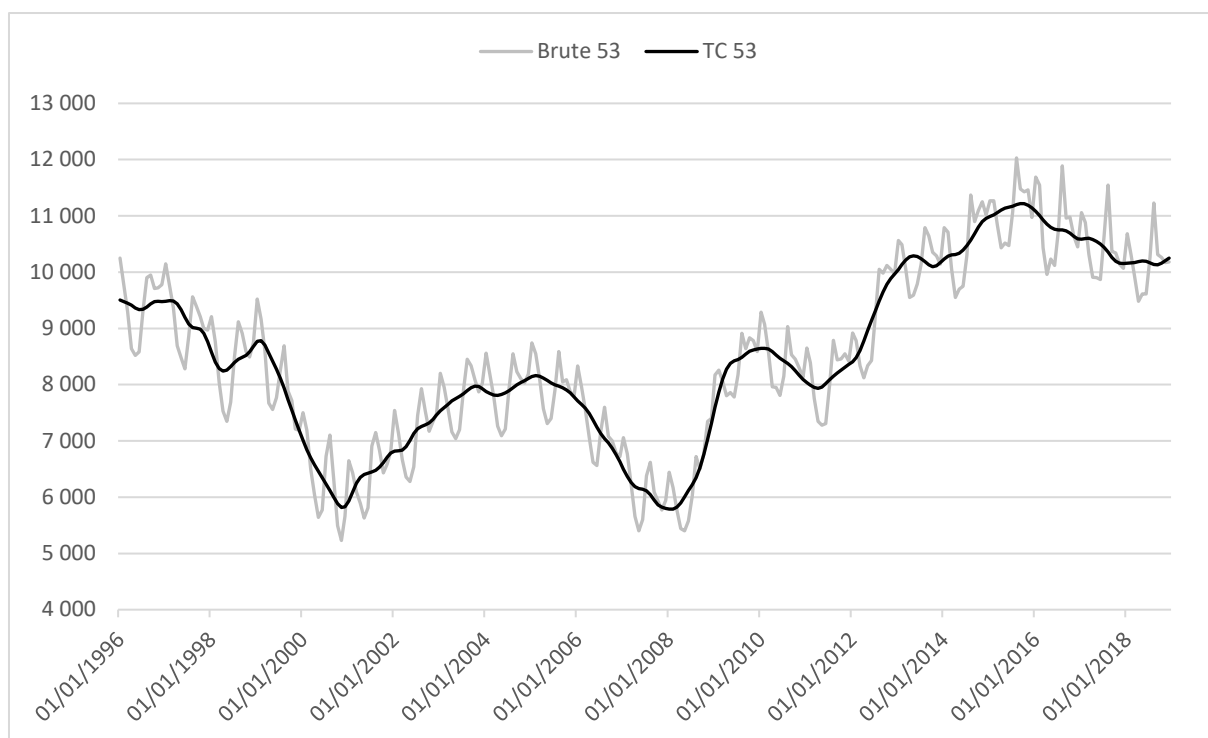
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 10 : Série départementale (Maine-et-Loire) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



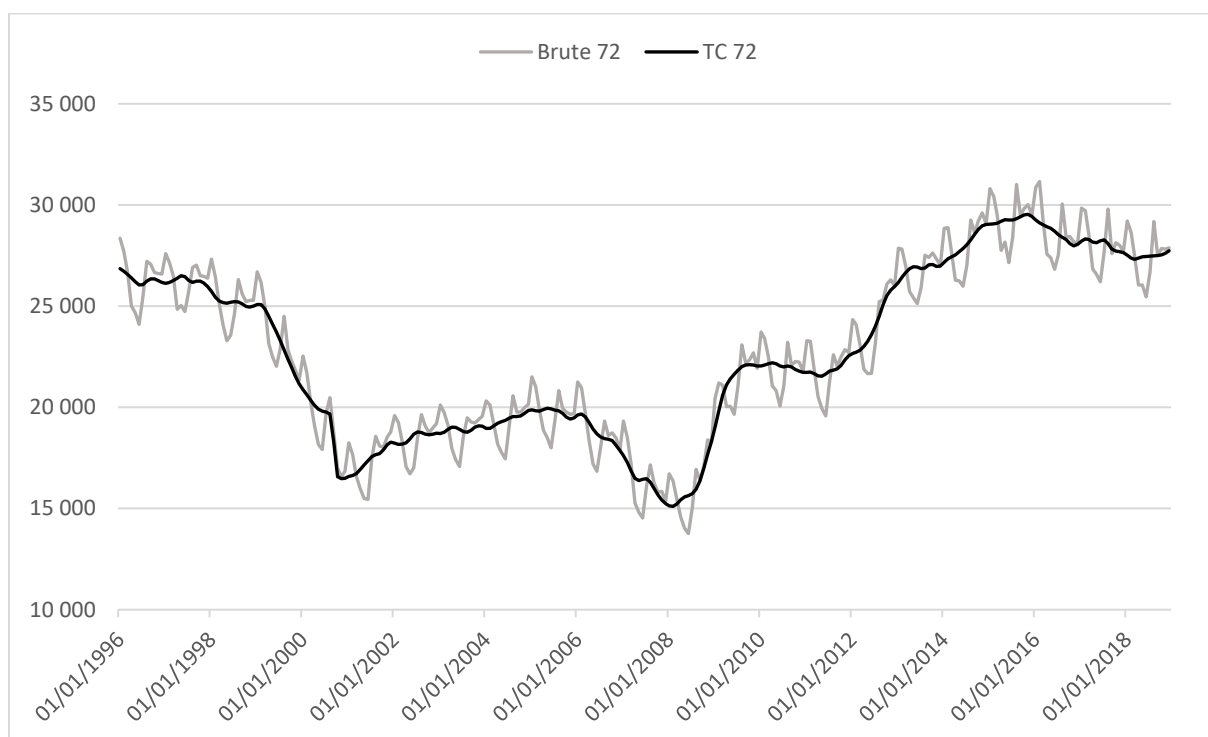
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 11 : Série départementale (Mayenne) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



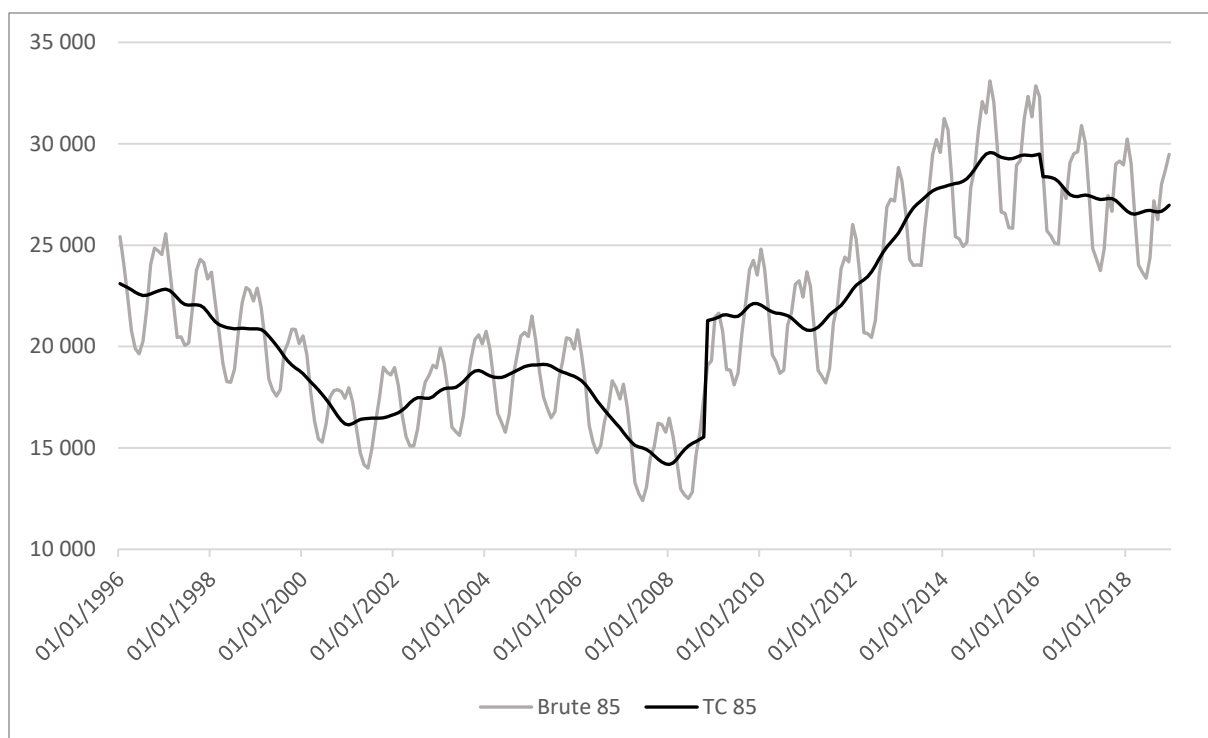
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 12 : Série départementale (Sarthe) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



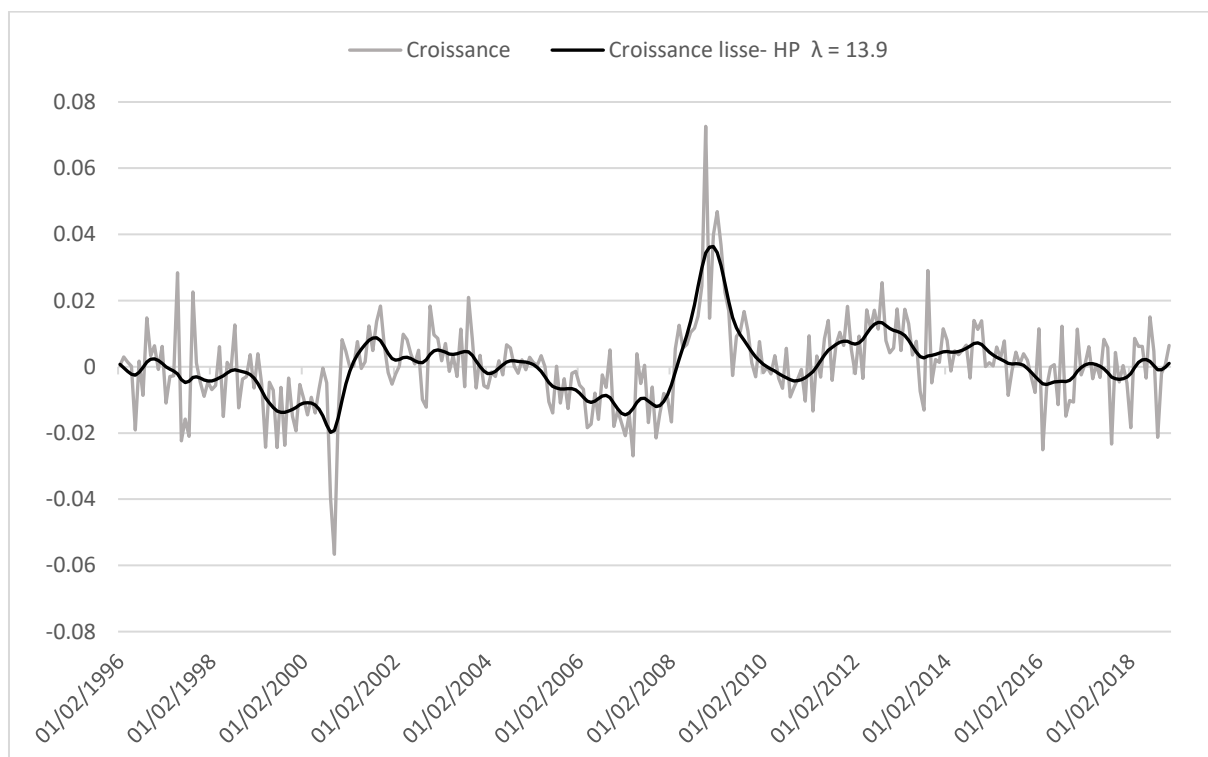
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 13 : Série départementale (Vendée) des demandeurs d'emploi brute catégorie A et Tendence-Cycle, 1996-2018



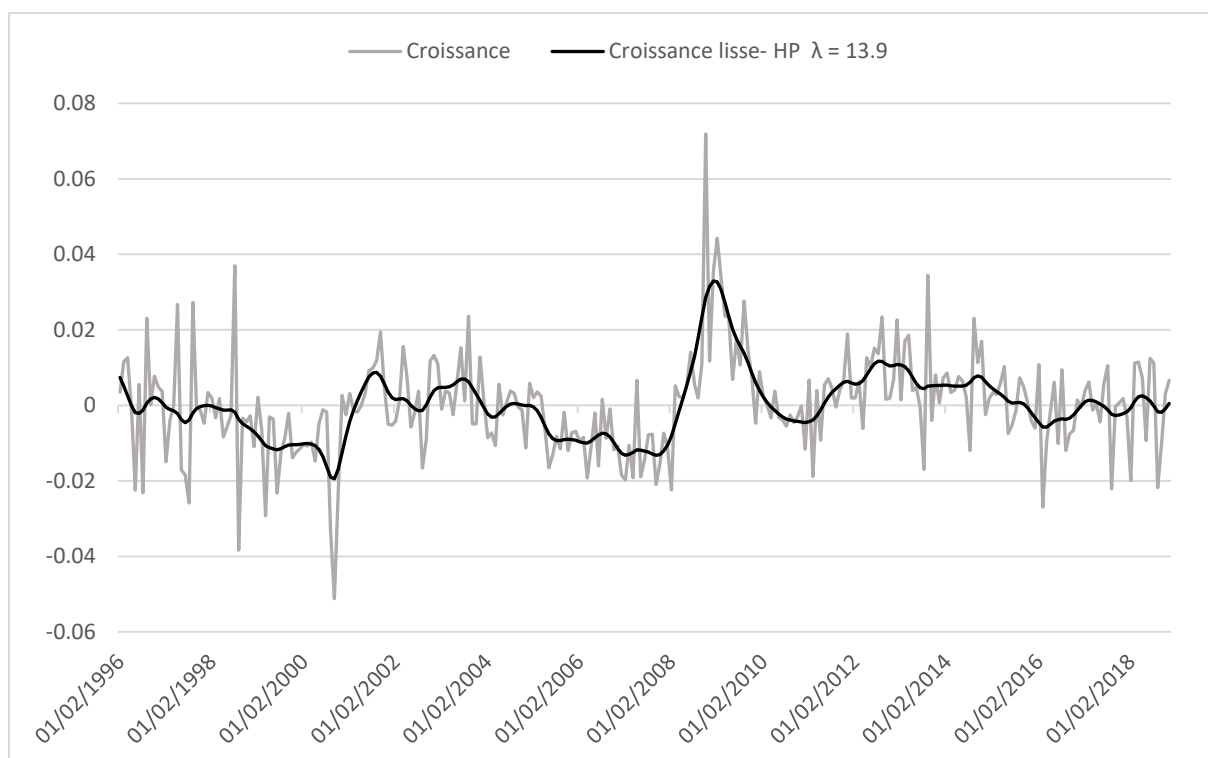
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 14 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi des Pays de la Loire et taux de croissance lissé, 1996-2018



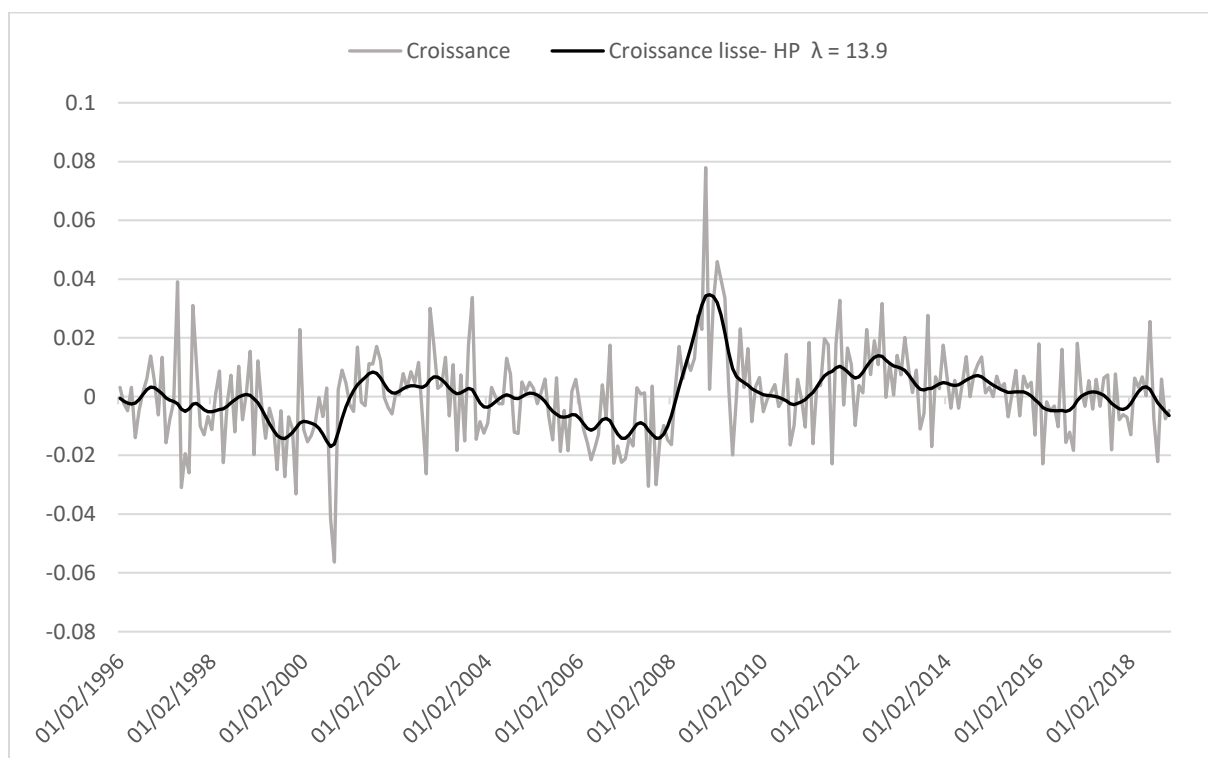
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 15 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi de la Loire-Atlantique et taux de croissance lissé, 1996-2018



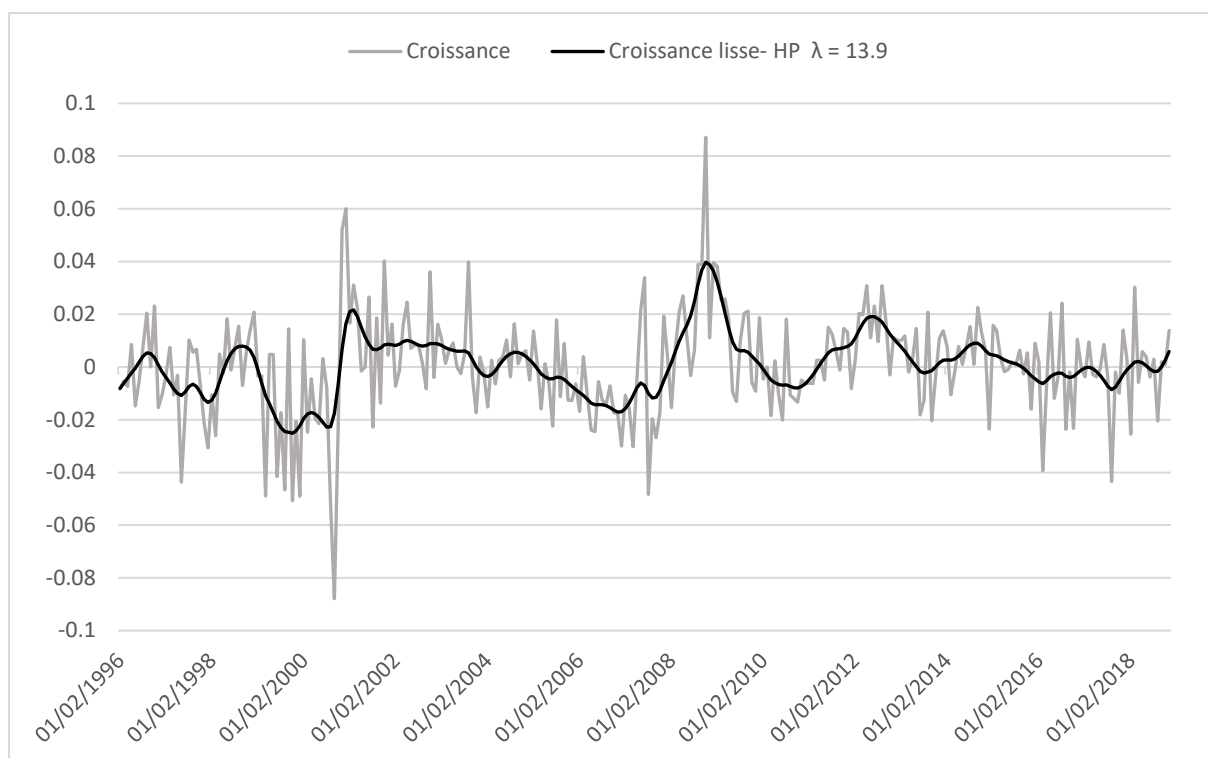
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 16 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi du Maine-et-Loire et taux de croissance lissé, 1996-2018



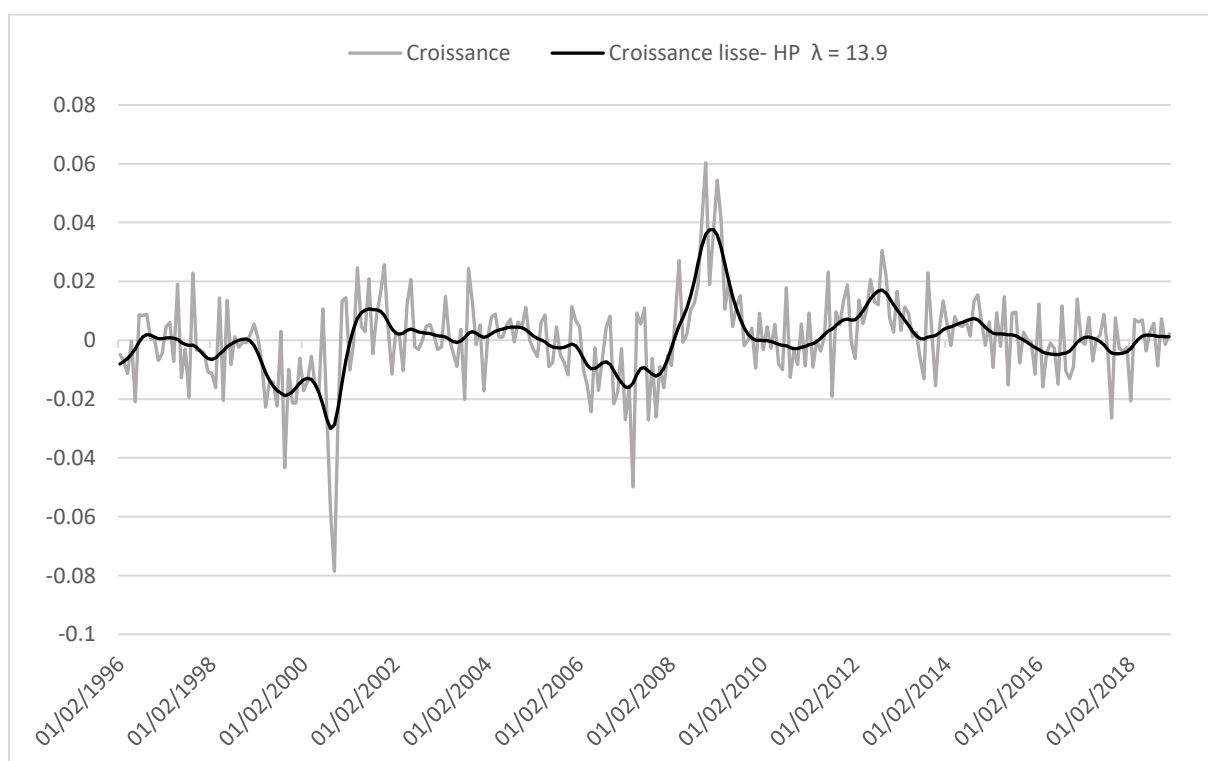
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 17 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi de la Mayenne et taux de croissance lissé, 1996-2018



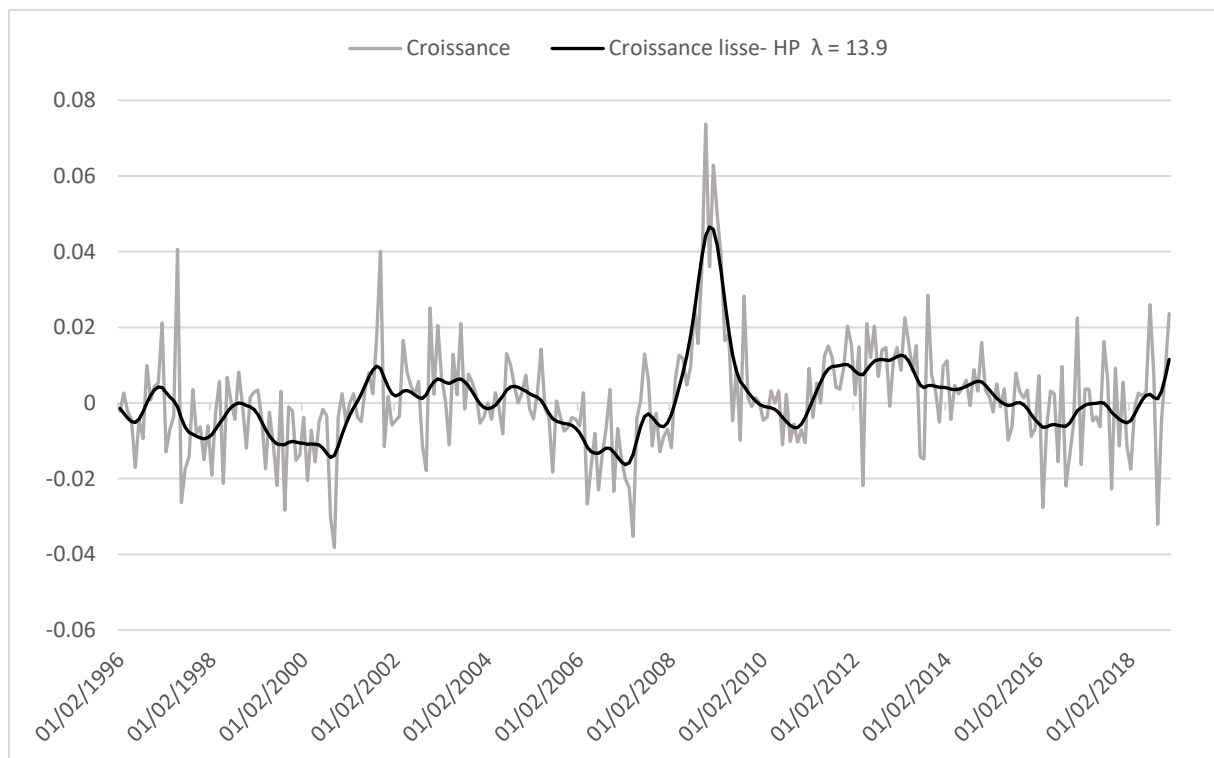
Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 18 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi de la Sarthe et taux de croissance lissé, 1996-2018



Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Figure 19 : Taux de croissance mensuel de la série des demandeurs d'emploi de la Vendée et taux de croissance lissé, 1996-2018



Source : Auteur, données Pôle Emploi/DARES

Références bibliographiques

Box G-E, Jenkins G-M, Reinsel G (1970) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden Day San Francisco.

Box G-E, Tiao G-C (1975) Intervention analysis with applications to economic and environmental problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70 (349), 70–79.

Burman, J-P, Otto M-C (1988) *Outliers in Time Series*. US Bureau of the Census.

Buys-Ballot C H D (1847) Les Changements Périodiques de Temperature. *Utrecht: Kemink et Fils*.

Chang I, Tiao G-C (1983) Effect of exogenous interventions on the estimation of time series parameters. In *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economics Statistics Section* (pp. 532–537).

Chang I, Tiao G-C, Chen C (1988) Estimation of time series parameters in the presence of outliers. *Technometrics*, 30 (2), 193–204.

Chen X, Mills T-C (2012) Measuring the Euro area output gap using a multivariate unobserved components model containing phase shifts. *Empirical Economics*, 43 (2), 671–692.

Findley D-F (2005) Some recent developments and directions in seasonal adjustment. *Journal of Official Statistics*, 21 (2), 343.

Fox A-J (1972) Outliers in time series. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 34 (3), 350–363.

Gómez V (2001) The use of butterworth filters for trend and cycle estimation in economic time series. *Journal of Business & Economic Statistics*, 19 (3), 365–373.

Gómez V, Maravall A (1996) *Programs SEATS and TRAMO: Instructions for the user*.

Gómez V, Maravall A (2001) *Automatic Modeling Methods for Univariate Series*. Wiley Online Library.

Hannan E-J, Rissanen J (1982) Recursive estimation of mixed autoregressive-moving average order. *Biometrika*, 69 (1), 81–94.

Hillmer S-C, Bell W-R, Tiao G-C (1983) Modeling considerations in the seasonal adjustment of economic time series. *Applied Time Series Analysis of Economic Data*, 74–100.

Hillmer T, Steven Craig C-G (1982) An ARIMA-model-based approach to seasonal adjustment. *Journal of the American Statistical Association*, 77 (377), 63–70.

Kaiser R, Maravall A (1999, 02) Seasonal Outliers in Time Series. *Estadística*, 53.

Liu C-C, Chen F-C (1993) Adaptive control of non-linear continuous-time systems using neural networks—general relative degree and mimo cases. *International Journal of Control*, 58 (2), 317–335.

Maravall A, Gómez V, Caporello G (2015) Statistical and econometrics software: TRAMO and SEATS. *Statistical and Econometrics Software*.

Mehrhoff J (2018) Outlier detection and correction. In G. L. Mazzi D. Ladiray (Eds.), *Handbook on Seasonal Adjustment* (p. 139-167). Eurostat.

Otto M-C, Bell W-R (1990) Two issues in time series outlier detection using indicator variables. In *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section* (pp. 182–187).

Shiskin J, Young A, Musgrave J (1967) *The X-11 variant of the Census method II seasonal adjustment program* (Rapport technique No 15). Bureau of the Census, US Department of Commerce Washington, DC.

Tiao G-C, Hillmer S-C (1978) Some consideration of decomposition of a time series. *Biometrika*, 65 (3), 497–502.

Tsay R-S (1986) Time series model specification in the presence of outliers. *Journal of the American Statistical Association*, 81 (393), 132–141.