

Analyse du Taux de Chômage de Cinq Communes Espagnoles en Utilisant le Modèle

Autorégressif à Transition Lisse (STAR Model)

Par

Ousmane Amadou Alkaly

(3124880)

Mémoire présenté au Département des Sciences Économiques

de l'Université d'Ottawa

pour l'Obtention du diplôme de Master ès-Arts (M.A)

Directrice de Mémoire

Kathleen Day

ECO 7997

Ottawa, Canada

Décembre 2005.

Remerciements

Je désire remercier le superviseur de ce mémoire, Madame Kathleen Day, professeur au département d'Économie de l'Université d'Ottawa. Ce travail a été possible grâce à son aide et à son soutien. Madame Day a eu l'amabilité d'accepter de travailler avec moi sur un sujet qui ne lui était pas familier et m'a tout de même emmené à bon port. Je lui témoigne ma reconnaissance. Je remercie également le Professeur Gilles Grenier du département d'Économie de l'Université d'Ottawa qui a accepté, malgré ses nombreuses occupations, d'être évaluateur du mémoire.

1. Introduction

La prévision du taux de chômage à partir des observations passées est une possibilité intéressante aussi bien d'un point de vue théorique que pratique. Généralement la modélisation des séries temporelles est dominée par des méthodes qui se basent sur une hypothèse de linéarité des systèmes économiques : c'est le paradigme de Frisch-Slutsky (Pesaran et Potter, S1, 1992). Or la théorie économique soutient que plusieurs séries chronologiques présenteraient des caractéristiques nonlinéaires (Enders, 1995, 387). Cela constitue une limite majeure pour les modèles linéaires qui ne peuvent pas expliquer les phénomènes d'asymétries observés à travers les comportements des variables. Pour corriger cette insuffisance liée à l'hypothèse de linéarité, plusieurs modèles nonlinéaires ont été proposés comme une solution alternative. Les modèles nonlinéaires sont de puissants outils qui permettent de faire la description et la prévision d'une variété de séries temporelles. Dès lors, la recherche dans le domaine des modèles nonlinéaires a connu un regain d'intérêt sans précédent. Cependant, avec l'arrivée de ces nouveaux modèles, un autre type de problème se pose aux économistes. Cette fois-ci il s'agit de sélectionner le modèle nonlinéaire approprié qui correspondrait le mieux aux données parmi les trois classes de modèles nonlinéaires suivantes: le modèle autorégressif exponentiel, le modèle autorégressif à seuil et le modèle autorégressif à transition lisse (modèle STAR). Bien que cette étape ne soit pas toujours respectée par les économètres, elle est tout de même importante. Van Dijk et Franses (2003, 727) ont constaté que les travaux empiriques qui n'ont pas pris le soin de choisir le modèle nonlinéaire approprié ne parviennent pas toujours à des résultats de prévision satisfaisants.

Pourtant van Dijk, Teräsvirta et Franses (2002, p.41) sont parvenus, sans passer par un processus de sélection de modèles, à la conclusion que la prévision du taux de chômage américain à partir du modèle STAR est meilleure que celle obtenue avec un modèle AR. De même Peel et Speight (2000, 713) ont, dans un article intitulé « Threshold nonlinearities in unemployment rates : further evidence for the UK and G3 economies », trouvé que la performance du modèle Self-Exciting Threshold Autoregressive (SETAR) comme outil de prévision est meilleure que celle du modèle AR. À partir de ce constat, il n'est pas surprenant que certains travaux choisissent arbitrairement un modèle nonlinéaire qui pourraient donner de bonnes prévisions.

C'est dans cette optique que nous avons, à l'instar de van Dijk, Teräsvirta et Franses (2002), supposé que si une série chronologique n'est pas linéaire alors elle suit un processus nonlinéaire de type STAR. Le modèle STAR permet d'étudier les deux caractéristiques les plus connues du taux de chômage à savoir: les phénomènes d'hystérésis¹ qui correspondent aux modèles dans lesquels le chômage actuel est une fonction de la demande de travail passée et les comportements d'asymétries qui correspondent au fait que le taux de chômage augmente plus vite en période de récession qu'il ne diminue en période d'expansion (Neftci, 1984).

À la lumière de ce qui précède, il paraît intéressant d'analyser le taux de chômage à travers un outil de prévision nonlinéaire. Notre choix s'est porté sur le taux de chômage espagnol à cause de sa spécificité parmi les taux des pays membres de l'Union Européenne. Le taux de chômage espagnol a retenu l'attention de nombreux économistes et plusieurs travaux ont tenté de l'analyser et d'expliquer ses véritables causes sans utiliser nécessairement un modèle nonlinéaire.

¹ Forte persistance des chocs.

On pourrait citer par exemple la contribution de Dolado et Jemino (1997) qui ont utilisé une approche VAR pour analyser les causes du chômage espagnol tout comme le travail de Eguia et Echevarria (2004) intitulé : « Unemployment rates and population changes in Spain » qui a utilisé la théorie de cointégration pour établir un lien entre les facteurs démographiques et le taux de chômage.

Pour notre part, nous nous proposons de faire une prévision du taux de chômage espagnol en utilisant le modèle STAR. Nous pensons qu'un tel travail contribuerait à enrichir la littérature sur les travaux relatifs au taux de chômage espagnol. Pour cela, nous avons suivi l'approche économétrique suggérée d'une part par van Dijk, Terasvirtä et Franses (2002) et d'autre part par Enders (2003). Bien que les deux approches traitent du même sujet à savoir l'analyse du taux de chômage à travers les modèles STAR, elles diffèrent quelque peu, notamment dans le choix des tests et des méthodes d'estimations.

Le présent mémoire est élaboré en deux principales sections. Dans la deuxième section, nous faisons une revue de la littérature dans laquelle nous présentons les différents modèles économétriques qui ont été utilisés pour étudier et analyser le taux de chômage. Puisque ce travail concerne le taux de chômage espagnol, nous allons consacrer une bonne partie de notre discussion sur l'évolution du chômage en Espagne du milieu des années 70 jusqu'à 2000. Notre revue de littérature concerne également des travaux économétriques qui font l'analyse de la situation en Espagne avec des argumentations variées. La troisième section présente la procédure économétrique que nous avons suivi ainsi que les résultats empiriques. Nous terminons par une conclusion dans laquelle nous présentons les analyses de nos prévisions et faisons le point des particularités de ce travail.

2. Revue de Littérature

Depuis les deux dernières décennies, le problème du chômage est devenu le talon d'Achille des pays de l'Union Européenne (UE). L'augmentation progressive du taux de chômage à partir du milieu des années 70 a attiré l'attention de nombreux économistes et plusieurs études ont été menées dans le but d'expliquer cette situation alarmante. Cependant, aucun pays de l'UE n'éprouve un problème de chômage aussi important que celui de l'Espagne qui a le taux le plus élevé et le plus persistant des pays de l'union européenne: de la 2^{nde} moitié des années 70 à la 1^{ère} moitié des années 80 ce taux est passé de 4.41% à 21.53%. À partir de la 2^{nde} partie des années 80, le taux de chômage espagnol a continué à baisser pour passer de 21.53% à 16.56% en 1989:3. Malheureusement, durant presque toute la décennie des années 90, le taux est resté au-dessus de 20% pour finalement connaître un repli (13.44% en 2000:4).²

Pour expliquer les causes du taux de chômage, plusieurs travaux ont tenté d'établir des liens entre ce taux et d'autres variables macroéconomiques tel que le taux d'inflation ou bien celui de l'emploi. C'est dans cette optique que Dolado et Jimeno établissent un lien entre le taux de chômage et celui de l'emploi en affirmant « qu'en 1973, le taux d'emploi espagnol se situait à 5 points au-dessous des moyennes des É-U et des pays membres de l'OCDE. Dès lors, le taux d'emploi espagnol a continué de chuter et se situe à 20 points au-dessous de la moyenne américaine » (Dolado et Jimeno, 1997, p. 1282). Les mêmes auteurs soutiennent que l'augmentation du chômage en Espagne est en phase avec un lent processus de désinflation. Sur la période 1976-2000, le taux d'inflation a adopté un comportement opposé à celui du taux de chômage c'est-à-dire que le taux d'inflation espagnol diminue lorsque celui du chômage augmente et vice-versa.

² Ces chiffres proviennent de l'Institut national des statistiques de l'Espagne.

Dolado et Jimeno (1997, p. 1284) constatent que la plupart des études, portant sur le taux de chômage espagnol, sont fondées sur deux hypothèses principales: la première hypothèse est relative aux chocs (les chocs dus aux conséquences économiques du régime autarcique sous Franco et les chocs d'offres défavorables issus principalement du premier choc pétrolier des années 1974-1976) et la deuxième hypothèse est relative à la forte persistance du taux de chômage.

Dans cette section nous allons analyser quelques travaux empiriques qui ont permis d'expliquer et parfois de prédire le taux de chômage aussi bien en Espagne que dans certains pays de l'OCDE. Nous avons constaté que ces études empiriques suivent deux types de méthodologies bien distinctes: la première méthodologie utilise des modèles linéaires tandis que la deuxième utilise des modèles nonlinéaires. Quelle que soit l'approche choisie, l'analyse économétrique suit le même principe à savoir: les auteurs décident des variables macroéconomiques qui sont importantes pour expliquer ou pour déterminer le taux de chômage, ensuite ils présentent le modèle économétrique selon l'objet de l'étude. Pour notre part, nous allons présenter les avantages et inconvénients de l'utilisation de ces modèles dans l'analyse du taux de chômage.

Comme nous l'avons déjà mentionné, la plupart de ces travaux partent de l'hypothèse que les causes du chômage sont liées à des chocs de différentes natures qui ont des effets persistants à long terme dus aux phénomènes d'hystérésis. C'est dans ce cadre que Trabelsi (1997) a élaboré une nouvelle approche qui permet de détecter l'existence d'un phénomène de persistance, et qui tient compte des imperfections de l'information. L'objet de son travail consiste à étudier les propriétés statistiques des chocs aléatoires qui affectent la demande et à analyser l'impact de la volatilité de ces

chocs sur le taux de chômage à travers un modèle ARCH-M (autorégressif conditionnellement hétéroscédastique en moyenne) de cinq pays développés (États-Unis, Japon, Royaume-Uni, Allemagne et France). La particularité de son approche est basée sur le fait que la détection de phénomènes d'hystérésis est faite au moyen des tests de racine unitaire. Toutefois, établir un lien de cause à effet entre la détection des phénomènes d'hystérésis et les tests de racine unitaire de Dickey-Fuller revient à supposer que les chocs aléatoires sont des bruits blancs ce qui est en opposition avec les hypothèses d'information imparfaite et d'anticipation rationnelle.

Bien qu'il soit recommandé, d'une part pour des raisons pratiques d'autre part pour des raisons statistiques (afin d'éviter des problèmes de surparamétrisation causés par le nombre de retards), d'utiliser un modèle GARCH plutôt que modèle *ARCH* pour faire une étude empirique de séries temporelles, Trabelsi (1997) a fait une partie de son analyse empirique en utilisant un modèle ARCH-M. Il est, tout de même, parvenu à la conclusion que les séries comportent des racines unitaires lorsqu'il utilise les tests Dickey-Fuller et Phillips Perron, ce qui est moins évident avec le test Dickey-Fuller Augmenté. Ceci devrait être la preuve de l'existence de phénomènes d'hystérésis. Toutefois, en tenant compte des effets GARCH, il apparaît qu'aucune série n'est affectée par les effets d'hystérésis permettant d'expliquer la persistance du chômage dans les pays étudiés. Notons également que Trabelsi a trouvé que la persistance du chômage dans les pays européens (Royaume-Uni, France, Allemagne) peut être expliquée par des erreurs inflationnistes ou déflationnistes causées par la relance budgétaire, l'expansion de l'investissement ou autres facteurs réels.

Pour résumer, il est ressorti de cette analyse que les taux de chômage sont engendrés par un processus non stationnaire, donc présentent des effets d'hystérésis, mis en évidence par les tests de Dickey-Fuller et Phillips Perron. Ces résultats ne sont plus valables pour les estimations de Dickey-Fuller en présence d'effets ARCH. Toutefois, l'étude a révélé l'existence de phénomène de persistance dans les séries européennes. Pour expliquer cette situation, l'auteur a utilisé plutôt un modèle ARCH-M ce qui a permis de prouver l'existence de phénomènes d'hystérésis du taux de chômage des pays européens expliqué par les chocs de volatilité.

La détection des phénomènes d'hystérésis causant le chômage est un thème souvent rencontré dans la littérature. Bien entendu, il s'agit le plus souvent d'effectuer des tests de racine unitaire à travers des modèles quelquefois différents selon les objectifs de l'étude.

C'est ainsi que Dolado et Jimeno (1997) ont réalisé une étude qui porte sur les causes des chocs du marché du travail et leurs méthodes de transmission dans l'économie espagnole. Pour cela, ils ont utilisé l'approche du Vecteur Autoregressif Structural (SVAR) qui semble la meilleure pour une telle étude (analyse des chocs et transmissions) pour les raisons suivantes : « First, because earlier empirical evidence on the causes of Spanish unemployment mostly comes from small econometric labour market models (one or two equations), where many of the relevant variables (labour supply and productivity, in particular) are usually treated as exogenous. Since we are interested in identifying shocks, they should be taken as endogenous. Secondly, because it overcomes some of the difficulties traditionally faced when estimating small quasi-structural econometric models in line with the research summarized in Layard et al. (1991), where measurement problems in the construction of many variables and dubious identification restrictions

abound (Manning, 1993). And, finally, because it allows us to gauge how robust some of the results obtained with the previous approach are, under the comparing SVAR methodology » (Dolado et Jimeno, 1997, p. 1285).

Les auteurs parviennent à montrer qu'à court terme, le problème de chômage espagnol est « la conséquence d'une série de chocs défavorables difficiles à atténuer en contexte d'un système de marché de travail rigide et de politique de désinflation » (Dolado et Jimeno, 1997, p. 1285). Cette remarque est d'une importance capitale en raison de ces implications politiques pertinentes; en effet, Dolado et Jimeno (1997) concluent « qu'à moins de réformes du côté de l'offre, les politiques de désinflation continueront à coûter très cher en terme de chômage » (Dolado et Jimeno, 1997, p. 1285).

Pour réaliser leur étude et parvenir à de telles conclusions, Dolado et Jimeno (1997), qui disposent de données trimestrielles (1971:1 à 1994:1), ont supposé l'existence de phénomènes d'hystérésis vérifiés grâce aux tests de racine unitaire qui ont révélé que toutes les séries sont intégrées d'ordre 1. Dans certains cas, même le test de seconde racine unitaire, $I(2)$, peut être rejeté à un niveau de 5%. Ensuite les auteurs ont construit un modèle VAR dont les variables (production, niveau de prix, emploi, salaire nominal et réel, demande agrégée) constituent les facteurs potentiels qui peuvent expliquer l'impressionnante augmentation du chômage les deux dernières décennies. Cinq types de chocs structureaux identifiés ont été associés aux raisons évoquées pour justifier le chômage espagnol. Dolado et Jimeno (1997, p. 1304) sont arrivés à la conclusion suivante: «...Spanish unemployment results from a series of adverse shocks, compounded by disinflationary policies and a system of labour market institutions and product market rigidities which convert transitory shocks dominated into permanent ones.

In particular we find that price and wage shocks dominated the 2nd half of the 1970's and the 1st half of 1980's, period in which unemployment rose by 3 and 9 points, respectively. In turn, the recession of early 1990's is the outcome of negative demand shocks and, to a lesser extent, of wage and productivity shocks. On other hand, the boom in the 2nd half of 1980's is dominated by favourable demand and price shocks at a time where expansionary policy was accompanied by structural reforms. Nonetheless, the permanence of many hysteretic features prevented unemployment from falling below the 16% mark ».

Tout comme Dolado et Jimeno (1997) qui ont utilisé le modèle SVAR, L'Horty et Rault (2002) ont à leur tour utilisé un modèle Vectoriel à Correction d'Erreur (VAR-ECM) pour analyser des systèmes cointégrés par le maximum de vraisemblance. L'Horty et Rault (2002) ont retenu un modèle, à partir de données trimestrielles allant de 1970:1 à 1996:4, qui comporte 10 variables (taux de chômage, coût réel horaire du travail, productivité horaire du travail, taux de remplacement, mismatch, taux d'intérêt réel, taux de destruction de l'emploi, durée du travail, termes de l'échange, coin fiscal et social qui réuni 4 taux de prélèvements) dont il s'agit d'étudier les interdépendances entre ces variables. L'Horty et Rault (2002) sont arrivés à la conclusion que, contrairement aux idées reçues, certaines variables ont peu ou pas d'impact sur le taux de chômage sur la période 1970:1 à 1996:4 en France. Ainsi l'augmentation du temps de travail, l'augmentation du taux de remplacement ou celle des aides sociales ou du taux d'intérêt n'influence pas du tout le taux de chômage.

Ces trois premières études que nous avons présentées ont été faites à partir de modèles linéaires. Le deuxième thème de notre revue de littérature concerne les modèles

nonlinéaires qui ont permis d'étudier les asymétries et la nonlinéarité du taux de chômage. Évidemment on ne peut pas aborder ce domaine sans évoquer le travail primordial de van Dijk, Teräsvirta et Franses (2000) intitulé « Smooth Transition Autoregressive Models – A Survey of Recent Development ». Dans ce travail qui nous servira de référence tout au long de ce mémoire, les auteurs ont développés une procédure qui a permis de prédire et de faire une analyse de fonctions réponse impulsionnelle du taux de chômage américains avec des données trimestrielles qui vont de juin 1968 à décembre 1999 soit 376 observations.

Tout comme van Dijk et al. (2000), Peel et Speight (2000) ont utilisé un modèle nonlinéaire (SETAR) pour analyser et prédire le taux de chômage de quatre pays industrialisés (Allemagne, Japon, Royaume Uni et États-Unis).

Pour faire cette étude, Peel et Speight (2000) disposaient de données mensuelles ajustées allant de 1971:02 à 1995:02, soit 288 observations, qu'ils ont partagé en deux parties: une partie des observations (1971:02-1991:09) a été utilisée pour faire les analyses statistiques (tests diagnostiques) et économétriques, et l'autre partie (1991:10-1995:02) a servi aux calculs de prévision. Toutefois notons que les données du Japon commencent seulement à partir de 1972:02.

Comme pour toute analyse des séries temporelles, les auteurs ont, grâce aux tests de racine unitaires, décidé de travailler avec les premières différences. La première étape a été naturellement de choisir le nombre de retard optimal p pour les modèles AR (p) de chaque série à partir des critères AIC. Ensuite les auteurs ont procédé aux tests diagnostiques des résidus à savoir: les mesures de la variance, de l'obliquité (skewness) et de Kurtosis; le test de normalité de Jarque-Bera; les tests LM pour l'étude de

l'homoscédasticité des résidus ; la statistique Q de Ljung-Box qui est un test pour l'autocorrélation enfin le test de BDS (Brock, Dechert et Scheinkman) qui permet de détecter les structures nonlinéaires négligées à l'intérieur des systèmes résiduels linéaires et nonlinéaires. En se basant sur les statistiques de Ljung-Box, toutes les séries présentent des problèmes d'autocorrélation sauf le Japon. Les statistiques BDS montrent que la série Allemagne tout comme les séries Japon et É-U présentent une structure résiduelle restante. Seule la série RU satisfait tous les tests diagnostiques. En raison de la présence des structures résiduelles des AR des trois séries, on entreprend des tests de nonlinéarité. Bien entendu, si une série est nonlinéaire on suppose qu'elle suit un processus de type Threshold Autoregressive. On utilise la méthodologie du LM test développée par Saikkonen et Lukkonen (1988), Lukkonen et al (1988) et Teräsvirta (1994) pour tester la linéarité contre la nonlinéarité. Bien que ces tests ont été développés pour les modèles STAR, ils conservent toutes leurs propriétés importantes aux SETAR.

Peel et Speight (2000, 714) sont arrivés à la conclusion suivante : « Il en ressort de cette étude que le taux de chômage du RU, des ÉU et de l'Allemagne suivent un processus de Threshold nonlinéaire ce qui est moins évident pour le Japon. Pour les calculs de prévision, seul le Japon, qui n'est pas nonlinéaire, présente un processus AR avec une bonne prévision. Pour les séries SETAR, particulièrement dans le cas des ÉU, présentent des bonnes prévisions, obtenue grâce à la méthode RMSE. D'autres tests indiquent que ces modèles présentent une prévision précise en raison de la stabilité en variance des paramètres et des résidus. Même si les résultats ont confirmé la présence de Threshold nonlinéaires avec des bonnes prévisions obtenues grâce aux modèles SETAR,

le diagnostique des résidus a pourtant montré la présence de structure restante dans les résidus SETAR ».

Certains travaux font le lien entre d'une part le taux de chômage et les phénomènes d'hystérésis et d'autre part l'influence des facteurs démographiques sur les activités économiques. Ainsi Eguia et Echevarria (2004) ont analysé les effets à long terme sur le taux de chômage, des changements de la distribution des âges dans la population espagnole. Les auteurs voudraient montrer que, si les travailleurs ne sont pas parfaitement substituables, des effets de débordements seront observés entre les générations en particulier les générations plus nombreuses connaîtront un taux de chômage plus élevé. Pour cela, Eguia et Echevarria (2004) ont considéré des taux de chômage désagrégés par sexe et par âge en vue d'utiliser la théorie de cointégration en supposant les séries non stationnaires. Ils disposaient de données trimestrielles allant de 1976:3 à 1998:4. À partir de ces hypothèses, quatre principales conclusions ont été dégagées : Premièrement ils ont trouvé que l'analyse empirique ne fournit pas des informations pertinentes sur l'influence à long terme des facteurs démographiques sur le taux de chômage. Deuxièmement, ils ont découvert qu'il existe un équilibre à long terme pour tous les groupes d'âge et sexe excepté pour les travailleuses d'âge moyen et avancé. En troisième lieu, en excluant les séries non pertinentes des estimations, Eguia et Echevarria (2004, p. 49) trouvent qu'il existe un équilibre à long terme dans le cas des plus jeunes travailleurs et des travailleurs d'âge moyen. Pour terminer, ils concluent que la dynamique du taux de chômage à court terme pour les plus jeunes travailleurs (des deux sexes) et les travailleurs d'âge moyen connaît une déviation transitoire de la trajectoire de l'équilibre à long terme.

3. Procédures économétriques d'une étude du taux de chômage

Pour construire un modèle nonlinéaire à partir d'une série chronologique, la première étape consiste à vérifier si la série ne suit pas plutôt un processus autorégressif linéaire. Autrement on pourrait procéder à la construction du modèle nonlinéaire. La technique de spécification généralement appliquée aux études empiriques consiste à commencer avec un modèle simple et ensuite à passer à un modèle plus compliqué si des tests diagnostiques indiquent que le modèle simple maintenu est inadéquat. Granger et Teräsvirta (1993, pp 69-70) suggèrent fortement de recourir à la méthode du spécifique au général lorsqu'on utilise des modèles de séries chronologiques nonlinéaires pour décrire des caractéristiques d'une variable particulière. La procédure de spécification empirique pour les modèles STAR a été développée par Teräsvirta (1994). Van Dijk et al. (2002, p. 18) ont résumé les étapes de la procédure qui sont :

1. Spécifier un modèle linéaire autorégressif d'ordre p des séries chronologiques étudiées en utilisant un critère de sélection approprié pour ce genre de modèle.
2. Tester l'hypothèse nulle de linéarité versus l'hypothèse alternative de modèle STAR nonlinéaire. Si la linéarité est rejetée, choisir la fonction de transition appropriée.
3. Estimer les paramètres du modèle STAR choisi.
4. Évaluer le modèle en utilisant des tests diagnostics et une analyse «impulse response».
5. Modifier le modèle si nécessaire.
6. Utiliser le modèle pour faire des prévisions.

Toutes les étapes de la procédure de spécification seront discutées dans les sections à venir excepté les étapes 4 et 5 qui ne font pas partie des objectifs de ce travail. Mais auparavant, une description des données est proposée dans la sous-section immédiate.

3.1. Données

Dans ce travail, nous utilisons les données trimestrielles non ajustées pour les effets saisonniers allant de 1976:3 à 2000:4 du taux de chômage de cinq communes caractéristiques de l'économie espagnole sur un total de dix-sept communes publiées par l'Institut national des statistiques de l'Espagne.³ Il s'agit des communes : d'Andalousie, de Rioja, de Galicie, de Madrid et la Commune florale de Navarre. Il est important de préciser que nous ne disposons que des données de quatorze communes. La dynamique du taux de chômage est différente d'une commune à une autre, c'est ce qui a motivé le choix des cinq communes dans la base de données de quatorze communes disponibles. Vu que les données ne sont pas ajustées, elles pourraient comporter des effets saisonniers dont on tiendra compte dans nos régressions en introduisant des variables muettes.

Avant de procéder à l'analyse des données, il serait judicieux de présenter un court historique de l'économie espagnole en mentionnant les faits saillants qui ont caractérisés le taux de chômage. Tout d'abord rappelons-nous que l'Espagne a connu un régime totalitaire dirigé par le Général Franco de 1939 à 1975. Sous le régime Franquiste, l'autarcie était pratiquée jusqu'en 1960 et les résultats économiques furent désastreux (Yvars, 2000). À partir de 1960, l'Espagne renonce au modèle de développement autarcique en s'ouvrant aux échanges internationaux et en se rapprochant davantage de la Communauté Économique Européenne. Cela a permis une amélioration des performances de l'économie espagnole. Le régime franquiste prit fin avec la mort de Franco et l'arrivée au pouvoir du Roi Juan Carlos en novembre 1975. Selon les données dont nous disposons, le taux de chômage en Espagne n'a jamais été aussi bas qu'au 3^{ème} trimestre

³ Les données de ce travail ont été obtenues auprès du Professeur Gabriel Rodriguez (département d'Économie de l'Université d'Ottawa) qui à son tour les a obtenu d'une enquête de travail espagnole.

1976 (graphique 1). On pourrait imputer cette performance économique aux nouvelles réformes entreprises au début des années 60. Malheureusement, à partir de 1976, le taux de chômage espagnol n'a pas cessé de grimper de façon constante jusqu'en 1985 pour atteindre 21.53% au 2^{ème} trimestre 1985. Cette augmentation du taux de chômage a été constatée aussi bien en Europe que dans la plupart des pays industrialisés. Au Canada par exemple, le taux de chômage a atteint 7% en 1975 et l'inflation a dépassé 10% en 1974 et 1975.⁴ Une des explications plausibles de la détérioration de l'économie mondiale est la crise pétrolière de 1973 qui n'a pas épargné l'Espagne et dont les conséquences ont continué à se faire sentir jusqu'au début des années 80.

Pour revenir à l'Espagne, le début des années 80 a été marqué par des mouvements sociaux et luttes ouvrières causés par des licenciements en masse ce qui entraîne inévitablement une augmentation du taux de chômage. La commune de l'Andalousie est la plus affectée avec des taux de chômage de plus de 30% en 1985 (graphique 1). Elle devient la région européenne la plus affectée et porte la triste réputation de « *capitale européenne du chômage* ». D'ailleurs dans certaines villes de l'Andalousie telles que Xérès (Jerez de la Frontera) et Cadix (Cadiz) le taux de chômage a atteint 43% (Martinez, 2000). En raison de sa position géographique, l'Andalousie est la porte d'entrée des immigrants maghrébins et africains et la main d'œuvre sur place est essentiellement agricole.

La situation économique est précaire, le taux de chômage est le plus haut et le niveau de pauvreté très élevé. À partir de 1986, l'Espagne a fait son entrée au sein de la CEE après s'être conformé aux exigences macroéconomiques d'adhésion (Girard-Vasseur, 2004). Ainsi, le désir d'intégrer l'Union Européenne a encouragé l'Espagne à

⁴ <http://economiecanadienne.gc.ca/francais/economy/1973opec.html>

faire des efforts pour atteindre le standard des économies européennes. La mise en place de politiques budgétaires et monétaires a permis au pays de sortir du marasme économique et d'avoir un taux de croissance économique supérieur à celui des pays de la CEE. On parle de plus en plus de « l'exception espagnole » en référence à sa bonne performance économique. Il est maintenant bien clair que l'économie espagnole, croît à un rythme nettement supérieur à celui de la zone Euro, 3,4% par an contre 2,2% (Toharia et Garcia-Serrano, 2004).

Malgré ces chiffres encourageants, le taux de chômage demeure toujours le plus élevé de l'Union Européenne (16% en 1991) et l'amélioration économique ne fût que de courte durée puisqu'une nouvelle crise porta le taux de chômage à près de 23% en 1996. À partir de 1997 jusqu'à 2000, nous assistons à une nette diminution du taux de chômage qui se rapproche de plus en plus de la barre symbolique de 10%, même si d'après nos données le taux de chômage au 4^{ème} trimestre 2000 est de 13.44% soit le plus bas depuis 1981. L'évolution du taux de chômage semble montrer qu'après une augmentation du chômage dans la période 1976-1986, le comportement du taux de chômage espagnol est cyclique et se situe aux alentours de 19 à 20%. Cependant, ce bilan positif doit être quelque peu nuancé. En dépit de progrès remarquables en matière de créations d'emplois, force est de reconnaître que le chômage reste le point noir de l'économie espagnole. En 2002, l'Espagne présentait le taux de chômage le plus élevé au sein de la zone euro et même de l'OCDE, ce dernier atteignant 11,3%, contre 8,4% en moyenne dans la zone euro et 5,8% aux États-unis (Piffeteau, 2003). Par ailleurs, en dépit des efforts mis en oeuvre, le taux d'emploi reste faible, à 59,5% en 2002 (contre 64,3% dans l'UE) et le pourcentage de contrats de travail temporaire au sein de l'emploi total demeure très

important (près de 31%). Enfin, les inégalités demeurent fortes face au travail, les jeunes et les femmes continuant à souffrir davantage du chômage que les hommes adultes. Ainsi, en 2002, près de 16% des femmes et 22% des jeunes de moins de 25 ans étaient en attente d'un emploi (Piffeteau, 2003).

Puisque les données constituent de toute évidence la pièce maîtresse de notre étude, il est important de comprendre l'information qu'elles renferment et de pouvoir placer cette information dans le contexte de l'économie espagnole. Pour cela, nous faisons un graphique de chaque série pour mieux appréhender l'évolution du taux de chômage. Le taux de chômage de l'Andalousie, qui est le plus élevé de l'Espagne, a continué à augmenter sur une période de dix ans soit de 1974:3 à 1984:3 pour passer de 9.35 à 28.9% (graphique 1). Ainsi le taux andalous atteignit presque 30% alors que la moyenne nationale était moins de 20% (taux de chômage national au 3^{ème} trimestre 1984 était de 19.67%). Cette tendance à rester au dessus de la moyenne nationale est observée durant toute la période de l'étude. Du 3^{ème} trimestre 1984 au 2^{ème} trimestre 1988, le taux de chômage forme un plateau avec des fluctuations qui varient entre 27.89 et 30.83% (graphique 1). À ce niveau, l'Andalousie compte pour elle seule plus du tiers des trois millions de chômeurs espagnols.

Dans la même période, la Galicie et Rioja maintiennent leurs taux de chômage moyens respectifs autour 12 et 13% soit à un niveau nettement inférieur à la moyenne nationale qui gravitait entre 16 et 20%. Il est important de noter que parmi les cinq communes que nous étudions, la Galicie et Rioja sont les deux seules qui sont parvenues à conserver un taux de chômage proche des moyennes des pays membres de l'Union Européenne: Au 3^{ème} trimestre 1976, leur taux respectifs étaient de 1.56 et 1.63% ce qui

était vraiment extraordinaire. Ces taux connaîtront une évolution semblable au taux national dans le sens où, ces taux augmentent ou diminuent aux mêmes périodes, ou bien une période après, que le taux national tout en se maintenant à des niveaux beaucoup plus bas que le taux national. Navarre et Madrid forment des communes tampon, leurs taux de chômage est assez proche du taux national du 3^{ème} trimestre 1976 au 4^{ème} trimestre 1981. À partir de 1985, le taux moyen national amorce une augmentation alors que les taux de Navarre et Madrid connaissent un léger recul. Au 4^{ème} trimestre 1990, le taux national était de 16% alors ceux de Madrid et Navarre était de 11%. La différence ainsi créée se maintient jusqu'au 4^{ème} trimestre 1993 où le taux de chômage Madriléne s'élève pour frôler 20% alors le taux Navarrais stagne à 14% et le taux national touche les 24%. À partir du 2^{ème} trimestre 1998, tous les taux aussi bien national que communaux connaissent un important repli qui s'est poursuivi jusqu'au 4^{ème} trimestre 2000.

Dans la suite de notre analyse, nous avons comparé le niveau du taux de chômage dans chaque commune au niveau moyen national. Pour cela, nous avons multiplié le taux de chômage de chaque commune par 100 puis nous avons divisé le produit par le taux de chômage national moyen. En procédant de cette façon, le taux de chômage national est ramené sur une base de 100 ce qui permet d'une part de mettre en évidence les différences qui existent entre les taux de chômage communaux et d'autre part de montrer qu'il est préférable d'étudier le taux de chômage par commune plutôt que de limiter l'étude seulement au taux national. Ainsi on peut mieux visualiser simultanément, sur un graphique, le comportement des cinq taux par rapport au taux national. Par exemple pour la commune de Navarre (graphique 2) le taux de chômage au 3^{ème} trimestre 1974 est proche de 350% et se trouve donc 3,5 fois supérieur au taux moyen national. Quinze ans

plus tard soit en 1989, le taux de chômage de Navarre s'améliore et passe au dessous du taux moyen national. Autrement, on peut remarquer que dès 1982, le taux de Navarre flirte avec le niveau national.

Le comportement du taux de chômage de Madrid est semblable à celui de Navarre c'est-à-dire, parti de niveau très élevé (plus de 300%) le taux de chômage de Madrid revient autour de la moyenne nationale dans les années 1984. La même remarque peut-être faite au sujet du comportement du taux de chômage de la Galicie et de Rioja qui se situait en dessous de la moyenne nationale au 3^{ème} trimestre 1974 et a augmenté progressivement pour atteindre le niveau national en 1990 pour le cas de Rioja. Quant à la Galicie, son taux est toujours resté en dessous du niveau national même s'il a connu une croissance constante.

Au sujet de ces deux communes, on serait tenté de dire que la commune de Rioja a été la première, parmi les cinq communes que nous étudions, à être affectée par la crise économique qui a touché l'Espagne au début des années 1990. Quant à la Galicie, elle a semblé indifférente aux politiques de réforme en matière de l'emploi du pays. Son taux n'a pas connu d'augmentation brusque mais ne s'est jamais arrêté de progresser.

Si l'on considère l'ensemble des cinq communes, nous remarquons que le taux de chômage de chaque semble converger vers la moyenne nationale (voir graphique 2). Les taux qui se situaient en dessous de 100% ont tendance à augmenter alors que ceux qui sont supérieurs à 100% ont tendance à diminuer. La stabilité économique acquise par l'Espagne à la fin des années 1990 et au début des années 2000 semble se traduire par une convergence des différents taux de chômage des communes, excepté l'Andalousie

qui se maintient au dessus de 22%, vers une moyenne nationale plus stable qui se rapproche plus des exigences européennes mais qui demeure quand même élevé.

3.2 Spécification du modèle linéaire

Une des étapes cruciales de ce travail est de déterminer si les données suivent un processus linéaire ou pas. Pour cela, on tente à travers des tests diagnostiques de vérifier si les hypothèses de bases du modèle linéaire incluant celles des termes d'erreurs sont remplies. Ensuite on procède à un test pour déterminer si le modèle est linéaire ou pas. Si le modèle n'est pas linéaire, on détermine la forme fonctionnelle du modèle nonlinéaire que nous estimons. Pour effectuer l'étape de la prévision, nous réduisons la taille de notre échantillon de travail en considérant seulement les données de 1976:3 à 1998:4. Les données des années 1999 et 2000 seront conservées pour les étapes de prévisions.

3.2.1 Test de racine unitaire

Comme il est d'usage en économétrie des séries temporelles, la première chose à faire, est de s'assurer de la stationnarité des variables étudiées. Rappelons qu'une série est stationnaire lorsqu'elle ne comporte pas de racine unitaire. La présence de racine unitaire a des conséquences importantes sur le plan statistique pour les raisons suivantes : d'une part les propriétés asymptotiques générales des estimateurs (vitesse de convergence, normalité asymptotique) ne sont plus valables. Il faudrait alors chercher une autre alternative : trouver une théorie asymptotique spéciale. D'autre part, la présence de régresseurs qui comportent une racine unitaire pourrait nous emmener à estimer une régression qui de prime abord paraît bonne mais en réalité comporte des variables qui

sont totalement indépendantes entre elles: « c'est le problème des régressions factices » (Lubrano, 2004).

À la lumière de ce qui précède, il est donc indispensable de tester la stationnarité de nos séries. Le test de racine unitaire le plus utilisé est celui de Dickey-Fuller Augmenté appelé ADF. Toutefois dans ce travail nous utilisons une version avancée du test ADF appelé test Dickey-Fuller modifié (DF-GLS) de Elliot Rothenberg et Stock (1996) qui permet d'améliorer les caractéristiques statistiques du test notamment la puissance du test. Le test de Dickey-Fuller modifié est fondé sur l'équation suivante :

$$\Delta y_t = a + bt + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^K \gamma_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

L'hypothèse nulle de présence de racine de unitaire est $H_0 : \delta = 0$.

Le terme $\sum_{i=1}^K \gamma_i \Delta y_{t-i}$ sert de contreponds aux problèmes d'autocorrélation et est formé de la somme des variables expliquées retardées. Notons que K désigne le nombre maximal de variables expliquées retardées qui seraient nécessaires pour que le contreponds joue bien son rôle. Généralement, on choisit le K optimal en utilisant le critère d'information d'Akaike appelé AIC que nous expliquerons plus tard. Dans le cas de ADF l'estimation de l'équation se fait en une seule fois alors que dans le cas de DF-GLS l'estimation se fait en deux étapes. On estime en premier lieu la partie linéaire c'est-à-dire $a + bt$ ensuite on estime une version modifiée de l'équation (1). Généralement la puissance des tests de racine unitaire est considérée comme faible.

Dans le présent travail, nous avons effectué le test de DF-GLS avec le logiciel d'économétrie EViews, qui permet d'utiliser le critère d'information d'Akaike modifié (MAIC) en vue d'une sélection du meilleur K dont la valeur maximale proposée par

EViews est 11. Ng et Perron (2001) soutiennent que le critère MAIC est meilleur que l'AIC car il procure une puissance élevée au test de racine unitaire et donc améliore les résultats du test de racine unitaire. Notons qu'auparavant, nous avons pris le soin d'observer l'allure graphique de chaque série (graphique 1), et nous avons pu constater que toutes les séries présentent une moyenne positive. Cette information est importante et nous allons en tenir compte dans le test de racine unitaire. Enfin nous avons choisi d'abord le test avec seulement un intercepte puis avec un intercepte et une tendance donc pour chaque série, nous avons répété deux fois le test de racine unitaire. Rappelons que si on n'inclue ni constante ni tendance alors on ne peut pas utiliser de DF-GLS, le test de racine unitaire approprié est le ADF.

Rappelons que nous acceptons l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire lorsque la valeur de la statistique- t est supérieure aux valeurs critiques des trois niveaux de signification à savoir 1%, 5% ou 10%. Si par contre, la statistique- t est inférieure aux valeurs critiques, nous rejetons l'hypothèse nulle et acceptons l'hypothèse alternative. Alors on dira que la série est stationnaire.

À présent, voyons les résultats (tableau 1) des tests de niveau DF-GLS pour les cinq provinces d'abord avec constante, ensuite avec constante et tendance :

Les résultats du test DF-GLS avec constante pour la série Andalousie, montrent que la statistique- t qui est égale à 0.047 est supérieure aux valeurs suivantes -2.591 , -1.944 et -1.614 correspondant respectivement aux valeurs critiques des niveaux de signification 1%, 5% et 10%. Comme nous l'avons dit auparavant, nous faisons le même test DF-GLS mais cette fois-ci avec constante et tendance. Dans ce cas aussi, la statistique- t (-1.803) reste toujours supérieure aux valeurs critiques (-3.641 ; -3.081 ; -2.788) des

niveaux de signification 1%, 5% et 10%. Notons que pour les deux tests, le nombre de retard k suggéré par EViews est 0. Ces résultats nous conduisent à accepter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la série Andalousie.

Pour Rioja, la statistique- t (-0.710) du test DF-GLS avec constante est supérieure aux trois valeurs critiques; de même pour le test DF-GLS avec constante et tendance. Pour la série Rioja, le nombre de retard optimal suggéré par EViews est 0. À la suite de ces résultats, on conclue que la série Rioja n'est pas stationnaire.

Dans le cas de la série Galicie, les résultats du test DF-GLS avec constante montrent que la statistique- t (-0.034) est supérieure aux valeurs des trois niveaux de signification. Pour ce test, le nombre de retard k suggéré par EViews est 10. Idem pour le test DF-GLS avec constante et tendance pour lequel le nombre de retard k suggéré par EViews est 6. Ces résultats nous conduisent à accepter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la série Galicie.

Pour Madrid, la statistique- t (-0.034) du test DF-GLS avec constante est supérieure aux valeurs critiques -2.593 , -1.945 et -1.614 . De même pour le test DF-GLS avec constante et tendance, la statistique- t (-1.160) est supérieure aux valeurs critiques des niveaux de signification 1%, 5% et 10%, respectivement -3.626 , -3.068 et -2.776 . Le nombre de retard optimal suggéré par EViews pour les deux tests est respectivement 6 et 8. À la suite de ces résultats, on conclue que la série Madrid n'est pas stationnaire.

Dans le cas de la série Navarre, les résultats du test DF-GLS avec constante montrent que la statistique- t (-1.195) est supérieure aux valeurs suivantes -2.593 , -1.945 et -1.614 correspondant respectivement aux valeurs critiques des niveaux de signification 1%, 5% et 10%. Pour ce test, le nombre de retard k suggéré par EViews est 5. Le test DF-GLS

avec constante et tendance indique que la statistique- t (-1.803) reste toujours supérieure aux valeurs critiques (-3.641; -3.081; -2.788) des niveaux de signification 1%, 5% et 10%. Le nombre de retard k suggéré par EViews est 5. Ces résultats nous conduisent à accepter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la série Navarre.

En résumé, pour chacune des cinq séries, la valeur de la statistique- t est nettement supérieure aux valeurs critiques des trois niveaux de signification. Ce qui signifie qu'il y a présence de racine unitaire pour chacune des cinq séries. Pour remédier au problème de non stationnarité, nous avons pris la différence première (graphique 3) de la série originale à laquelle nous administrons les tests de ADF puis DF-GLS.

Le test ADF pour la différence première de la série Andalousie, montre que la statistique- t (-2.276) reste supérieure à -2.593 qui correspond à la valeur critique du niveau de signification 1%. Toutefois, la statistique- t (-2.276) est inférieure aux valeurs critiques des niveaux de signification 5% et 10% qui sont respectivement -1.945 et -1.614. Cette information nous indique qu'on rejette l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire seulement pour les niveaux de signification de 5 et 10%. Ce qui est, de notre avis, suffisant pour admettre que les différences premières de la série Andalousie sont stationnaires. Toutefois, nous avons décidé de faire un autre test cette fois DF-GLS avec constante pour confirmer les résultats du test ADF. Dans ce cas aussi, la statistique- t (-2.036) reste toujours supérieure à la valeur critique (-2.593) à 1% ; mais demeure inférieure aux valeurs critiques (-1.945 et -1.614) des niveaux de signification 5% et 10%. Notons que pour les deux tests, le nombre de retard k suggéré par EViews est 4. Ces résultats nous conduisent à rejeter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la différence première de la série Andalousie.

Pour Rioja, la statistique- t (-2.801) du test ADF de la différence première est inférieure aux valeurs critiques -2.593 , -1.945 et -1.614 . Ceci est un rejet sans appel de l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire. Pour ce test le nombre de retard k suggéré par EViews est 4. Par contre le test DF-GLS avec constante montre que la statistique- t (-1.685) est supérieure à -2.593 qui est la valeur critique du niveau de signification à 1%. Cependant, la statistique- t (-1.685) est inférieure à -1.945 et -1.614 qui sont les valeurs critiques des niveaux de signification à 5% et 10%. Ces résultats, bien que moins pertinents, nous permettent tout de même de conclure que la différence première de la série Rioja est stationnaire. Pour ce test, EViews nous a proposé de prendre 11 comme nombre de retard optimal.

Dans le cas de la série Galicie, les résultats du test ADF montrent que la statistique- t (-1.714) est supérieure à -2.594 et -1.945 qui correspondent respectivement aux valeurs critiques des niveaux de signification 1% et 5%. Elle reste toutefois inférieure à -1.614 qui est la valeur critique à 10%. Donc on rejette l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire à 10%. Pour ce test, le nombre de retard k suggéré par EViews est 7. Le test DF-GLS avec constante indique que la statistique- t (-2.006) est supérieure à -2.564 correspondant à la valeur critique du niveau de signification 1%. Par contre la statistique- t est inférieure à -1.945 et -1.614 qui correspondent aux valeurs critiques des niveaux de significations 5% et 10%. Le nombre de retard k suggéré par EViews est 7. Ces résultats nous conduisent à accepter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la série Galicie pour les niveaux de significations 5% et 10%.

Pour la différence première de Madrid, la statistique- t (-1.882) du test ADF est supérieure aux valeurs critiques -2.594 , -1.945 des niveaux de significations 1% et 5%.

Mais demeure inférieure à -1.614 qui est la valeur critique du niveau de signification à 10%. On peut dire que la différence première de la série Madrid est stationnaire. Cette conclusion est confirmée par le test DF-GLS avec constante dont la statistique- t (-1.881) est supérieure aux valeurs critiques -2.594 , -1.945 des niveaux de significations 1% et 5%. Mais demeure inférieure à -1.614 qui est la valeur critique du niveau de signification à 10%.

Dans le cas de la série Navarre, les résultats du test ADF montrent que la statistique- t (-2.109) est supérieure à -2.594 (valeur critique à 1%) mais inférieure à -1.945 et -1.614 correspondant respectivement aux valeurs critiques des niveaux de signification 5% et 10%. Le test DF-GLS avec constante indique que la statistique- t (-2.107) est supérieure à -2.594 (valeur critique à 1%) mais inférieure à -1.945 et -1.614 correspondant respectivement aux valeurs critiques des niveaux de signification 5% et 10%. Le nombre de retard k suggéré par EViews, pour les deux tests, est 7. Ces résultats nous conduisent à rejeter l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire pour la différence première de la série Navarre.

En conclusion, on constate que la statistique- t est inférieure aux valeurs critiques à 10%, dans certains cas, ce qui nous permet de rejeter l'hypothèse nulle de racine unitaire à 10% et de conclure que les différences premières de nos cinq séries sont stationnaires. Lorsqu'on considère 5% pour niveau de signification, la statistique- t est inférieure aux valeurs critiques à 5% sauf pour Madrid et Galicie dans le cas du test sans constante; Rioja et Madrid dans le cas du test avec constante. Une fois ces conclusions tirées, nous allons utiliser les différences premières de nos séries dans la suite de notre étude économétriques.

3.2.2 Choix optimal du nombre de retard

L'objet de cette étape est de choisir le nombre de retard optimal du modèle linéaire autorégressif suivant :

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \alpha_p \Delta y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

où p désigne le retard optimal à déterminer. Le choix du retard optimal devrait se faire de telle sorte que les résidus correspondants suivent un processus de bruit blanc afin d'éviter des problèmes d'autocorrélation qui pourraient affecter les tests de nonlinéarité dans la prochaine étape. La méthode de sélection du retard optimal la plus couramment utilisée est celle qui minimise le critère d'information d'Akaike (AIC), ou bien de Schwarz (BIC). Dans le cadre de ce travail, nous privilégions la méthode du AIC.

Pour cela, nous commençons par effectuer des régressions des différences premières, à partir de la méthode des moindres carrés ordinaires, en prenant quatre différentes valeurs de p (2, 4, 8 et 12) qui correspondent à 2 trimestres, 4 trimestres, 8 trimestres et enfin 12 trimestres. Normalement, on devrait faire varier graduellement la valeur de p de 1 à 12 ce qui reviendrait à estimer douze fois une même série. C'est un long exercice, donc pour des raisons de commodité nous avons décidé d'estimer seulement pour les quatre valeurs de p . Pour que la comparaison puisse se faire de façon objective, nous devons nous assurer que les régressions utilisent le même nombre d'observations. Pour cela nous avons utilisé les données de 1979:4 à 1998:4, ce qui correspond à 73 observations. Autrement certaines régressions comporteront plus d'observations que d'autres, ce qui ne permet pas de faire une comparaison plus équitable.

Habituellement les séries chronologiques trimestrielles, mensuelles et journalières présenteraient des effets saisonniers que les variables économiques ne sauraient pas expliquer. Pour remédier à cette lacune, les économistes ont recours à des variables muettes. Dans notre travail, puisque les séries sont trimestrielles et qu'il y a quatre trimestres dans l'année, nous avons décidé d'inclure quatre variables muettes comme il est d'usage. Ce qui nous permet d'enveler, α_0 . L'équation à estimer se présente donc comme suit :

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \beta_{t-p} \Delta y_{t-p} + \gamma_1 D_{1t} + \gamma_2 D_{2t} + \gamma_3 D_{3t} + \gamma_4 D_{4t} + \varepsilon_t$$

où D_{it} représente la variable muette avec $i = 1, 2, 3, 4$. $D_{it} = 1$ pour le trimestre i et 0 autrement.

Le résultat de la sélection (selon le principe du plus petit AIC) du choix optimal du nombre de retard pour chaque série est consigné dans le tableau 2.

Pour la série Andalousie, nous avons trouvé respectivement, suite aux quatre régressions ($p = 2, 4, 8$ et 12), les valeurs de AIC suivantes: 3.2855; 3.2771; 3.3409 et 3.4027. Sachant que le retard optimal est celui pour lequel AIC est le plus petit; cette méthode nous indique que $p = 4$ est le retard optimal pour la série Andalousie.

Pour Rioja, nous avons trouvé les valeurs de AIC suivantes: 3.2384 ($p = 2$); 3.2510 ($p = 4$); 3.3175 ($p = 8$); 3.4076 ($p = 12$). On peut voir que la valeur AIC pour $p = 2$ est la plus petite. Donc le retard optimal pour Rioja est $p = 2$.

Pour la Galicie, nous avons trouvé respectivement, les valeurs de AIC suivantes: 1.9141; 1.9600; 1.9541 et 1.9922. On voit que $p = 2$ est le retard optimal pour Galicie.

Pour Madrid, nous avons trouvé respectivement pour ($p = 2, 4, 8$ et 12), les valeurs de AIC suivantes: 2.5199; 2.5644; 2.6213 et 2.5789. Là aussi nous voyons que $p=2$ est le retard optimal pour Madrid

Pour la série Navarre, nous avons trouvé respectivement, suite aux quatre régressions ($p = 2, 4, 8$ et 12), les valeurs de AIC suivantes: 2.9591; 2.9508; 3.0161 et 3.1160. Sachant que le retard optimal est celui pour lequel AIC est le plus petit; cette méthode nous indique que $p = 4$ est le retard optimal pour la série Andalousie.

En conclusion, on peut voir que pour les séries Andalousie et Navarre, $p = 4$ alors que pour les séries Rioja, Galicie et Commune de Madrid, $p = 2$. Il est important de noter que, si on utilise le critère BIC $p = 2$ pour Andalousie et Navarre.

3.2.3 Tests diagnostiques

Avant d'effectuer un test pour déterminer de façon explicite si nos données suivent un processus linéaire ou nonlinéaire, il serait judicieux de faire des tests diagnostiques afin de vérifier si les hypothèses du modèle linéaire, incluant celles sur les erreurs sont satisfaites. Autrement, l'estimateur des MCO n'aura pas de bonnes propriétés. Il est donc recommandé, d'appliquer ces tests à n'importe quel modèle estimé par la méthode des MCO et par raison de commodité, nous les présentons dans l'ordre suivant:

1. Tout d'abord on commence par le test de Jarque-Bera pour vérifier la normalité des termes d'erreurs.
2. Ensuite on passe au test d'hétéroscédasticité de White pour vérifier si la variance des termes d'erreurs n'est effectivement pas constante.
3. En troisième position on teste l'hétéroscédasticité conditionnelle à travers l'absence d'effets ARCH.
4. Puis on vérifie s'il y a autocorrélation entre les termes d'erreurs
5. Le test RESET de Ramsey consiste à détecter la présence des erreurs de spécification.

Pour ces tests, nous considérons le niveau de signification habituellement utilisé dans les travaux économiques à savoir 0.05. Évidemment, il pourrait arriver pour certains tests que nous acceptons aussi bien le niveau 0.1 que 0.01. Le tableau 3 résume les résultats des cinq tests.

Le test de Normalité de Jarque-Bera est fondé sur la notion d'asymétrie (Skewness) et de l'aplatissement (Kurtosis) permet de vérifier la normalité d'une distribution statistique. Sous l'hypothèse nulle, d'une distribution normale, la statistique de Jarque-Bera suit une distribution de χ^2 avec deux degrés de liberté. Ainsi, pour un niveau de signification de 5%, nous rejetons l'hypothèse nulle de normalité des résidus lorsque la statistique de Jarque-Bera est supérieure à 5.99. Suite au test, nous avons trouvé les résultats suivants: 5.026; 0.096; 0.620; 0.140 et 12.442 respectivement pour les séries Andalousie, Rioja, Galicie, Madrid et Navarre. Dans le cadre de cette étude, seule la commune de Navarre rejette l'hypothèse nulle de normalité des résidus car la statistique JB est de 12.44172 donc supérieure à 5.99 (voir tableau 3). Ce résultat reste le même pour les deux autres niveaux de signification (1% et 10%), excepté pour la commune de l'Andalousie. Pour les quatre autres séries, l'hypothèse nulle de normalité des résidus est acceptée.

Le test de White permet de détecter l'hétéroscédasticité (la variance des termes d'erreurs n'est pas constante) des données. En présence d'hétéroscédasticité, l'hypothèse de variance constante des termes d'erreurs se trouve ainsi violée, donc les résultats obtenus par la méthode des moindres carrés ne tiennent plus. L'avantage du test de White est de ne pas devoir préciser les variables qui pourraient être la source de cette hétéroscédasticité. Le principe du test est simple: on fait une régression par la méthode

des MCO; on récupère les résidus qu'on élève au carré; on fait une régression des résidus aux carrés sur les variables explicatives (à la puissance 1 et au carré) plus une constante. L'idée générale est de vérifier si le carré des résidus peut être expliqué par une ou plusieurs variables au sein d'une même équation de régression. Si on rejette l'hypothèse nulle alors il y a hétéroscédasticité. Le test a donné les valeurs-p suivantes: 0.765; 0.45; 0.76; 0.77 et 0.40 respectivement pour les séries Andalousie, Rioja, Galicie, Madrid et Navarre. Il se trouve que pour les cinq séries, la valeur-p est supérieure à 0.05 donc nous acceptons l'hypothèse nulle de non hétéroscédasticité au niveau de signification de 0.05.

Le test d'hétéroscédasticité autorégressive conditionnelle (ARCH) a pour hypothèse nulle l'absence d'effet ARCH, c'est à dire que la série ne comporte pas d'hétéroscédasticité autorégressive conditionnelle. Sous l'hypothèse alternative, la série présente un effet de type ARCH. Le tableau 3 présente les valeurs-p suivantes: 0.968; 0.43; 0.80; 0.968 et 0.73 respectivement pour les séries Andalousie, Rioja, Galicie, Madrid et Navarre. Pour les cinq séries, la valeur-p est supérieure à 0.05 donc nous acceptons l'hypothèse nulle qu'il n'y a pas d'effets ARCH.

L'idée générale du test Breusch-Godfrey réside dans la recherche d'une relation significative entre le résidu et ce même résidu décalé. L'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation des erreurs consiste à poser que tous les coefficients sont simultanément nuls. Si l'on refuse l'hypothèse nulle, alors il existe un risque d'autocorrélation des erreurs. On obtient la statistique de ce test en appliquant le principe des multiplicateurs de Lagrange (critère LM). Le test a permis de trouver les valeurs-p suivantes: 0.21; 0.31; 0.999; 0.69 et 0.58 respectivement pour les séries Andalousie, Rioja, Galicie, Madrid et Navarre. Pour nos cinq séries, nous avons accepté l'hypothèse

nulle d'absence d'autocorrélation car dans la probabilité des cinq tests est supérieure à 0.05. Retenons que pour la Galicie la valeur-p est presque égal à 1 ce qui rend l'acceptation de l'hypothèse nulle sans équivoque.

L'idée générale du test de spécification de Ramsey est de détecter les erreurs de spécification suivantes : omissions de variables ou formulation incorrecte d'une forme fonctionnelle qui peuvent conduire à des biais ou inconstance. Quelle que soit l'erreur de spécification, la moyenne des termes d'erreur est différente 0. Ainsi l'hypothèse nulle correspond à une spécification correcte tandis que l'hypothèse alternative indique le contraire. Suite au test, nous avons trouvé les valeurs-p suivantes: 0.8904; 0.2726; 0.9840; 0.2632 et 0.0040 respectivement pour les séries Andalousie, Rioja, Galicie, Madrid et Navarre. Il est donc évident que l'hypothèse alternative dans ce cas suggère qu'un modèle nonlinéaire serait probablement plus approprié. La valeur-p de quatre provinces (exceptée la Commune de Navarre) est supérieure à 0.05 donc nous acceptons l'hypothèse nulle de spécification linéaire. Pour la Commune de Navarre, c'est plutôt l'hypothèse alternative de spécification nonlinéaire qui est valable.

À la lumière de ce qui précède, on peut voir que deux tendances se dégagent au sein des cinq séries. Nous avons des séries qui pourraient probablement se révéler nonlinéaires (Andalousie et Navarre) alors que les autres présentent des caractéristiques typiques de séries linéaires. Notons qu'on peut voir ces résultats dans le tableau 3.

3.3 Test pour la nonlinéarité

Le test de nonlinéarité est un prélude à toute spécification générale pour trouver un modèle qui correspond aux données disponibles. Il existe dans la littérature plusieurs

tests qui permettent de vérifier si les données suivent un processus nonlinéaire et de déterminer la forme fonctionnelle (ESTAR ou bien LSTAR) appropriée de la fonction de transition. Avant de développer le détail du test choisi dans ce mémoire, il serait intéressant de faire une brève présentation des modèles STAR.

On peut décrire le modèle STAR selon la notation de Enders (2003, p. 400) de la manière suivante :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \theta [\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p}] + \varepsilon_t. \quad (3)$$

Le côté droit de l'équation est formé d'une partie linéaire $\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p}$, d'une partie nonlinéaire $\theta [\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p}]$ et d'un terme d'erreur (ε_t).

En fait la partie nonlinéaire correspond à la fonction de transition, et peut prendre plusieurs formes fonctionnelles dont les plus courantes dans la littérature sont l'exponentielle et la logistique. Selon la forme fonctionnelle que prend la partie nonlinéaire, le modèle STAR devient ESTAR pour Exponentiel STAR ou bien LSTAR pour Logistique STAR. Dans le cas du LSTAR,

$$\theta = [1 + \exp(-\gamma(y_{t-d} - c))]^{-1}, \quad (4)$$

ou γ est appelé le paramètre de lissage. Lorsque $\gamma \rightarrow 0$ ou bien $\gamma \rightarrow \infty$ alors θ devient une constante et le modèle LSTAR devient un modèle AR (p).

Lorsque la variable de transition $y_{t-d} \rightarrow -\infty$ alors $\theta \rightarrow 0$ de sorte que

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Même chose, lorsque $y_{t-d} \rightarrow +\infty$ alors $\theta \rightarrow 1$ de telle sorte que

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t.$$

De ce fait, l'intercepte et les coefficients de régression changent doucement entre ces deux valeurs extrêmes lorsque y_{t-1} change. Dans le cas de ESTAR,

$$\theta = 1 - \exp[-\gamma(y_{t-d} - c)^2] \quad (5)$$

avec $\gamma > 0$. Tout comme LSTAR, lorsque $\gamma \rightarrow 0$ ou bien $\gamma \rightarrow \infty$ alors θ devient une constante et le modèle ESTAR devient un AR (p). On peut remarquer que les coefficients de ESTAR sont symétriques autour de $y_{t-d} = c$ et dans ce cas, $\theta = 1$ et

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t.$$

Dans ce travail, nous avons adopté l'approche de Teräsvirta (1994) pour effectuer les tests de nonlinéarité qui permet de détecter simultanément la présence puis la forme de la nonlinéarité. Cette approche est basée sur l'expansion d'une série de Taylor de la forme générale (1) du modèle STAR.

Pour LSTAR, θ s'écrit :

$$\theta = [1 + \exp(-\gamma(y_{t-d} - c))]^{-1} \equiv [1 + \exp(-h_{t-d})]^{-1} \quad (4')$$

où $h_{t-d} = \gamma(y_{t-d} - c)$

Pour ESTAR, θ s'écrit :

$$\theta = 1 - \exp(-h_{t-d}^2) \quad \text{où} \quad h_{t-d} = \gamma^{0.5}(y_{t-d} - c) \quad (5')$$

Nous prenons un développement en série de Taylor de 3^{ème} ordre de θ par rapport à h_{t-d} évalué à $h_{t-d} = 0$. Cette démarche est égale à l'évaluation d'une expansion à $\gamma = 0$. Un résumé des dérivées partielles est donné dans le tableau 4 (Enders, 2003, pp. 411-412).

Selon Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988), les dérivées secondes paires sont nulles dans un intervalle ouvert autour d'un point d'évaluation $h_{t-d} = 0$ ce qui n'est

pas le cas des dérivées impaires. Par conséquent, la forme finale de l'expansion de Taylor est comme suit :

$$\theta = \frac{h_{t-d}}{4} - \frac{h_{t-d}^3}{48} = \frac{\gamma(y_{t-d} - c)}{4} - \frac{\gamma^3(y_{t-d} - c)^3}{48} \quad (6)$$

Le LSTAR approximatif prend cette forme :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + (\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} (\pi_1 h_{t-d} + \pi_3 h_{t-d}^3)) + \varepsilon_t. \quad (7)$$

En raison de cette équation :

$$h_{t-d} = \gamma(y_{t-d} - c) \quad (8)$$

Dans le cas de ESTAR, θ présente une forme quadratique : $\theta = \pi_2 h_{t-d}^2$ et donc le développement de la série de Taylor ne présente pas de termes avec des puissances impaires :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + (\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p}) (\pi_2 h_{t-d}^2) + \varepsilon_t. \quad (9)$$

De façon générale, nous formons des produits de régresseurs avec des puissances de y_{t-d} .

Ensuite nous testons la présence d'un processus LSTAR en estimant l'équation suivante :

$$\begin{aligned} e_t = & \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \alpha_{11} y_{t-1} y_{t-d} + \dots \\ & + \alpha_{1p} y_{t-p} y_{t-d} + \alpha_{21} y_{t-1} y_{t-d}^2 + \dots + \alpha_{2p} y_{t-p} y_{t-d}^2 \\ & + \alpha_{31} y_{t-1} y_{t-d}^3 + \dots + \alpha_{3p} y_{t-p} y_{t-d}^3 + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (10)$$

ou e_t correspond aux résidus obtenus suite à l'estimation du modèle AR (p). Le test de linéarité revient à poser que les coefficients des termes non linéaires sont égaux à zéro :

$$\alpha_{11} = \dots = \alpha_{1p} = \alpha_{21} = \dots = \alpha_{2p} = \alpha_{31} = \dots = \alpha_{3p} = 0. \quad (11)$$

Tel que formulé ce test correspond au test-F mais on peut faire un test LM dont la statistique est TR^2 . Lorsque la taille de l'échantillon est petite, le test-F paraît comme la

meilleure alternative. Tandis que si la taille de l'échantillon est grande, il serait plus approprié d'utiliser un test asymptotique tel que le test LM (Multiplicateur de Lagrange).

On suit le même principe pour déterminer la forme fonctionnelle appropriée de la fonction de transition en basant sur le fait que la fonction LSTAR comporte des termes cubiques alors que la forme ESTAR ne comporte que des termes à la puissance 2. Donc on formule le test pour déterminer si le modèle est un ESTAR ou bien un LSTAR en posant simplement comme hypothèse nulle:

$$\alpha_{31} = \dots = \alpha_{3p} = 0.$$

Accepter l'hypothèse nulle correspond à dire que le modèle est un ESTAR alors que le rejeter veut dire que le modèle est un LSTAR.

Pour trouver le paramètre d représentant le facteur délai, on peut procéder de deux façons. On commence d'abord par estimer, d fois (d étant le délai maximal), le modèle AR (p) issu du choix de retard optimal. Ainsi pour chaque série on estime huit régressions ($d = 1, \dots, 8$). Dans le cas du test LM, on choisit le d pour lequel TR^2 est le plus élevé et plus grand que la valeur critique obtenue à partir de la table chi carré. Alors que pour le test-F, on utilise la statistique-F obtenue à travers le test Wald de chaque régression. Cette méthode consiste à choisir la statistique-F la plus petite.

Enders (2003, p. 412) nous suggère une procédure à trois étapes, qui permet de vérifier la nonlinéarité et de décider de la forme fonctionnelle de la fonction de transition :

Étape 1 : Estimation du modèle linéaire AR (p) retenu, en utilisant toutes les observations possibles; puis on sauvegarde les résidus correspondants $\{e_t\}$ comme étant une série spécifique.

Étape 2 : Puis on estime l'équation (9) qui sert à réaliser le test de nonlinéarité. Une fois la régression effectuée, on test sa signification en comparant le produit TR^2

(nombre d'observations multipliée par le coefficient de détermination) à la valeur critique de χ^2 . Si TR^2 est supérieur à la valeur critique obtenue à partir de la table de χ^2 alors nous rejetons l'hypothèse nulle de linéarité et acceptons l'hypothèse alternative d'un modèle STAR.

Étape 3 : Si nous trouvons que notre modèle est nonlinéaire, nous déduisons directement que c'est un modèle STAR alors on fait un F-test pour déterminer si le modèle est un ESTAR ou bien un LSTAR. On pose $a_{31} = a_{32} = \dots = a_{3n} = 0$. Si nous rejetons l'hypothèse nulle selon laquelle $a_{31} = a_{32} = \dots = a_{3n} = 0$, alors le modèle a une forme LSTAR. Dans le cas contraire c'est un ESTAR.

Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé les deux tests afin de mieux valider les résultats que nous trouvons. Comme attendu, les résultats fournis par le test LM ont été confirmés par ceux du test-F. Puisque nous avons considéré un échantillon qui va de 1976:3 à 1998:4, on détient alors 81 observations. Comme mentionné plus tôt, l'équation (9) a été estimée 8 fois, pour chaque commune, et pour chaque estimation on note le coefficient de détermination R^2 multiplié par T le nombre d'observations.

Pour l'Andalousie, en utilisant le coefficient de détermination des 8 estimations que l'on multiplie par le nombre d'observations, on trouve les résultats suivants: 9.945; 9.634; 10.990; 13.822; 24.527; 7.286; 14.120 et 8.787 respectivement pour $d=1$ à $d=8$. On constate que c'est la 5^{ème} estimation correspondant à $d=5$ qui nous donne une valeur de $TR^2 = 24.527$. Cette valeur est comparée à 21.026 obtenue dans une table de chi carré selon la règle suivante : le niveau de signification est 0.05 et le nombre de degré de liberté est 12 (3 multiplié par p le retard optimal 4 : 3 x 4). Puisque TR^2 (24.527) est supérieure à la valeur critique (21.026) de la table χ^2 alors nous rejetons l'hypothèse nulle de linéarité et déduisons que la série Andalousie suit un nonlinéaire de type STAR.

Pour la série Navarre, parmi les 8 produits (coefficient de détermination des 8 estimations multiplié par le nombre d'observations) suivants: 12.316; 22.485; 6.628; 28.146; 18.433; 9.047; 12.796 et 19.931 respectivement pour $d=1$ à $d=8$. On constate

que c'est la 4^{ème} estimation correspondant à $d = 4$ qui nous donne une valeur de $TR^2 = 28.146$ qui supérieure à 21.026 obtenue dans une table de chi carré. Par conséquent nous rejetons l'hypothèse nulle de linéarité et déduisons que la série Navarre suit un nonlinéaire de type STAR.

En poursuivant cette procédure on trouve que, pour les 3 séries respectives les produits TR^2 suivants : Rioja ($TR^2 = 8.672$) ; Madrid ($TR^2 = 7.177$) et Galicie ($TR^2 = 8.095$) sont inférieurs à la valeur critique (21.026) obtenue à partir de la table de χ^2 . Ce qui nous permet d'accepter l'hypothèse nulle selon laquelle les 3 séries suivent un processus linéaire.

3.3 Estimation du modèle ESTAR

Une fois que la variable de transition et la fonction de transition ont été identifiées, la séquence d'estimation des paramètres du modèle constitue la prochaine étape. Comme pour plusieurs modèles économétriques, l'estimation d'un ESTAR suit le principe de minimisation de la somme des carrés des termes d'erreurs qui peut se résumer de la manière suivante : Soit un processus

$$y_t = h(\alpha, G_{t-1}) + u_t \quad (12)$$

ou $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_T)'$ est un vecteur de paramètre, $G_t = (y_t, y_{t-1}, \dots, y_{-p+1})$, $\{y_t\}$ est un processus stationnaire, $E(u_t / G_{t-1}) = 0$ et $Var(u_t / G_{t-1}) = \sigma^2$. Le problème consiste à minimiser

$$Q_T(\alpha) = \sum_{t=1}^T \{y_t - h(\alpha, G_{t-1})\}^2 \quad (13)$$

par rapport à α .

Habituellement l'estimation des modèles nonlinéaires se fait par la méthode des moindres carrés nonlinéaires (MCNL), qui consiste à minimiser la somme des carrés des résidus du modèle ESTAR. Sous l'hypothèse que les erreurs sont normalement distribuées la méthode MCNL correspond au maximum de vraisemblance. La principale difficulté dans l'estimation d'une équation nonlinéaire est de trouver les valeurs des paramètres de la fonction de transition. Dans le cas d'un ESTAR, la difficulté réside dans le fait que le paramètre de lissage (γ) tend à être négativement corrélé avec le paramètre seuil (c) ce qui empêche au modèle nonlinéaire de converger (Haggan et Ozaki, 1981). Pour remédier à ce problème, Teräsvirta (1994) propose de normaliser le paramètre de lissage γ en le divisant par la variance de la variable de transition ce qui aboutit à une fonction de transition de la forme :

$$\left\{ 1 - \exp \left[- \frac{\gamma^*}{\sigma_{\Delta y_{t-d}}^2} (\Delta y_{t-d} - c)^2 \right] \right\} \quad (14)$$

ou $\gamma^* = \gamma * \sigma_{\Delta y_{t-d}}^2$. La standardisation du paramètre de lissage γ , permet de choisir plus facilement une valeur initiale unitaire ($\gamma = 1$) pour le paramètre de lissage. Van Dijk et al. (2002, p.24) suggèrent de prendre la moyenne de la variable de transition (Δy_{t-1}) comme valeur initiale de c .

Afin de simplifier une procédure qui de prime abord paraît simple mais en pratique peut se révéler compliqué, Enders (2003, p. 417) nous suggère la procédure suivante :

1. Estimer tous les coefficients de l'équation nonlinéaire en posant des valeurs initiales pour tous les coefficients. On obtient de cette estimation de nouvelles valeur $\hat{\gamma}_1$ et \hat{c}_1
2. Fixer $c = \hat{c}_1$ puis estimer de nouveau γ et les autres coefficients. On appelle $\hat{\gamma}_2$ la deuxième estimation de γ .

3. Fixer $\gamma = \hat{\gamma}_2$ et estimer c et les autres coefficients. Ce qui permet d'obtenir \hat{c}_2 .
4. On répète les points 2 et 3 jusqu'à ce que l'on trouve des valeurs stables de \hat{c} et de γ . Une fois les valeurs stables trouvées, on peut estimer simultanément l'ensemble des paramètres.

Une fois que la stabilité est retrouvée, van Dijk et al. (2002) nous suggère, dans le but d'améliorer les résultats, de continuer les estimations en introduisant une nouvelle procédure dont le principe est simple. Il s'agit d'éliminer à chaque estimation la variable exogène dont la statistique- t du coefficient de régression est la plus petite et inférieure à 1 en valeur absolue. Toutefois, il faut éviter d'appliquer cette règle aux coefficients des variables qui appartiennent à la fonction de transition.

Une fois que nous avons défini notre approche qui se fait en deux étapes, on procède à l'estimation. Tout d'abord pour la série Andalousie, la première estimation nous a fourni des coefficients dont la valeur- p est extrêmement élevée ce qui indique qu'ils ne sont pas pertinents. Évidemment, nous continuons notre approche selon la méthode de Enders (2003) c'est-à-dire les étapes 2 et 3 telles qu'expliquée ci-haut. On se rend compte qu'après six itérations consécutives les valeurs des coefficients ($\gamma_1 = 0.005361$ $c_1 = 13.3397$) des variables de la fonction de transition changent très peu ($\gamma_5 = 0.005361$ $c_5 = 14.88366$) en plus de cela la somme du carré des résidus reste quasiment invariable ($S_1 = 83.928$ à $S_6 = 83.92591$) ce qui laisse supposer qu'il y a convergence; car de la 4^{ème} à la 6^{ème} itération les valeurs de γ , c et S restent inchangées et sont respectivement égales à $\gamma = 0.005361$, $c = 14.88366$ et $S = 83.92591$.

Lorsque nous commençons la procédure de van Dijk et al. (2002), les statistiques- t deviennent encore plus petites ce qui indique l'impertinence de cette procédure. C'est

pour cette raison que, dans le cadre de ce travail, on se limite seulement à l'approche d'Enders (1995).

Pour Navarre, après 4 itérations consécutives nous avons obtenus les résultats suivants : les valeurs des coefficients ($\gamma_1 = 1.623264$ $c_1 = -0.320293$) des variables de la fonction de transition restent inchangées ($\gamma_5 = 1.623264$ $c_6 = -0.320293$) en plus de cela la somme du carré des résidus reste aussi invariable ($S_1 = 65.13689$ à $S_6 = 65.13689$) ce qui laisse supposer qu'il y a convergence. Les résultats de Navarre semblent meilleures que celle de Andalousie. Les résultats de ces estimations sont consignés dans le tableau 6

3.4 Prévision

La prévision économétrique est un processus de sélection et d'estimation d'un modèle dans le but de prédire le futur. La période de prévision peut varier du court au long terme. Dans le souci de modéliser des phénomènes très proches de la réalité, les économistes ont tendance à construire des modèles économétriques qui comportent généralement beaucoup de variables et dont le nombre de retard est élevé. Or plus le nombre de variables dans un modèle est important, plus l'incertitude de l'estimation des coefficients du modèle devient grande ce qui réduit considérablement la précision des prévisions économétriques. En plus du problème de spécification, il existe d'autres raisons qui permettent d'expliquer les mauvaises prévisions. On pourrait citer entre autres les problèmes de rupture de structure des séries à prédire. Dans ce cas, les modèles nonlinéaires pourraient être utilisés pour améliorer les prévisions faites avec les modèles linéaires.

Les caractéristiques des séries chronologiques ont été utilisées pour construire un grand nombre de modèles de prévision macroéconomiques en coupe transversale. L'idée de base est de réduire au maximum le nombre de variables en transmettant toute l'information contenue dans un grand nombre de variables à un petit nombre de variables. Les calculs de prévision des modèles nonlinéaires doivent être faits avec beaucoup plus de précaution que ceux des modèles linéaires en raison de leurs caractères particuliers. Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988) puis Teräsvirta (1994) enfin van Dijk et al. (2000) ont décrit à travers une revue détaillée des procédures de prévision en contexte de modélisation STAR applicables à d'autres modèles nonlinéaires. Dans ce travail, nous faisons une synthèse de leurs articles en prenant comme exemple le modèle nonlinéaire ESTAR:

$$\text{Soit } y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \theta [\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p}] + \varepsilon_t = h(Y_t; \Theta) + \varepsilon_t \quad (16)$$

ou Y_t représente la partie linéaire et Θ représente la partie nonlinéaire.

$$\theta = (1 - \exp[-\gamma(y_{t-1} - c)^2])$$

et

$$h(Y_t; \Theta) = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \theta [\beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p}] \quad (16')$$

À partir de ces données, on peut énoncer la généralité suivante : la prévision de période i de la variable y_{t+i} au temps t est

$$y_{t+i/t}^f = E[y_{t+i} / \Omega_t] \quad (17)$$

et la prévision associée appelée également prévision des termes d'erreurs est telle que :

$$e_{t+i/t} = y_{t+i} - y_{t+i}^f \quad (18)$$

Ω_t représente l'historique de l'information disponible au moment de la prévision et indispensable à Y_{t+i} .

En supposant que le résidu aléatoire est d'une part additif et linéaire et d'autre part $E[\varepsilon_{t+1} / \Omega_t] = 0$ on peut alors déduire que la prévision d'une période de la variable aléatoire y_{t+1} est $y_{t+1/t}^f = E[y_{t+1} / \Omega_t] = H(Y_{t+1}; \Theta)$

qui correspond à la prévision optimale de période 1 d'un modèle linéaire $H(Y_{t+1}; \Theta)$. Toutefois, notons que si l'horizon de prévision est plus grand que 1, la procédure devient plus compliquée donc ne se fait plus de la même manière que pour une période car elle nécessite l'utilisation des méthodes d'intégration numérique (pour plus de détails voir Lundberg et Teräsvirta 2002).

Dans le cadre de ce travail, nous utilisons cette méthode de prévision statique dont le principe est le suivant : on prédit la période suivante avec seulement les données réelles (disponibles). Pour généraliser, dans le cas de la prévision statique, on utilise toujours les données exogènes c'est-à-dire celles fournies par l'institut de statistiques. Une fois que la prévision est faite, la prochaine étape consiste à évaluer la performance du modèle comme outil de prévision. Pour cela, on utilise des indicateurs qui nous renseignent sur les qualités statistiques de la prévision. L'indicateur statistique le plus couramment utilisé est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de la prévision communément appelée la « root mean square forecast error » (RMSE).

La RMSE pour une variable Δy_t est définie comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t^s - \Delta y_t^a)^2} \quad (19)$$

ou Δy_t^s est la valeur prévue de Δy_t , Δy_t^a est la valeur actuelle et T: le nombre de période. La RMSE est une mesure de l'écart entre les valeurs de la prévision et les valeurs actuelles.

Une autre statistique qui est importante dans l'évaluation des prévisions est le *coefficient d'inégalité de Theil* défini comme suit :

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t^s - \Delta y_t^a)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t^a)^2 + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t^s)^2}} \quad (20)$$

U est composé au numérateur par la RMSE et le dénominateur est tel que U est toujours compris entre 0 et 1. Si $U = 0$ alors $\Delta y_t^s = \Delta y_t^a$ et dans ce cas, la prévision est parfaite.

Par contre, si $U = 1$ alors la performance de la prévision est vraiment mauvaise. Le coefficient de Theil peut être décomposé de la manière suivantes :

$$\frac{1}{T} \sum (\Delta Y_t^s - \Delta Y_t^a)^2 = (\Delta \bar{Y}^s - \Delta \bar{Y}^a)^2 + (\sigma_s - \sigma_a)^2 + 2(1 - \rho)\sigma_s\sigma_a \quad (21)$$

ou $\Delta \bar{Y}^s, \Delta \bar{Y}^a, \sigma_s$ et σ_a sont les moyennes et les écarts-types des séries ΔY^s et ΔY^a et

ρ représente le coefficient de corrélation. À partir de ces informations, on peut définir

les proportions de l'inégalité de Theil qui sont :

$$U^M = \frac{(\Delta \bar{Y}^s - \Delta \bar{Y}^a)^2}{(1/T) \sum (\Delta Y_t^s - \Delta Y_t^a)^2} \quad (22)$$

$$U^S = \frac{(\sigma^s - \sigma^a)^2}{(1/T) \sum (\Delta Y_t^s - \Delta Y_t^a)^2} \quad (23)$$

$$U^C = \frac{2(1 - \rho)\sigma_s\sigma_a}{(1/T) \sum (\Delta Y_t^s - \Delta Y_t^a)^2} \quad (24)$$

Les quantités U^M , U^S et U^C sont appelées biais, variance et covariance de U et leur somme est égale à 1. Pindyck et Rubinfeld (1991, p.221) puis Bernard (2001) nous définissent les composantes du Coefficient de Theil de la manière suivante : U^M correspond à la portion de l'erreur de prévision relative à l'écart entre les moyennes de la prévision et les moyennes actuelles. Lorsque les valeurs de U^M sont comprises entre 0 et 0.2 on peut dire que le modèle permet de faire de bonnes prévisions. U^S correspond à la portion de l'erreur de prévision relative à la structure du modèle. Dans ce cas aussi, plus U^S est petit, meilleur est le modèle comme outil de prévision. U^C correspond à la portion de l'erreur de prévision relative aux résidus. Autant des petites valeurs des deux premières composantes sont des bonnes indications de la prévision autant une valeur élevée (proche de 1) de U^C est un indice favorable de bonne prévision.

Maintenant que nous avons établi les statistiques primordiales qui permettent d'évaluer la robustesse des prévisions, nous allons procéder à une comparaison entre les prévisions obtenues à partir des des modèles AR (4) et ESTAR pour les séries Andalousie et Navarre. Ensuite nous présentons les prévisions obtenues à partir des modèles AR (p) pour les trois autres séries.

Commençons d'abord par la série Andalousie. Le RMSE obtenu à partir du modèle ESTAR (tableau 9) est 1.267292 alors que celui obtenu avec le modèle AR(4) (tableau 8) est 1.066643. Ce premier indicateur statistique nous informe que le modèle AR(p) donne de meilleures prévisions pour la série Andalousie. Voyons maintenant le critère du coefficient de Theil. La prévision obtenue à par du ESTAR indique 0.795 alors que celui obtenue avec le AR(4) indique 0.605 dans ce cas aussi il est clair que le modèle

AR(p) fournit une meilleure estimation car son coefficient de Theil est le moins élevé. Dans les deux cas, la proportion biais et la proportion variance demeurent élevées (supérieur à 0.2) surtout dans le cas du ESTAR où la proportion biais vaut 0.447. Ceci indique clairement que le modèle linéaire est meilleur que le modèle ESTAR. Cette remarque est confirmée par la proportion covariance. Celle du modèle AR est plus proche de 1 que celle du modèle ESTAR (tableaux 8 et 9).

Dans le cas de la série Navarre, nous avons le même scénario c'est-à-dire que le RMSE de la prévision AR (4) est plus faible que celui de la prévision ESTAR 1.092 contre 1.427 alors que le coefficient de Theil du modèle ESTAR est plus élevé que celui du modèle AR (4); 0.730 contre 0.577. Les proportions biais et variance du modèle ESTAR de Navarre sont l'une des plus basses alors que la proportion covariance est la plus élevée de notre étude. Ces informations nous prouvent que dans le cas de la série Navarre la spécification du modèle ESTAR est la bonne. À la lumière de ces analyses, il apparaît que le modèle AR(4) fournit de meilleures prévisions que le modèle ESTAR.

Les prévisions (voir tableaux 8 et 9) des séries Rioja, Galicie et Madrid ont donné respectivement les couples RMSE et coefficient de Theil suivants: (1.258 ; 0.695), (0.684 ; 0.581) et (0.744 ; 0.552). Il ressort de cette comparaison l'information suivante: Les prévisions obtenues avec la Rioja sont les moins bonnes puisqu'elles présentent des indicateurs statistiques élevés alors qu'on souhaite maintenir ces indicateurs au plus bas niveau. Quant aux prévisions obtenues avec les séries Galicie et Madrid, le RMSE et le coefficient de Theil nous donnent des informations contradictoires. Ainsi le RMSE de la Galicie est moins élevé que celui de Madrid alors que le coefficient de Theil, obtenu

à partir des prévisions faites avec la série Madrid, est moins élevé. Dans ce cas, on se fierait plus aux résultats du coefficient de Theil pour départager les deux séries. Il s'avère donc que les prévisions faites avec Madrid sont meilleures. Il est important de noter que les proportions biais des séries Madrid et Galicie sont extrêmement élevées (0.640 et 0.613) alors que les proportions covariance sont faibles (0.163 et 0.352); ceci indique les modèles de ces deux séries doivent être révisés. Rioja présente des proportions acceptables ainsi la proportion biais (0.145) est comprise dans la fourchette tolérable, la proportion variance est un peu élevée (0.245) alors que la proportion covariance est intéressante (0.609).

Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons utilisé une procédure d'analyse classique des séries temporelles pour effectuer des prévisions statiques du taux de chômage espagnol. Nous avons étudié la spécification et l'estimation des modèles nonlinéaires. Nous avons pris le soin de présenter toutes les étapes importantes qui permettent d'effectuer une modélisation nonlinéaire. Nous avons trouvé que les séries Andalousie et Navarre suivent un processus ESTAR dont l'équation comporte des variables muettes aussi bien dans la partie linéaire que nonlinéaire. Alors que les séries Rioja, Galicie et Madrid suivent plutôt un processus linéaire. Les résultats des estimations de nos modèles nonlinéaires n'ont pas été à la hauteur de nos attentes. Les séries Andalousie et Navarre qui présentent des nonlinéarités ont retenu notre attention depuis le choix du retard optimal. Nous avons constaté que leur nombre de retard serait de 2 au lieu de 4 si nous avions opté pour le critère BIC lors de la sélection du retard optimal ce qui nous aurait probablement donné

de meilleures estimations. Enfin lorsque nous avons utilisé les modèles ESTAR et AR (p) pour effectuer des prévisions, des séries nonlinéaires, nous avons trouvé que les prévisions des AR(p) sont meilleures que celles des ESTAR. Pour expliquer cette situation, il est important de se rappeler que Van Dijk et Franses (2003, 727) recommandait de bien choisir le modèle nonlinéaire adéquat sinon les résultats des prévisions pourraient s'avérer insatisfaisants. Dans notre cas, on devrait se demander si le modèle ESTAR est approprié à nos données.

D'autres travaux pourraient suivre les recommandations de Van Dijk et Franses (2003, 727) en choisissant le modèle nonlinéaire approprié selon la méthode du « ...weighted tests of equal forecast accuracy. ». Ces travaux pourraient aussi pourrait introduire les étapes 4 à 6 telles que décrites par Van Dijk et al. (2002, p. 18); ce qui rendrait leurs études beaucoup plus proche des premiers travaux sur les modèles STAR.

BIBLIOGRAPHIE

- Bernard, J-T. (2001) 'Un modèle intégré de la demande totale d'énergie. Application à la province du Québec'. Consulté le 05 janvier 2006 sur le web (<http://www.green.ecn.ulaval.ca/chaire/2001/2001-1.pdf>)
- Blanchard, J., et Summers, H. (1987) 'Hysteresis in Unemployment'. *European Economic Review* No 31, pp 288- 295.
- Dolado, J., et Jimeno, F. (1997). 'The causes of Spanish unemployment: A structural VAR approach'. *European Economic Review* 41 1281-1307. ELSEVIER
- Eguia, B. et Echevarria, C. A. (2004). 'Unemployment rates and population changes in Spain'. *Journal of Applied Economics*, Vol VII, No I, pp. 47-76.
- Elliot, G., Rothenberg, J et Stock, J.H. (1996). 'Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root'. *Econometrica* 64, pp. 813-836
- Enders, W. (2003). *Applied Econometrics Time Series*, 2nd edition. Wiley. États-Unis.
- Girarrd-Vasseur, M. (2004). 'l'Europe: risque ou opportunité à saisir ? Le cas de l'Espagne et de l'Italie'. BNP Paribas.
- Granger, C.W.J. et Teräsvirta, T. (1993). *Modelling Nonlinear Economic Relationships*, Oxford: Oxford University Press.
- Haggan, V. et Ozaki, T. (1981). 'Modeling Nonlinear Random Vibrations Using an Amplitude-Dependant Autoregressive Time Series Model'. *Biometrika*, 68, 189-196.
- L'Horty, Y. et Rault, C. (2002). 'Les causes du chômage en France: une ré-estimation du modèle WS-PS'. EPEE Université Evry Val d'Essonne et EUREQua, Université Paris I Panthéon-Sorbonne.
- Lubrano, M., 2004. Consulté le 20 décembre 2005 sur le web (<http://www.vcharite.univ-mrs.fr/PP/lubrano/cours/Ch6.pdf>)
- Lundberg, S. et Teräsvirta, T. (2002). 'Evaluating GARCH Models'. *Journal of Econometrics* 110, 417-435.
- Luukkonen, R., Saikkonen, P. et Teräsvirta, T. (1988). 'Testing linearity against smooth transition autoregressive models'. *Biometrika* 75, 491-499.
- Martinez, T., 2000. 'Lutte de classe dans la capitale européenne du chômage : la Basse-Andalousie 1995-1996'. Consulté le 20 décembre 2005 sur le web (<http://home.earthlink.net/~lrgoldner/andalousie.html>)

Neftci, S. (1984). 'Are economic time series asymmetric over the business cycle?' *Journal of Political Economy*, 92, 307-328.

Nelson, C. R. et Plosser, C.I.(1982) 'Trends and Random walk in macroeconomics time series: some evidence and implications'. *Journal of monetary economics*. No 10, pp 139-162

Ng, S. et Perron, P. (2001). 'Lag length selection and the construction of unit root tests with good size and power'. *Econometrica* 69, 1519-15554.

Peel, D. A. et Speight, E. H. (2000). 'Threshold nonlinearities in unemployment rates :further evidence for the UK and G3 economies'. *Applied Economics*, 32, 705-715.

Pesaran, H. et Potter, S. M. (1992). 'Nonlinear dynamics and econometrics : An introduction'. *Journal of applied econometrics*. Vol. 7, S1-S7.

Piffeteau, H. (2003). 'Croissance: l'exception espagnole'. *Analyse économique* No13. Consulté le 20 décembre 2005 sur le web (<http://www.minefi.gouv.fr/Prevision/dpae/pdf/2003-096-13.pdf>)

Pindyck, R.S. et D.L. Rubinfeld (1991), Econometric Models and Economic Forecasts, 3e édition, McGraw-Hill.

Teräsvirta, T. (1994). 'Specification, estimation and evaluation of smooth transition autoregressive models'. *Journal of the American Statistical Association* 89, 208-218.

Teräsvirta, T. (1998). 'Modelling economic relationships with smooth transition regressions', in A. Ullah and D.E.A Gilles (editors), *Handbook of Applied Economic Statistics*, New York: Marcel Dekker, p 507- 552.

Teräsvirta, T.et Anderson, H.M. (1992). 'Characterizing nonlinearities in business cycles using smooth transition autoregressive models'. *Journal of Applied Econometrics* 7, S 119- S136.

Toharia, L. et García-Serrano, C. (2004). 'Politiques nationales du marché du travail' *Obervatoire Européen de l'Emploi*.

Trabelsi, J. (1997). 'Les tests de racine Unitaire et les modèles ARCH: application au taux de chômage'. *Économie et Prévision* No 131.

Tsay, R. S. (1989). 'Testing and modeling threshold autoregressive processes'. *Journal of the American Statistical Association* 84, 231- 240.

Van Dijk, D. et Franses, P.H. (2003). 'Selecting a nonlinear time series model using weighted tests of equal forecast accuracy'. *Oxford Bulletin of economics and statistics* 65, pp. 727-744.

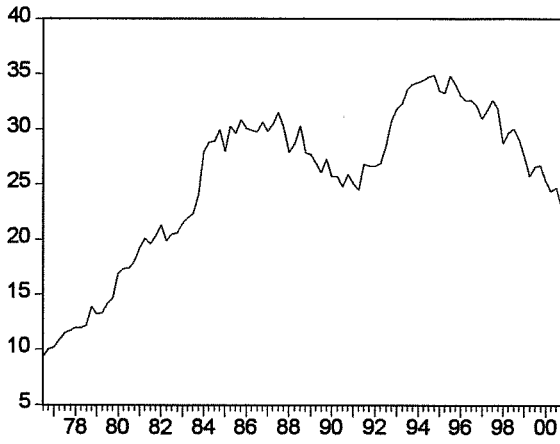
Van Dijk, D., Teräsvirta, T. et Franses, P.H. (2002). 'Smooth transition autoregressive models'. A survey of recent developments. *Econometric REViews* 21, 1-47.

Van Dijk, D. J. C. (1999). 'Smooth Transition Models: Extensions and Outlier Inference'. Ph.D Thesis. Tinbergen Institute. Series No 200.

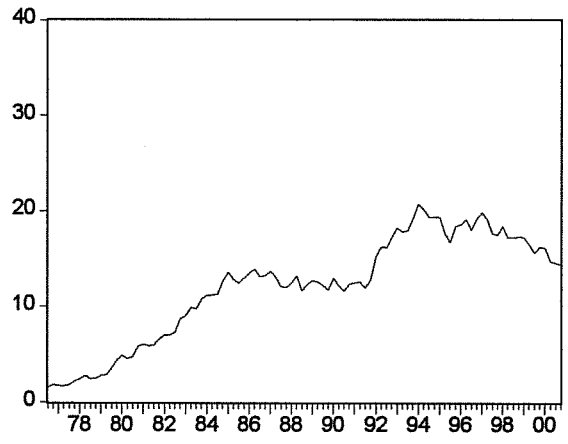
Yvars, B., (2000). 'La pensée économique espagnole dans l'Espagne autarcique (1939-1959)'. *Centre d'Économie du Développement*. Université Montesquieu Bordeaux IV

GRAPHIQUES

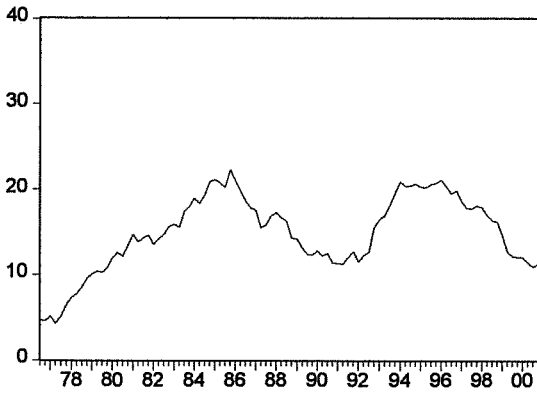
Graphe 1 : Taux de chômage de chaque commune



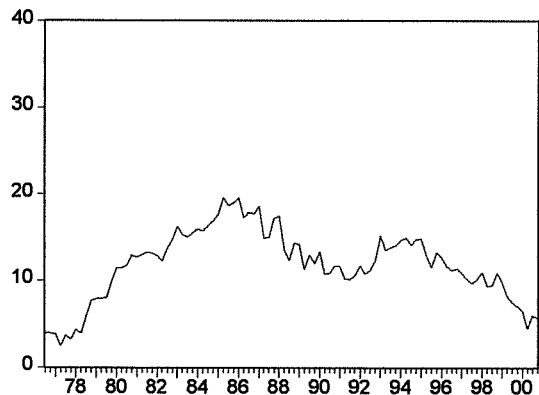
— ANDALUCIA



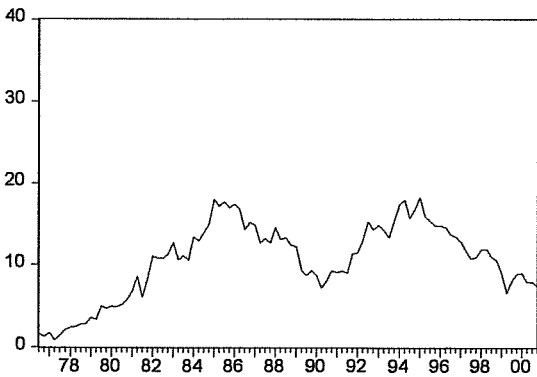
— GALICIA



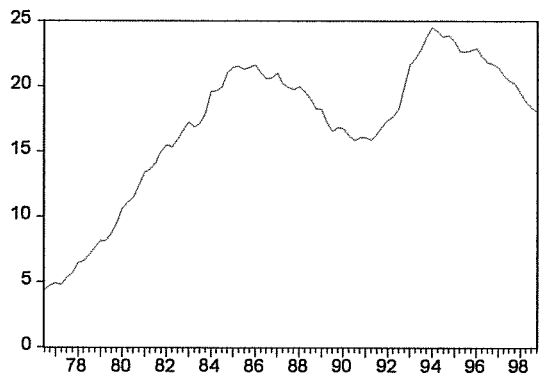
— MADRID



— NAVARRA

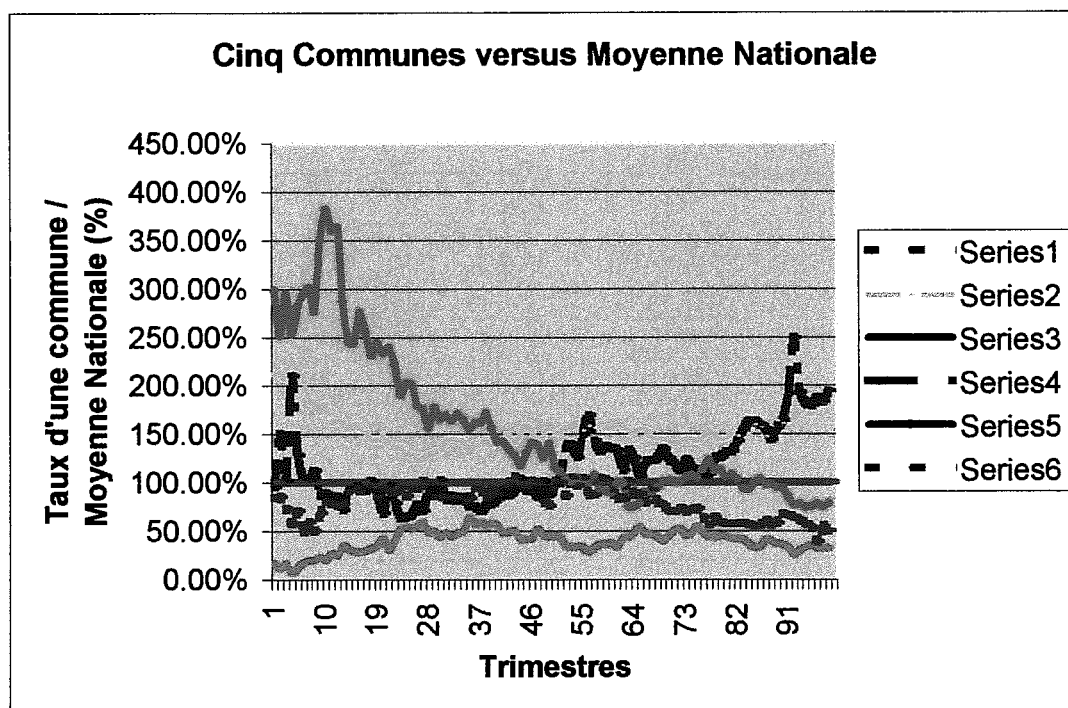


— RIOJA



— NATIONAL

Graphique 2 : Taux de chômage des cinq communes versus taux national



Séries 1 : Taux de chômage national

Séries 2 : Taux de chômage Andalousie

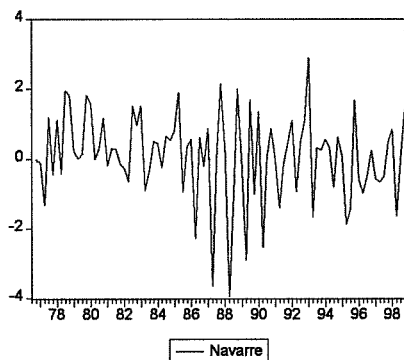
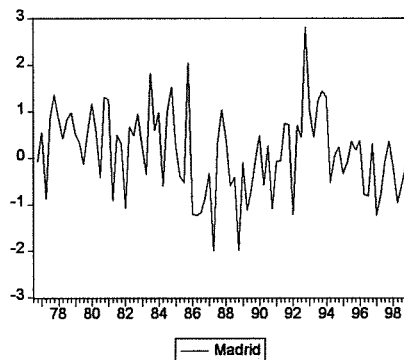
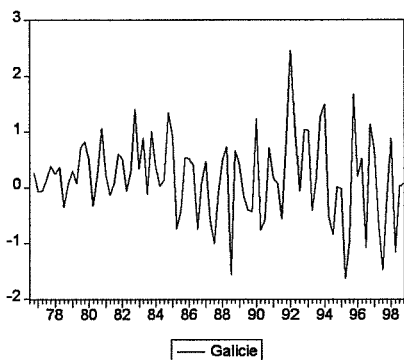
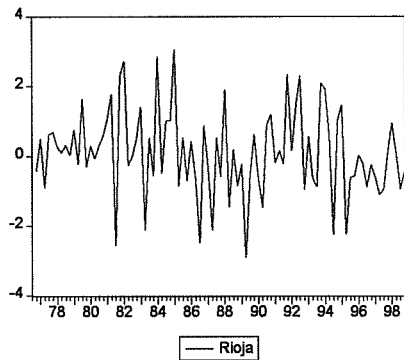
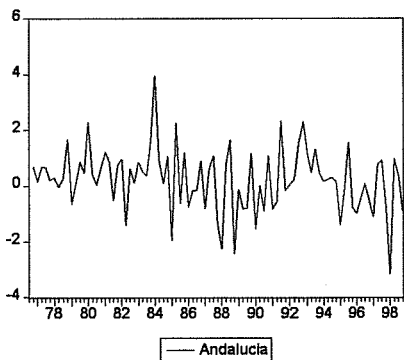
Séries 3 : Taux de chômage Rioja

Séries 4 : Taux de chômage Galicie

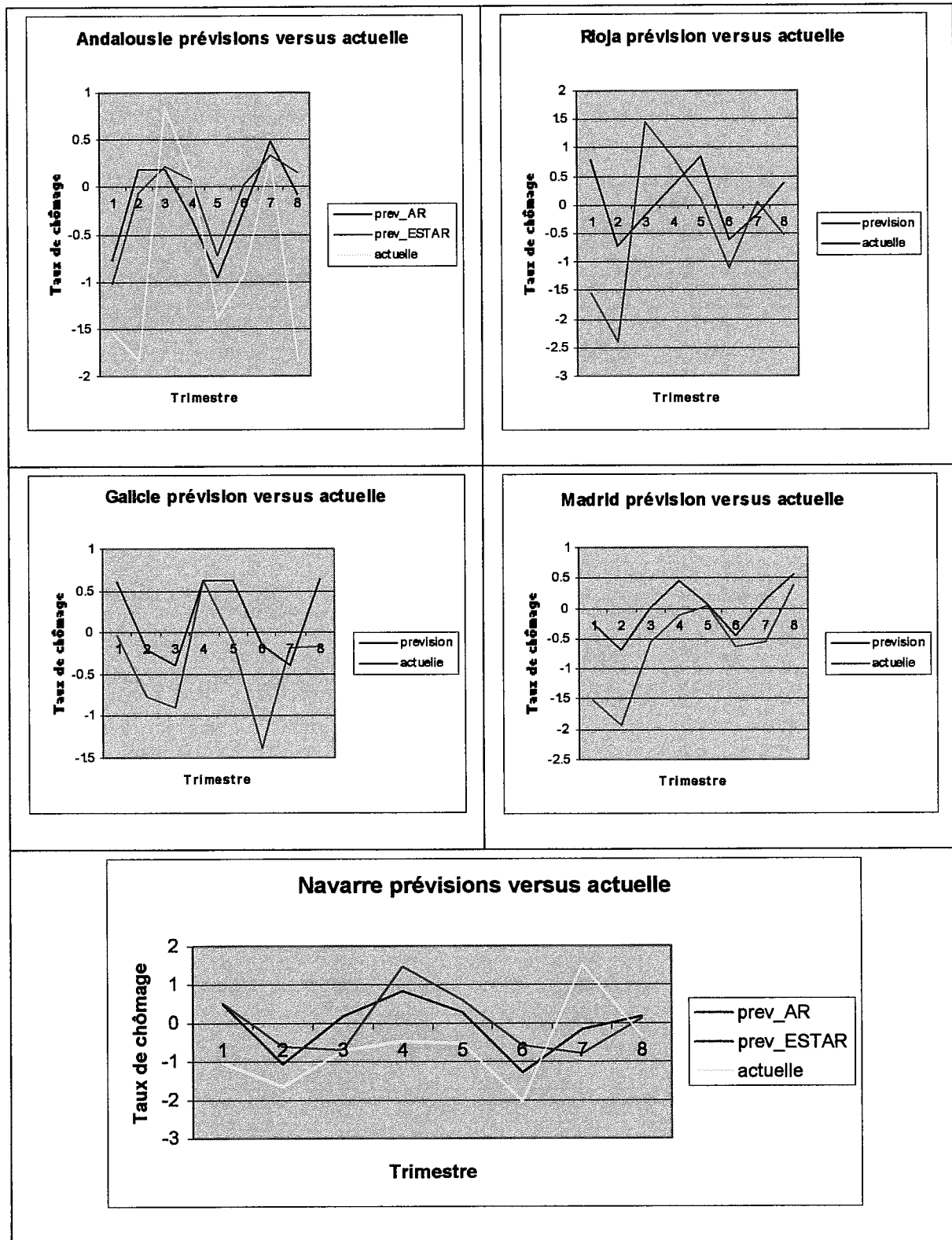
Séries 5 : Taux de chômage Madrid

Séries 6 : Taux de chômage Navarre

Graphique 3 : Premières différences des taux de chômage des cinq communes.



Graphique 4 : Comapraison des prévisions obtenues à partir des modèles linéaires versus les valeurs actuelles du taux de chômage.



TABLEAUX

Tableau 1: Tests de racine unitaire

	Nombre de retards k	statistique	1%	5%	10%
Niveaux : DF-GLS avec constante					
ANDALOUSIE	0	0.047	-2.591	-1.944	-1.614
RIOJA	0	-0.710	-2.591	-1.944	-1.614
GALICIE	10	-0.034	-2.594	-1.945	-1.614
MADRID	6	-0.034	-2.593	-1.945	-1.614
NAVARRÉ	5	-1.195	-2.593	-1.945	-1.614
Niveaux : DF-GLS avec constante et tendance					
ANDALOUSIE	0	-1.803	-3.641	-3.081	-2.788
RIOJA	0	-1.230	-3.622	-3.065	-2.773
GALICIE	6	-1.622	-3.645	-3.084	-2.791
MADRID	1	-1.160	-3.626	-3.068	-2.776
NAVARRÉ	5	-1.803	-3.641	-3.081	-2.788
Premières différences : ADF					
ANDALOUSIE	4	-2.276	-2.593	-1.945	-1.614
RIOJA	4	-2.801	-2.593	-1.945	-1.614
GALICIE	7	-1.714	-2.594	-1.945	-1.614
MADRID	8	-1.882	-2.594	-1.945	-1.614
NAVARRÉ	7	-2.109	-2.594	-1.945	-1.614
Premières différences : DF- GLS avec constante					
ANDALOUSIE	4	-2.036	-2.593	-1.945	-1.614
RIOJA	11	-1.685	-2.595	-1.945	-1.614
GALICIE	7	-2.006	-2.594	-1.945	-1.614
MADRID	8	-1.881	-2.594	-1.945	-1.614
NAVARRÉ	7	-2.107	-2.594	-1.945	-1.614

Tableau 2 : Choix du retard optimal (T = 73)

SÉRIES	Statistiques	p = 2	p = 4	p = 8	p = 12
ANDALOUSIE	AIC	3.285567	3.277177	3.3409	3.402707
	BIC	3.468201	3.520689	3.706168	3.889731
RIOJA	AIC	3.238403	3.25107	3.317517	3.407603
	BIC	3.421037	3.494582	3.682786	3.894628
GALICIE	AIC	1.914197	1.960067	1.954122	1.99223
	BIC	2.096832	2.203579	2.31939	2.479255
MADRID	AIC	2.519988	2.564439	2.621395	2.578902
	BIC	2.702622	2.807951	2.986663	3.065927
NAVARRÉ	AIC	2.959159	2.950825	3.016134	3.116096
	BIC	3.141793	3.194337	3.381402	3.603121

Tableau 3 : Tests Diagnostiques

Séries	ANDALOUSIE	RIOJA	GALICIE	MADRID	NAVARRÉ
Test de Jarque-Bera					
	5.026	0.096	0.620	0.140	12.442
Test de White					
Valeur-p	0.765	0.45	0.76	0.77	0.40
Chi 2	4.125	6.84	4.17	4.12	11.54
Test ARCH					
Valeur-p	0.968	0.43	0.80	0.968	0.73
Chi 2	0.002	0.62	0.06	0.002	0.12
Test du Multiplicateur de Lagrange (LM Test)					
Valeur-p	0.21	0.31	0.999	0.69	0.58
Chi 2	3.131	2.36	0.0002	0.75	1.08
Test de Ramsey					
Valeur-p	0.890442	0.27268	0.984016	0.263212	0.004009
Statistique-F	0.208193	1.325098	0.052501	1.353637	4.826491

Tableau 4: dérivées partielles LSTAR et ESTAR

	$\frac{\partial \theta}{\partial h_{t-d}}$	$\frac{\partial^2 \theta}{\partial h_{t-d}^2}$	$\frac{\partial^3 \theta}{\partial h_{t-d}^3}$
LSTAR	$\frac{\exp(-h_{t-d})}{1 + \exp(-h_{t-d})^2}$	$\frac{-\exp(-h_{t-d})(1 - \exp(-h_{t-d}))}{1 + \exp(-h_{t-d})^3}$	$\frac{\exp(-h_{t-d})(1 + \exp(-2h_{t-d}) - 4 \exp(-h_{t-d}))}{1 + \exp(-h_{t-d})^4}$
$h_{t-d} = 0$	1/4	0	-1/8
ESTAR	$2h_{t-d} \exp(-h_{t-d}^2)$	$2h_{t-d} \exp(-h_{t-d}^2) - 4h_{t-d}^2 \exp(-h_{t-d}^2)$	$-12h_{t-d} \exp(-h_{t-d}^2) + 8h_{t-d}^3 \exp(-h_{t-d}^2)$
$h_{t-d} = 0$	0	2	0

Tableau 5: Test pour la linéarité et la détermination du paramètre délai

délai	1	2	3	4	5	6	7	8
Andalousie								
χ^2 : 21.026								
TR2	9.945909	9.634707	10.99081	13.82241	24.52753	7.28676	14.12049	8.787204
Valeur-p de F	0.735418	0.75905	0.651904	0.42148	0.022288	0.905839	0.398946	0.8192
Rioja								
TR2	4.864617	8.10567	7.333821	1.307745	4.206168	2.058696	6.507378	8.672751
Valeur-p de F	0.623698	0.28522	0.353917	0.982589	0.71655	0.941397	0.59986	0.241302
Galicie								
TR2	7.136829	6.980499	2.807541	3.964707	1.260279	6.557679	8.09514	6.461856
Valeur-p de F	0.387542	0.403631	0.891671	0.764659	0.989291	0.449079	0.298014	0.459755
Madrid								
TR2	5.784291	5.626017	4.222611	2.563245	6.829839	6.058233	4.363065	7.177491
Valeur-p de F	0.519849	0.538755	0.713105	0.895737	0.403128	0.487813	0.695562	0.36801
Navarre								
TR2	12.31694	22.48592	6.628716	28.1462	18.43317	9.047052	12.79622	19.93175
Valeur-p de F	0.559819	0.047929	0.943036	0.005827	0.158327	0.816892	0.520145	0.105027

Tableau 6⁵ : Estimation AR (p)

Variables	Andalousie	Rioja	Galicie	Madrid	Navarre
Δy_{t-1}	-0.0328	-0.0643	0.1210	0.1975	-0.1148
	-0.2919	-0.5834	1.094	1.8533	0.3012
Δy_{t-2}	0.0077	0.1401	0.0898	0.2828	0.0335
	0.0695	1.2705	0.8115	2.6462	0.7626
Δy_{t-3}	0.1769				0.1139
	1.5873				0.3048
Δy_{t-4}	0.1798				0.2274
	1.5239				0.0417
D_{1t}	-0.2509	0.8875	3.6995	-0.0352	0.6710
	-0.9675	3.5135	-0.0352	-0.1926	0.0150
D_{2t}	0.1127	-0.6144	-0.2756	-0.59	-0.8696
	0.4324	-0.3174	-1.7606	-3.3105	0.0026
D_{3t}	0.3454	-1.1930	-0.4238	0.21	-0.1555
	1.3288	-0.5834	-2.8921	1.2317	0.5742
D_{4t}	0.2889	0.4508	0.6935	0.6472	0.5939
	1.1364	1.7828	5.1221	3.6877	0.0296
R^2	0.136922	0.215067	0.394166	0.274429	0.405532
AIC	3.171847	3.162152	1.887817	2.427736	2.943006
T (Nbre obser)	93	87	87	87	85

⁵ En face de chaque variable il y a 2 cellules. Une qui représente le coefficient et l'autre la statistique-t correspondante.

Tableau 7 : Estimation ESTAR

Variables	Andalousie	Navarre
D_{1t}	105.03	0.387951
	0.1476	0.776944
D_{2t}	97.52594	-0.405493
	0.146192	-0.857073
D_{3t}	95.00492	0.486798
	0.146149	1.018001
D_{4t}	92.44737	-0.102236
	0.145101	-0.220122
Δy_{t-1}	-9.400797	-0.559055
	-0.206041	-1.152549
Δy_{t-2}	-0.171320	-0.434167
	-0.085872	-2.057165
Δy_{t-3}	1.533155	-0.020565
	0.184935	-0.096270
Δy_{t-4}	1.350426	0.405917
	0.190886	2.290965
Δy_{t-1}	2.032867	0.264077
	0.037661	0.513503
Δy_{t-2}	0.344646	0.961497
	0.126508	2.741783
Δy_{t-3}	-2.380081	0.130230
	-0.386415	0.415898
Δy_{t-4}	-2.162574	-0.529526
	-0.454550	-1.608139
D_{1t}	-179.0104	0.826263
	-0.299030	1.003412
D_{2t}	-165.2486	-0.702424
	-0.287859	-0.866121
D_{3t}	-160.1359	-1.744241
	-0.284357	-2.275313
D_{4t}	-155.6180	1.760980
	-0.279131	1.979913
γ	0.005361	1.623271
	0.214667	1.463390
c	14.88366	-0.320293
	0.346472	-2.417558
R^2	0.249050	0.504973
AIC	3.225160	2.971717
T (Nbre obser)	85	85

Tableau 8 : Statistiques des prévisions des séries linéaires

	Andalousie	Rioja	Galicie	Madrid	Navarre
RMSE	1.066	1.259	0.684	0.744	1.092
Coeff Theil	0.869	0.695	0.581	0.552	0.577
Prop Biais	0.308	0.145	0.613	0.640	0.291
Prop Variance	0.239	0.245	0.033	0.195	0.075
Proportion Covariance	0.452	0.609	0.352	0.163	0.632

Tableau 9 : Statistiques des prévisions des séries nonlinéaires

	Andalousie	Navarre
RMSE	1.267	1.427
Coeff Theil	0.795	0.730
Prop Biais	0.447	0.214
Prop Variance	0.268	0.026
Proportion Covariance	0.283	0.759