

Analyse et prévision non linéaire de la conjoncture en Tunisie par un modèle STAR

Alimi Mohsen^{#1}, Rebai Abdelwaheb^{*2}

[#]Faculté des Sciences Économiques et de Gestion de Sfax-Tunisie, Université de Sfax.

^{*}FSEG-Sfax-route de l'aérodrome Km 4,5-
Sfax 3018. Tunisie.

¹Mohsen.Alimi@isaeg.rnu.tn

^{*}FSEG-Sfax-route de l'aérodrome Km 4,5-
Sfax 3018. Tunisie.

²abdelwaheb.rebai@fsegs.rnu.tn

Résumé— Dans ce papier, on se propose d'analyser et de prévoir l'évolution à court terme des fluctuations conjoncturelles en Tunisie. À cet égard, la plupart des études ont confirmé que pour expliquer la dynamique du cycle économique, généralement à caractère non-linéaire, il faut rapporter son comportement, à un processus non linéaire avec changement de régime. Les résultats ainsi obtenus ont prouvé que la spécification STAR (*Smooth Transition Auto-Regressive*) peut être globalement intéressante pour une interprétation conjoncturelle significative de la réalité économique.

Nous essayons d'apporter ici quelques éclairages théoriques qu'empiriques sur la modélisation STAR dont nous présentons les étapes. Compte tenu du caractère non linéaire de cette spécification, nous désirons mieux comprendre les mécanismes de fonctionnement de la conjoncture de l'industrie Tunisienne.

Mots clés— Conjoncture, Non-linéarité, Modèle STAR, Analyse prévisionnelle, Production industrielle en Tunisie.

I. INTRODUCTION

Étant donné que ces dernières années, suite aux évènements survenus après la révolution, l'analyse de la conjoncture en Tunisie a confirmé que celle-ci souffre d'une forte récession caractérisée particulièrement par une chute simultanée de la production industrielle et de l'activité des services marchands. Jusqu'aujourd'hui, des multiples efforts ont tenté de résoudre cette complication, mais malheureusement, ils sont tous échoués. L'aggravation de l'intensité de la crise est à l'origine d'un ralentissement du rythme de l'activité économique et financière.

En conséquence, plusieurs problèmes économiques et sociaux sont apparus de façons intenses à savoir l'inflation et le chômage. Or, comme la Tunisie confrontée à des nouveaux réformes économiques, politiques et sociales difficiles, est une économie fortement soutenue par l'Etat, pour faire face à cette situation ardue et répondre à ces problèmes sociaux urgents, ceci a incité la banque centrale de s'engager dès le début dans un choix stratégique prioritaire prévoyant non seulement le poursuivi mais aussi la modération de sa politique monétaire afin d'être plus souple et notamment apte pour relancer l'activité économique pour qu'elle soit durable et inclusive.

Cependant, jusqu'à maintenant le processus ainsi adopté s'est avéré incapable ni de déclencher une accélération atteignant les facteurs d'une croissance plus robuste, ni de corriger la situation de récession qui s'aggrave d'avantage.

Pourquoi? Et comment s'en sortir, sont des interrogations primordiales pour tout conjoncturiste et prévisionniste devant une problématique identique à celle que nous étions confrontés. La question cruciale de cette étude consiste donc à analyser et prévoir la conjoncture en Tunisie. Notre fil conducteur provient tout simplement de la nécessité d'étudier et de prédire le phénomène contemporaine de la dynamique de l'instabilité des fluctuations endogènes du cycle de l'indice de la production industrielle en Tunisie toute en s'appuyant sur les modèles à seuil avec transition lisse de type STAR (*Smooth transition autoregressive*) univariée.

Ce papier est articulé comme suit : la première section apportera quelques fondements théoriques sur la conjoncture et l'analyse prévisionnelle de la dynamique des fluctuations cycliques, une deuxième section donnera une représentation du modèle STAR. La troisième section énoncera les données disponibles. La quatrième section décrira la méthodologie économétrique d'estimation du cycle. La cinquième section présentera la technique de prévision non linéaire, et une seizième section discutera les résultats empiriques. Enfin, une conclusion qui résumera les résultats et les discussions.

II. FONDEMENTS THÉORIQUES

Étant donné que les systèmes économiques et financiers de la plupart des pays sont connus, actuellement, par les fluctuations de leurs comportements dynamiques qui passent par des profonds changements structurels. Dès lors, il est tout-à-fait raisonnable que la pratique de l'analyse conjoncturelle est devenue aujourd'hui comme une nécessité majeure.

L'analyse des fluctuations et la prévision conjoncturelle est donc devenue un domaine passionnant de recherche. L'analyse conjoncturelle se base essentiellement sur le traitement statistique des fluctuations. C'est l'idéal champ pratique de l'analyse macroéconomique de la conjoncture et l'analyse statistique des fluctuations qui réuni à la fois l'économiste et le

statisticien jouant ainsi les rôles du conjoncturiste et du prévisionniste en vue d'atteindre trois objectifs distincts et complémentaires :

- diagnostic sur la situation présente et le mouvement de l'économie ;
- analyse statistique des rapports dynamiques explicatifs des fluctuations de l'économie ;
- prévision de court terme de l'économie.

Ces trois niveaux d'analyse sont basés sur l'hypothèse selon laquelle la dynamique non linéaire des modèles STAR univariés peuvent être utiles non seulement pour prendre des mesures empiriques du cycle et établir une modélisation des fluctuations des variables mais aussi pour expliquer les échanges possibles des états dynamiques que peuvent subir les données empiriques à des moments différents.

L'étude de la dynamique des fluctuations des séries macroéconomiques et l'examen de leurs évolutions futures à l'aide des nouveaux développements économétriques constituent alors un thème de recherche d'actualité, qui s'intéresse à la modélisation non-linéaire des cycles. Ce thème important a fait aujourd'hui l'objet d'un grand débat sur l'utilité de comprendre puis modéliser et en suite prévoir la dynamique des fluctuations cycliques. Selon Bosserelle (2000), ce qui a suscité l'essor de cet axe de recherche c'est d'une part le regain d'intérêt des différentes typologies de sources des fluctuations auxquels sont confrontées les variables et également d'autre part la riche variété des modèles économétriques employés en modélisation empirique.

Sur le plan théorique, contrairement aux classiques qui préconisent l'hypothèse de l'équilibre générale où le système économique est considéré toujours stable et maintenu à son état d'équilibre sans crise, les théoriciens du cycle ont inventé, pour la première fois, la notion de la fluctuation cyclique pour décrire toute perturbation cyclique provoquant l'instabilité de l'activité autour de son sentier de croissance économique. Donc, suite à cette définition, ces derniers négligent l'hypothèse de stabilité et le postulat d'équilibre général et admettent au contraire la possibilité d'avoir des crises qui frappent le système économique déséquilibré de différentes ampleurs lors du retournement du cycle.

Néanmoins, la majorité des analyses théoriques contemporaines sur ce sujet ont confirmé que l'explication des fluctuations cycliques se diffèrent selon l'une des deux approches. D'une part, ceux qui défendent l'hypothèse fréquemment retenue par les fondateurs de la théorie du cycle exogène, selon laquelle un cycle est apparu comme le résultat de la diffusion des chocs provoqués par des impulsions exogènes. D'autre part, ceux qui défendent l'hypothèse alternative du cycle endogène qui considère qu'un cycle résultant des fluctuations autoentretenuées provoquées par des événements imprévisibles intrinsèquement liées au fonctionnement de l'économie n'aura pas besoin réellement de chocs ou d'autres sources exogènes d'excitation pour avoir son apparition. Dans ce cadre, il suffit de postuler l'idée admise par Vendetti (1996) et d'autres, portant sur la forte dépendance du système économique de la dynamique endogène de sa structure, dès que son instabilité naturelle engendre des

fluctuations cycliques autoentretenuées récurrentes, qui mènent les expansions aux récessions et inversement. C'est le cas entraîné par la présence d'un cycle endogène à caractère non linéaire.

La non-linéarité du cycle asymétrique a été étudiée pendant de nombreuses années, afin de postuler l'existence des états aux dynamiques différentes (plusieurs régimes) pour une même variable. Une approche empirique pour cela consiste de définir les différents états de régimes, afin de permettre la possibilité que le comportement dynamique d'une série dépend du régime du cycle à un moment donné, selon que l'économie est située en phase d'expansion ou dans une phase de récession. La formalisation d'un cycle endogène est étudiée, notamment, par Grandmont (1985) et Abraham-Frois (1995).

Afin d'étudier et de prédire le phénomène contemporaine de l'instabilité endogène des fluctuations des variables macroéconomiques qui est un sujet d'intérêt primordial aujourd'hui, il semble avantageux de faire recours à la modélisation STAR selon la méthodologie de Teräsvirta et Anderson (1992) et Teräsvirta (1994). Car ce type de spécification est capable d'expliquer l'irrégularité dynamique et l'instabilité des structures endogènes, tout en tenant compte de la possible d'existence de plusieurs états dynamiques qui se distinguent par leurs régimes différents¹.

Dans ce document, plusieurs questions que soulève l'analyse prévisionnelle du cycle endogène de l'indice de la production industrielle en Tunisie seront abordées de différents aspects. Nous tenterons en particulier, de montrer comment découvrir et spécifier la nature de la non-linéarité de la série de données de l'indice de production industrielle en Tunisie et ensuite de savoir si le modèle STAR est suffisant pour être utilisé pour répondre convenablement, tant à la modélisation, qu'à la prévision de la conjoncture industrielle.

III. REPRÉSENTATION DU MODÈLE STAR

Le modèle autorégressif de transition lisse STAR est initialement proposé dans sa forme univariée par Chan et Tong (1986), Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988). En général, le modèle STAR à deux régimes d'ordre p pour la variable y_t est donné par l'expression explicite (1),

$$y_t = \psi_{10} + \sum_{i=1}^p \psi_{1i} y_{t-i} + (\psi_{20} + \sum_{i=1}^p \psi_{2i} y_{t-i}) G(y_{t-d}; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (1)$$

où y_{t-d} est la variable de seuil de l'endogène, d est le paramètre de délai, c est le paramètre de seuil, $\gamma > 0$ est la

¹Contrairement aux modèles markoviens ou Markov Switching (MS) de Hamilton (1989), dans lesquels les régimes sont supposés cachés et ne peuvent pas réellement être observés, mais ils sont déterminés de façon probabiliste par une matrice de transition, fondée sur une chaîne de Markov d'une variable d'état inobservable et exogène. Cela implique que nous ne pouvons jamais être certains qu'un régime particulier s'est produit à un moment donné. Mais nous pourrions seulement associer des probabilités à l'apparition des différents régimes, où le passage de l'un à l'autre est déterminé, par un processus stochastique et exogène du type chaîne de Markov.

vitesse de transition lisse et la fonction mathématique continue $G(y_{t-d}; \gamma, c)$ est la fonction de transition lisse, qui change doucement sa dynamique de 0 à 1 quand y_{t-d} augmente. Le rôle de cette fonction de transition lisse est d'atténuer les changements de régimes par lissage. De ce fait, l'application pratique de la spécification (1), dépend de la manière avec laquelle l'expression explicite de la fonction de transition est définie. Car, des choix différents pour la fonction de transition donnent lieu à des différents types de dynamique caractérisant le comportement de changement de régime.

Une première forme de fonction de transition fréquemment utilisée dans la littérature est celle de la fonction logistique, dont l'expression explicite est définie par :

$$G_L(y_{t-d}; \gamma, c) = (1 + \exp(-\gamma(y_{t-d} - c)))^{-1} \quad (2)$$

où les expressions (1) et (2) donnent lieu au modèle logistique STAR (LSTAR). Sur la figure (1, a), la fonction de transition logistique varie de façon croissante et monotone en fonction de y_{t-d} pour différentes valeurs du paramètre de lissage $\gamma = 1; 5; 10$. Néanmoins, la transition de type monotone n'est pas toujours menée avec succès dans les applications relatives à la modélisation du cycle. Pour cela, une deuxième fonction est proposée par Teräsvirta et Anderson (1992), c'est la fonction de transition exponentielle, dont l'expression explicite est définie par :

$$G_E(y_{t-d}; \gamma, c) = 1 - \exp(-\gamma(y_{t-d} - c)^2) \quad (3)$$

où (1) et (3) donnent lieu au modèle exponentielle STAR (ESTAR). Sur la figure (1, b), la fonction de transition exponentielle est invariante et symétrique autour de c , ce qui rend identique la dynamique locale de y_t pour les grandes et petites valeurs de y_{t-d} , alors que le comportement de la portion au milieu en fonction du paramètre de lissage γ est différent.

De ce fait, théoriquement la spécification LSTAR permet de décrire une situation d'asymétrie où les cycles peuvent se caractériser par des dynamiques différentes, par contre le modèle ESTAR permet d'engendrer des dynamiques symétriques pour les phases d'expansion et de récession du cycle, mais avec des états intermédiaires caractérisées par des dynamiques différentes.

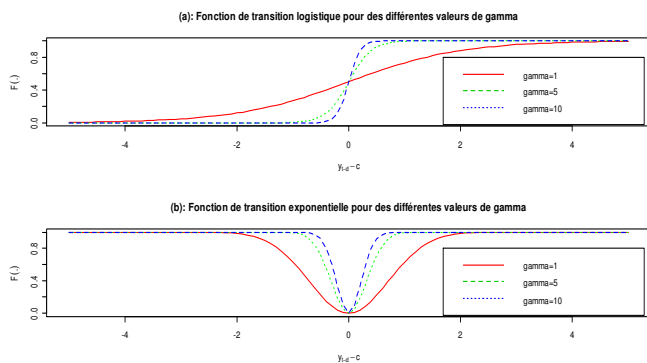


Fig. 1 Fonctions de transition (logistique et exponentielle) pour des différentes valeurs de gamma

IV. DONNÉES EMPIRIQUES

Dans cette étude, de caractérisation conjoncturelle de l'instabilité endogène créée par la dynamique des fluctuations cycliques, l'indice de la production industrielle (IPI) est considéré comme étant un indicateur statistique essentiel, puisqu'il mesure les variations de courte période des quantités produites dans les industries de transformation des biens, couvrant la production minière, la fabrication et les services publics (électricité, gaz et eau). Cet instrument sert couramment comme étant l'un des principaux indicateurs² synthétiques de la conjoncture des évolutions économiques à court terme.

Les données employées dans notre étude proviennent des Statistiques de l'Institut National de la Statistique de la Tunisie et portent sur la série mensuelle (base 100 en 2010) de l'indice de la production industrielle en Tunisie, durant la période allant de janvier 2000 à décembre 2014, dont une description statistique est portée sur le tableau I.

TABLE I
STATISTIQUES DESCRIPTIVES DE LA SERIE MENSUELLE D'IPI

Taille	Min	Max	Médiane	Moyenne	Variance
180	93.9	145.4	120.2	119.1328	166.3938

Source: Estimations faites par les auteurs.

L'examen graphique de la courbe portée sur la figure (2) de la série IPI en niveau montre que celle-ci est non stationnaire puisqu'il est évident que son évolution présente un effet de saisonnalité et en plus, le filtre Hodrick-Prescott HP montre bien qu'elle évolue dans le temps avec une tendance non linéaire et à la hausse du Janvier de l'année 2000 à Mai de l'année 2007, puis soudainement, le rythme de son évolution change et légèrement il commence à se décroître.

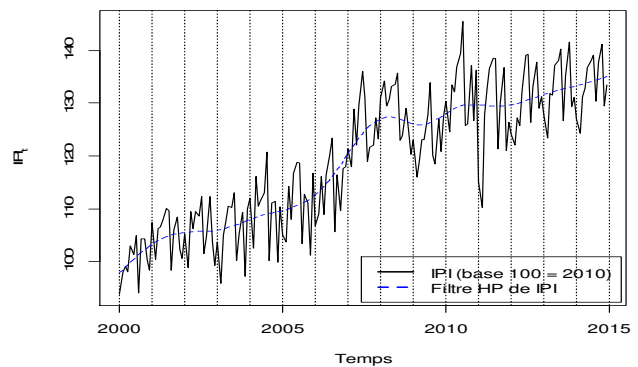


Fig. 2 Evolution de la série mensuelle de l'indice de production industrielle en Tunisie IPI de 2000:01 au 2014:12 (base 100 en 2010).

²Taux de croissance du PIB, taux d'inflation, taux de chômage, la balance commerciale, etc.

Après transformation logarithmique pour libérer les unités de mesures et introduire des unités de pourcentage relatives, avant de passer à l'estimation, la désaisonnalisation de ces données mensuelles à l'aide de l'opérateur de différence saisonnière Δ_{12} examinant des accroissements d'une année sur l'autre, nous permettons d'obtenir une série IPIcvs corrigée des variations saisonnières, où les interdépendances entre les observations dues aux effets saisonniers sont alors enlevées. La chute significative du niveau tendanciel de la série IPIcvs peut être visualisée sur la courbe (a) de la figure (3) de la série avec une tendance brisée à la date de rupture de Mai de l'année 2007 identifiée par un test de changement structurel au sens de Chow.

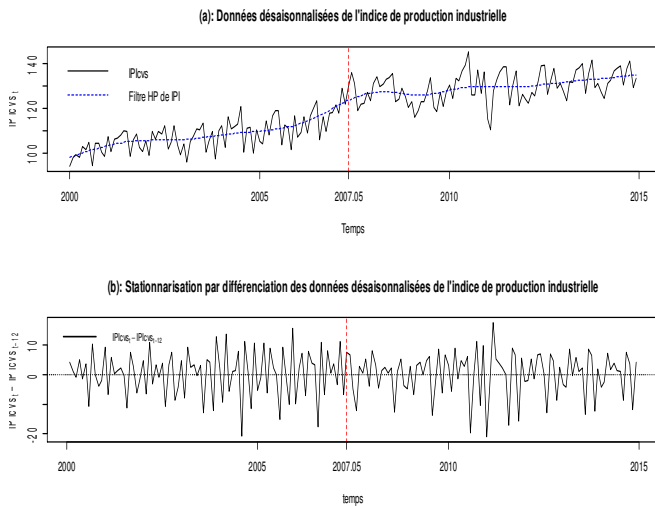


Fig. 3 Données IPI corrigées des variations saisonnières et stationnaires.

Pour le moment, ceci nous laisse penser si l'origine de cette non-linéarité vient de la présence de l'effet de seuil. Car la présence d'un trend coudé, peut être considérée comme un symptôme de la non-linéarité en moyenne de ces données. L'examen graphique de la courbe (b) illustrée par la figure (3), montre bien que la série corrigée des variations saisonnières obtenue après désaisonnalisation et différenciation semble être stationnaire avec un rendement mensuel globalement compris entre -20 et 10, oscillant autour de zéro.

V. MÉTHODOLOGIE D'ESTIMATION DU CYCLE

La méthodologie de spécification et d'estimation du cycle consiste de suivre la procédure décrite par Teräsvirta (1994), basée sur les cinq étapes suivantes:

- Étape 1 : Spécifier un modèle autorégressif linéaire AR(p) ;
- Étape 2 : Tester la linéarité pour différentes valeurs du paramètre de délai d et déterminer la valeur optimale de d, lorsque le test est rejeté ;
- Étape 3 : Choisir le modèle adéquat parmi des modèles LSTAR et ESTAR en utilisant une séquence de tests d'hypothèse ;

- Étape 4 : Estimer les paramètres du modèle STAR choisi ;
- Étape 5 : Évaluer le modèle adéquat.

Dans le cadre de ce papier, les étapes de cette procédure sont détaillées en brève comme suit :

1) Spécification du modèle AR(p)

À la manière de Teräsvirta (1994), nous avons fixé un nombre maximum de décalage égal à p=12 et nous avons essayé d'appliquer les critères d'information d'Akaike (AIC) et de Schwartz (SIC) de comparaison de différents processus autorégressifs AR(p) sur les données de la série IPIcvs stationnaire. Le calcul de ces deux critères pour différent nombre de retards de la série IPIcvs, a confirmé que le modèle AR(4) est déjà sélectionné en fonction de l'AIC.

Ensuite, nous avons essayé d'estimer par la méthode des MCO le modèle AR(4), nous avons obtenu un modèle estimé dont les coefficients sont significativement différents de zéro à un seuil de 1% sauf pour les deux premiers coefficients, les deux d'autres coefficients avec la constante ne sont pas satisfaisantes. Néanmoins, le coefficient de détermination R^2 mesurant la qualité d'ajustement linéaire est relativement faible, d'où cette spécification linéaire non-segmentée AR(4) ne donne pas la bonne approximation de la dynamique de la série IPIcvs étudiée. Donc, il se peut qu'une meilleure approximation soit obtenue avec une spécification de même type AR(4) mais cette fois segmentée. Pour vérifier ceci, nous allons d'effectuer le test de non-linéarité dans le cadre de la modélisation STAR, nous essayons tout d'abord de vérifier s'il y a vraiment une rupture structurelle dans la série temporelle IPIcvs à la date indiquée auparavant.

2) Test de non-linéarité

Selon Teräsvirta (1994), cette étape consiste à appliquer un test de linéarité de type LM sur les résidus du modèle AR(p) choisi. Sous l'hypothèse nulle le modèle est linéaire contre l'alternative d'un modèle non-linéaire de type STAR.

Pour le cas d'un processus LSTAR, en appliquant la procédure introduite par Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988), et pour faire face au problème d'identification des paramètres, Teräsvirta (1994) suggère d'approximer la fonction de transition LSTAR par son développement au sens de Taylor d'ordre trois qui donne alors comme régression auxiliaire celle donnée par l'expression suivante, tout en supposant que d est connue :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 w_t + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} y_{t-j} y_{t-d} + \sum_{j=1}^p \beta_{3j} y_{t-j} y_{t-d}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_{4j} y_{t-j} y_{t-d}^3 + e_t$$

Sous l'hypothèse nulle de linéarité,

$$H_0 : \beta_{2j} = \beta_{3j} = \beta_{4j} = 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

Ceci est équivalent au fait que le paramètre de transition γ est nul dans l'expression explicite de la fonction de transition logistique. Ainsi, la statistique lui est appropriée est celui du Multiplicateur de Lagrange LM distribuée asymptotiquement selon une loi de Khi-deux avec 3p degré de liberté,

$$LM = T \times \frac{(SCR_{H_0} - SCR_{H_1})}{SCR_{H_0}}$$

où SCR_{H_0} et SCR_{H_1} sont respectivement la somme des carrés des résidus du modèle de régression linéaire AR(p) sous l'hypothèse nulle et la somme des carrés des résidus du modèle de régression linéaire sous l'hypothèse alternative, basée sur la régression auxiliaire complète de y_t par w_t et $(w_t y_{t-d}^j)_{j=1,2,3}$.

En appliquant la même procédure déjà mentionnée, pour le cas d'un processus ESTAR, nous suggérons d'approximer sa fonction de transition par son développement au sens de Taylor d'ordre un qui donne alors comme régression auxiliaire l'expression qui suit, tout en supposant que d est connue :

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1' w_t + \sum_{j=1}^p \alpha_{2j} y_{t-j} y_{t-d} + \sum_{j=1}^p \alpha_{3j} y_{t-j} y_{t-d}^2 + e_t$$

Sous l'hypothèse nulle de linéarité,

$$H_0 : \alpha_{2j} = \alpha_{3j} = 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

La statistique lui est appropriée est celui du LM distribuée asymptotiquement selon une loi de Khi-deux avec 2p degré de liberté. En effectuant ces deux tests de linéarité, le paramètre de délai d est fixé arbitrairement. Pour déterminer le paramètre de délai d, chaque test de linéarité de type LM sera basé sur des différentes valeurs de d ($1 \leq d \leq D$).

La statistique LM sera calculée pour différentes valeurs du paramètre de délai d, si l'hypothèse nulle est rejetée pour au moins un d, alors la valeur appropriée \hat{d} de d est à estimer, nous choisissons celle avec le plus petit p-value, qui donne également le test ayant la plus grande puissance. Les résultats de ce test sont présentés dans le tableau II et montrent que la linéarité est toujours rejetée au seuil de 5% pour d=3, ce qui confirme qu'il y a vraiment une rupture structurelle dans la série IPIcvs à la date indiquée auparavant et que d=3 est le paramètre de délai approprié.

TABLE II

RESULTATS DU TEST DE LINEARITE ET CHOIX OPTIMAL DU PARAMETRE DE DELAI

H_0	d=1	d=2	d*=3	d=4
	1.604 (0.0149)	1.751 (0.0128)	2.891 (0.0043)	1.830 (0.0153)

Source: Estimations faites par les auteurs.

(*) Indique la valeur optimale choisie du paramètre de délai au seuil de 5%. Les chiffres entre parenthèses sont les p-values du test de linéarité de type LM.

3) Choix entre les modèles LSTAR et ESTAR

Après avoir fortement rejeté l'hypothèse nulle de la linéarité, l'étape suivante consiste à choisir le modèle STAR adéquat parmi les modèles LSTAR et ESTAR, en appliquant une séquence de tests imbriqués, comme suit :

$$H_{01} : \beta_{4j} = 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

$$H_{02} : \beta_{3j} = 0 | \beta_{4j} = 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

$$H_{03} : \beta_{2j} = 0 | \beta_{4j} = \beta_{3j} = 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, p$$

Les règles de la décision de choisir entre les modèles LSTAR et ESTAR sont données par Teräsvirta (1994). Tout d'abord, si H_{01} est la seule l'hypothèse nulle rejetée, cela peut être interprété comme une faveur du modèle LSTAR. Si H_{01} est acceptée, mais H_{02} est rejetée, cela peut être favorable pour le choix du modèle ESTAR. Si H_{01} et H_{02} sont acceptées, par contre H_{03} est rejetée, alors il faut sélectionner le modèle LSTAR. Nous pouvons également choisir le modèle adéquat en comparant les niveaux de significativité des trois statistiques de Fisher, si la p-value du test H_{02} est le plus petit parmi les trois, il sera avantageux de choisir le modèle ESTAR ; si ce n'est pas le cas, nous choisissons le modèle LSTAR.

TABLE III

RESULTATS DU TEST DE LINEARITE ET CHOIX OPTIMAL DU PARAMETRE DE DELAI

p*	d*	H_{01}	H_{02}	H_{03}	Transition
4	3	6.293** (0.002)	2.924 (0.201)	1.558 (0.639)	LSTAR

Source: Estimations faites par les auteurs.

(**) Indique un rejet de l'hypothèse nulle au seuil de 5% (p-value correspondante la plus faible). Le paramètre de délai (d*) choisi est celui qui maximise la statistique LM(d) et (p*) c'est l'ordre de retard retenu.

Les résultats portés sur tableau III montrent que la valeur du test de Fisher indique que H_{01} est la seule hypothèse rejetée au seuil de 5% et donc le modèle approprié dans ce cas d'analyse est le modèle LSTAR.

4) Estimer les paramètres du modèle LSTAR choisi

Après avoir spécifié le processus adéquat LSTAR via des tests de linéarité de type LM, l'étape suivante consiste à estimer la dynamique non linéaire du modèle LSTAR ainsi choisi. Le tableau IV donne les résultats de l'estimation des paramètres de ce modèle avec la méthode des moindres carrés non linéaires.

TABLE IIV

ESTIMATION DES PARAMÈTRES DU MODÈLE LSTAR

Linéaire					
Ψ_{12}	Ψ_{13}	Ψ_{14}			
0.32772* (2.432)	0.43109* (3.490)	-0.05341 (-0.399)			
Non Linéaire					
Ψ_{21}	Ψ_{22}	Ψ_{23}	Ψ_{24}	γ	c
-0.678* (-7.546)	-0.9531* (-5.439)	-0.6235* (-3.593)	-0.1226 (-0.752)	54.948 (0.30)	-0.445 (-0.93)

Source: Estimations faites par les auteurs.

(*) Indique un coefficient estimé statistiquement significatif au seuil de 5%. Les chiffres entre parenthèses se sont respectivement les t-student des coefficients estimés dans les parties linéaire et non linéaire du modèle.

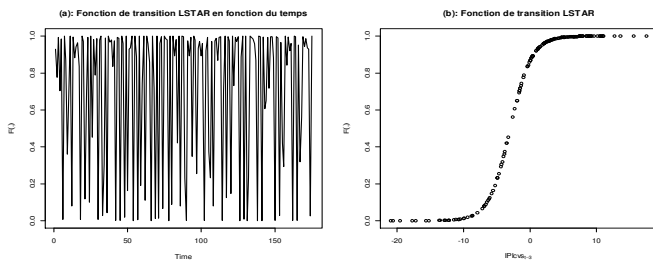


Fig. 4 La fonction de transition du modèle LSTAR estimé en fonction du temps et du variable de transition.

Ces résultats montrent que l'estimation de la valeur de seuil c est -0.445 qui est entre les valeurs observées de la variable étudiée, mais elle est assez faible, donc la plupart des observations sont dans la queue de droite de la fonction de transition logistique. La valeur estimée de γ est 54.948 , suggère que la transition d'un régime à l'autre est lente qui est montré dans la figure (4) de la fonction de transition logistique en fonction du temps en (a) et en fonction de la variable de transition $IPIcv_{t-3}$ en (b).

VI. PRÉVISION NON LINÉAIRE

Nous allons consacrer cette partie à la construction des prévisions ponctuelles.

1) Prévision ponctuelle

Selon Granger et Terväsvirta (1993), les prévisions ponctuelles d'un modèle non-linéaire de type STAR doivent être générées numériquement comme suit.

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}; \Psi) + \varepsilon_t$$

C'est un modèle non linéaire de type STAR avec un terme d'erreur additif, où Ψ est le vecteur de paramètres et $\varepsilon_t \sim iid(0,1)$. La prévision ponctuelle avec une seule pas de y_{t-1} s'écrit, $y_{t+1|t} = f(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-p+1}; \hat{\Psi})$

où $\hat{\Psi}$ indique que les estimations des paramètres sont obtenues à partir d'observations jusqu'à la période de temps t . Or, comme il n'existe pas de forme analytique générale à ces prévisions sur un horizon qui dépasse le un pas. Alors, nous utilisons l'approche de bootstrap selon la démarche de Lundbergh et Teräsvirta (2002).

2) Évaluation de la prévision ponctuelle

La technique de Diebold et Mariano (1995) consiste à comparer, sous l'hypothèse nulle, les prévisions ponctuelles, à partir de deux modèles concurrents, ayant les qualités prédictives similaires, au moyen de trois statistiques. Étant donné deux modèles M_1 et M_2 produisant n prévisions successives à l'horizon h . Soit d_t est le différentiel de perte, c'est-à-dire l'écart des valeurs de la fonction de perte associée aux prévisions des modèles M_1 et M_2 défini par :

$$d_t = f(\hat{\varepsilon}_{t+h|t, M_1})_{t=1, \dots, n} - f(\hat{\varepsilon}_{t+h|t, M_2})_{t=1, \dots, n}$$

Ce test consiste à comparer les propriétés prédictives de M_1 et M_2 en vérifiant les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : E[d_t] = 0 \\ H_1 : E[d_t] \neq 0 \end{cases}$$

Sous l'hypothèse nulle, la statistique du test DM s'écrit :

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sigma_{\bar{d},0}} \xrightarrow{asy} N(0,1)$$

où $\bar{d} = (n)^{-1} \sum_{i=1}^m d_i$ et $\sigma_{\bar{d},0}^2$ désignent respectivement la moyenne empirique des différentiels de perte d_t et sa variance de long terme. La règle de décision consiste à rejeter l'hypothèse nulle d'égalité de l'adéquation prédictive, au seuil de confiance de 5%, si $|DM| > 1.96$. Les résultats de ce test sont rapportés sur le tableau V.

TABLE V
RESULTATS DU TEST DE DIEBOLD ET MARIANO (1995)

	LSTAR*	ESTAR	AR(4)
MSE	26170.2**	29920.7	41320.8
MAE	254.6**	287.9	529.1
DM	1.03**	2.66	

Source: Estimations faites par les auteurs.

(*, **) Indiquent le vrai modèle qui spécifie correctement le processus générateur de données (resp. les qualités prédictives sont plus performantes).

VII. DISCUSSION ET CONCLUSION

Le recours à l'analyse conjoncturelle et l'analyse statistique des fluctuations nous a permis d'appréhender une meilleure représentation des dynamiques non-linéaires des fluctuations endogènes autoentretenues du cycle de l'indice de la production industrielle en Tunisie à l'aide de la modélisation STAR univariée et aussi de munir une analyse prévisionnelle. D'abord, nous avons pu mettre en évidence la présence d'un changement structurel de la série IPIcv en appliquant un test de linéarité de type LM. Le rejet de l'hypothèse de linéarité admet comme avantage de pouvoir spécifié, estimé et validé un modèle LSTAR adéquat à notre étude. En fin, nous avons procédé par une analyse prévisionnelle à l'aide de ce type de modélisation et nous avons essayé de comprendre si c'est approprié pour la prévision ponctuelle non-linéaire des données en utilisant le modèle LSTAR déjà trouvé. À partir des résultats ainsi élaborés sur le tableau V, ceci a comme avantage de pouvoir validé les performances prédictives de la modélisation LSTAR dans le cadre de cette analyse.

REFERENCES

- [1] G. Abraham-Frois, *Dynamique Économique*, Dalloz, 1995.
- [2] E. Bosserelle, "Cycles Exogènes ou Cycles Endogènes?" *Vie et Sciences Economiques*, vol. 156, pp. 14-29, 2000.
- [3] K. S. Chan and H. Tong, "On Estimating Thresholds in Autoregressive Models," *Journal of Time Series Analysis*, vol. 7(3), pp. 179-190, 1986.
- [4] F. X. Diebold, and S. M. Roberto, "Comparing Predictive Accuracy," *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 13(3), pp. 253-263, 1995.
- [5] J. M. Grandmont, "On Endogenous Competitive Business Cycles," *Econometrica*, vol. 53(5), pp. 995-1045, 1995.

- [6] C. Granger, and T. Teräsvirta, "*Modelling nonlinear economic relationships*," Oxford University Press, Oxford, 1993.
- [7] J. D. Hamilton, "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle," *Econometrica*, vol. 57(2), pp. 357-384, 1989.
- [8] S. Lundbergh, and T. Teräsvirta, "Forecasting with Smooth Transition Autoregressive Models," In *A companion to economic forecasting*, eds. C. P. Michael and D. F. Hendry, Chapitre 21. pp. 485-509. Oxford: Blackwells, 2002.
- [9] R. Luukkonen, P. Saikkonen, and T. Teräsvirta, "Testing linearity against smooth transition autoregressive models," *Biometrika* vol. 75, pp. 491-499, 1988.
- [10] J. Sjöberg, "Prediction of industrial production based on nonlinear time series models," *Mathematical Statistics Stockholm University*, Examensarbete, paper 3, 2010.
- [11] T. Teräsvirta, and H. M. Anderson, "Characterizing Nonlinearities in Business Cycles using Smooth Transition Autoregressive Models," *Journal of Applied Econometrics*, vol. 7(1), pp. 119-136, 1992.
- [12] T. Teräsvirta, "Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 89(425), pp. 208-218, 1994.
- [13] A. Venditti, "Endogenous Cycles with Small Discounting in Multisector Optimal Growth Models: Continuous Time Case," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 88(2), pp. 453-474, 1996.