AgEcon SEARCH
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search
http://ageconsearch.umn.edu
aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

Crises et changements structurels dans la consommation alimentaire : un système structurel de demande

Mario MAZZOCCHI

Cahiers d'économie et sociologie rurales, n° 54, 2000

Mario MAZZOCCHI*

Shocks and structural change in food consumption: structural demand system

Summary – *This paper suggests a structural approach to demand modelling, which should help to better catch the modifications in consumer habits towards food and to identify sudden changes as those due to the release of information on food safety. In fact, traditional food demand models lose their reliability when significant structural changes occur over the time period under concern, especially when those changes are due to sudden food scares. Demand systems need to be modified in order to consider such changes. The structural approach suggested in this paper, once the hypothesis of parameter stability has been tested and rejected by appropriate tests, is based on the stochastic specification of some or all of the model coefficients. Maximum likelihood estimates of the parameters are obtained using the EM algorithm. An application on meat demand in Italy and the BSE crisis is proposed. The results show the relevance of the sudden BSE break of March 1996. However the changes in the expenditure share levels are accompanied by a sign inversion in the demand trend, which suggests that the initial shock tends to be reabsorbed. For the beef equation, the time-varying Marshallian own-price elasticity and the expenditure elasticity computed through the time-varying coefficients are analysed. The fall in the expenditure elasticity and the rise in the own-price elasticity suggest some effects due to the loss in consumer trust towards beef. Just after the food scare, prices tend to become a quality-proxy, so consumers avoid the low-price beef. On the other hand, the demand for food safety is income-elastic and as beef is perceived as a less safe food, the expenditure elasticity decreases. This is just one interpretation to the 'lack of rationality' emerging from the data if the BSE crisis is not explicitly considered. In general, the possibility to have time-varying estimates opens the way to acquire information about the time patterns of food consumption habits, such as changes in trends or changes in price and expenditure elasticities. The limits of the suggested approach mainly lie in the large amount of data required by the estimation method, in order to avoid undesirable effects linked to the choice of the initial values.*

Key-words:
structural demand system, structural change, BSE, meat consumption, EM algorithm

Crises et changements structurels dans la consommation alimentaire: un système structurel de demande

Résumé – Les modèles traditionnels de demande perdent leur fiabilité lorsque, pendant la période d'analyse, d'importants changements structurels apparaissent et, en particulier, lorsque ces changements sont dus à de soudaines crises alimentaires. Les systèmes de demande doivent être modifiés afin de prendre en considération ces changements. L'approche structurelle proposée dans cet article, une fois que l'hypothèse de stabilité des paramètres a été rejetée par les tests appropriés, est fondée sur une spécification stochastique de certains ou de tous les coefficients du modèle. L'estimation selon la méthode du maximum de vraisemblance est basée sur l'algorithme EM. Une application à la demande de viande en Italie et à la crise de l'ESB est également proposée.

Mots-clés:
système structurel de demande, changement structurel, ESB, consommation de viande, algorithme EM

* *Dipartimento di Scienze Statistiche, Università di Bologna, Via Belle Arti 41, 40126 Bologna, Italia*
e-mail: mazzocchi@stat.unibo.it

Je remercie les deux rapporteurs anonymes de la revue pour leurs suggestions constructives et leurs remarques détaillées, ainsi que Lucie Sanchez pour l'aide précieuse qu'elle m'a apportée.

L'APPARITION d'importantes crises alimentaires en Europe, et leur impact sur la demande, ont récemment conduit de nombreux chercheurs à analyser la réponse du consommateur face à l'information sur la sécurité des produits alimentaires. Ce n'est pas une tâche facile, en particulier lorsque l'information concerne la défaillance du marché de la sécurité des produits alimentaires, comme dans le cas des crises alimentaires. En fait, le consommateur semble ne plus être rationnel, selon la définition traditionnelle de la « rationalité ». Un choc peut modifier les habitudes d'achat des ménages et des individus, non seulement en termes d'allocation des dépenses alimentaires, mais la perception différente du risque modifie également les élasticités prix et revenu. C'est la raison pour laquelle la modélisation traditionnelle de la demande apparaît souvent inadaptée, les modèles mettant en évidence une rupture structurelle qui modifie la relation existant entre la variable expliquée (la dépense alimentaire) et les variables explicatives (essentiellement les prix et le revenu). Il est encore plus difficile de déterminer quel est « l'impact structurel » d'un choc. De plus, afin d'adapter les modèles, il est souvent nécessaire d'adopter une spécification concernant l'évolution de la crise dans le temps. L'analyse du changement structurel de la demande alimentaire a toujours constitué une tâche importante pour les économistes ruraux, bien avant l'apparition des problèmes de crises alimentaires à grande échelle. L'amélioration de la modélisation de la demande et l'effort effectué pour la rendre plus sensible aux changements soudains et graduels peuvent aider les décideurs à donner une réponse adaptée aux nouveaux besoins du consommateur. Les récentes peurs alimentaires dans le secteur de la viande ont également montré qu'elles ne touchent pas seulement les produits alimentaires concernés. La perte de confiance du consommateur conduit à une crise concernant tous les produits similaires (qui cessent d'être des substituts) et le secteur dans son ensemble. Ainsi, un système de demande qui permet un changement structurel peut également aider à identifier et à quantifier des effets croisés.

Dans cet article, nous proposons une approche structurelle pour spécifier et estimer un système de demande. Une telle méthodologie permet de rendre variables dans le temps les paramètres du système, une fois définie la spécification stochastique. Le résultat est une série historique d'estimations des paramètres du système, desquelles on peut déduire des élasticités variables dans le temps [1]. L'analyse de l'évolution des paramètres et des élasticités peut fournir des indications utiles quant aux effets sur les comportements de dépense que l'on peut relier à des chocs liés à la sécurité des produits alimentaires. La méthode est illustrée par une application concernant l'impact de la crise de l'ESB sur les achats de viande et de poisson par les ménages italiens.

---

[1] En effet, les élasticités du système à paramètres constants varient également dans le temps, mais seulement en fonction de la variation des parts de dépenses. Par contre, dans le modèle proposé, les élasticités comprennent (à travers les coefficients variables) les variations dans le temps de la structure des préférences.

SYSTÈMES STRUCTURELS DE LA DEMANDE ALIMENTAIRE

Un excellent compte rendu des méthodes paramétriques et non paramétriques employées pour analyser les changements structurels de la demande alimentaire a été réalisé par Moschini et Moro (1996). La viande semble la catégorie d'aliments la plus sensible aux changements structurels des habitudes alimentaires. Sur ce thème, Smalwood *et al.* (1989) identifient et discutent onze travaux. Parmi ceux-ci, Chavas (1983) utilise une spécification avec paramètre dynamique (TVP). L'approche la plus répandue quant aux modèles de demande avec des variations de paramètres dans le temps est probablement celle présentée par Moschini and Meilke (1989), qui estiment un système de demande avec changement de régime pour la viande et le poisson et mettent en évidence un changement significatif dans les termes constants et les coefficients de dépense. La même approche, à quelques variations près, est également proposée par Rickertsen (1996), Burton et Young (1996) et, plus récemment, par Mangen et Burrell (1999). Les deux dernières analyses concernent la crise de l'ESB. En outre, les *Cahiers d'Economie et Sociologie Rurales* ont consacré un numéro spécial (n° 50, 1999) à la crise de l'ESB. Deux articles concernaient les effets sur la demande en Grande-Bretagne (Burton, Young et Cromb, 1999) et en Norvège (Gustavsen, 1999). Un autre numéro spécial, de la *European Review of Agricultural Economics* en 1996, a concerné le changement structurel. Parmi les articles publiés, Yen *et al.* et Burton *et al.* utilisent un modèle *double-hurdle*. Une équation unique de demande avec paramètres stochastiques est estimée par Al-Kahtani et Sofian (1995) grâce au filtre de Kalman. Bertail et Combris (1998) ont aussi examiné les techniques de filtration pour étudier l'évolution d'un paramètre dans les enquêtes répétées, avec application à un panel avec rotation sur la consommation. Dans une perspective non paramétrique, Moro (1997) a analysé les méthodes existantes et s'est concentré sur le test de l'axiome généralisé des préférences révélées (GARP).

Cependant, l'adoption d'un modèle de demande de type TVP devrait être évitée lorsque les tests de stabilité les plus utilisés échouent dans le rejet des hypothèses de constance des paramètres [2]. Afin de vérifier la significativité de la rupture structurelle, la version prévisionnelle illustrée par Fisher (1970) utilise le test de Chow (1960). Dans la littérature, il existe des méthodes plus sophistiquées pour l'identification de la rup-

[2] Une vaste révision des aspects statistiques et économétriques relatifs au changement structurel des variables économiques est proposée par Hackl (1989). Basseville et Nikiforov (1993) illustrent en détail les algorithmes pour l'identification des ruptures soudaines dans plusieurs disciplines. L'approche bayésienne est décrite entre autres par Broemeling (1985 ; chap. 7 et pp. 410-425). Plus récemment, le changement structurel a été analysé dans le contexte de la théorie de la cointégration à partir des travaux de Perron (1989), à travers la généralisation de Zivot et Andrews (1993) et jusqu'à l'interprétation bayésienne de Marriot et Newbold (2000).

ture structurelle (Basseville et Nikiforov, 1993). Cependant, bien que simple et relativement ancien, le test de Chow est suffisamment puissant dans la situation en question où le modèle est linéaire, la date de la rupture connue, et l'hypothèse de variance constante des résidus avant et après le choc n'est pas rejetée (Greene, 1993, p. 216; Davidson, MacKinnon, 1993, pp. 374-377). Afin de détecter la présence d'un changement structurel sans prendre en compte l'information sur la date de la rupture, on a également appliqué les tests de CUSUM et CUSUMSQ basés sur les résidus récursifs (Brown, Durbin et Evans, 1975).

L'approche décrite ici, lorsque les hypothèses de stabilité des paramètres ont été rejetées par les tests mentionnés ci-dessus, consiste à proposer une spécification stochastique de certains ou de tous les coefficients du modèle. Bien entendu, ceci engendre un certain nombre de problèmes que cet article n'a pas la prétention de résoudre.

Spécification

Pour différentes raisons, l'intérêt pour l'approche structurelle a considérablement augmenté au cours de la dernière décennie. Ces modèles sont basés sur des principes simples et intuitifs, mais donnent lieu à un grand nombre d'applications à des degrés divers de complexité. De plus, les modèles structurels représentent un trait d'union entre l'analyse classique des séries temporelles (modèles ARIMA de Box et Jenkins) et l'économétrie. L'intérêt croissant pour cette méthode est également dû aux progrès rapides des instruments informatiques, qui permettent aujourd'hui d'effectuer un grand nombre de calculs en un temps relativement limité, ce qui est nécessaire pour l'estimation des modèles structurels. L'étude la plus complète et détaillée sur les modèles structurels de séries chronologiques est certainement l'ouvrage de Harvey (1989), où ceux-ci sont définis comme des modèles formulés en termes de composantes d'intérêt ne pouvant être directement observées mais ayant une interprétation directe. L'approche structurelle (ou des composantes non observables) est étroitement liée aux modèles gaussiens espace-état et au filtre de Kalman (voir le paragraphe suivant). Elle dérive des applications de l'ingénierie du contrôle automatique (Kalman, 1960 ; Anderson et Moore, 1979) et a commencé à intéresser les économistes et économètres avec son application à l'estimation selon le maximum de vraisemblance. Les principales étapes de ce parcours sont les travaux de Rosenberg (1973), Garbade (1977), Engle (1978) et Harvey et Phillips (1979). L'approche structurelle a vu sa popularité augmenter à partir des années 1980 grâce aux travaux de Harvey *et al.* [3]. Le modèle structurel de base (MSB) se fonde sur la décomposition d'une série chronologique

[3] Cf. Harvey (1989) pour une liste détaillée de références.

en trois composantes structurelles (stochastiques) : une tendance historique, une composante saisonnière et une autre irrégulière :

$$y_t = \mu_t + \phi_t + \varepsilon_t \tag{1}$$

où μ_t représente la composante tendancielle, ϕ_t la saisonnalité et ε_t la composante irrégulière gaussienne. Le modèle (1) est évidemment incomplet si l'on ne définit pas une forme fonctionnelle pour chaque composante. En général, μ_t est défini comme une tendance linéaire locale ayant les caractéristiques suivantes :

$$\begin{cases} \mu_t = \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + \upsilon_t \\ \delta_t = \delta_{t-1} + \zeta_t \end{cases} \tag{2}$$

où ζ_t et υ_t sont des bruits blancs gaussiens indépendants. Alors que υ_t influence le niveau de la tendance, les changements de ζ_t affectent sa pente. L'ajustement saisonnier peut être introduit de différentes façons. Nous considérons ici une spécification des variables accessoires saisonnières contraignant à 0 la somme des effets saisonniers au cours d'une période d'un an :

$$\phi_t = -\sum_{j=1}^{s-1} \phi_{t-j} + \omega_t \tag{3}$$

où s est la périodicité ($s = 12$ pour les données mensuelles, $s = 4$ pour les données trimestrielles etc.) et ω_t est le terme stochastique bruit blanc. D'autres spécifications saisonnières peuvent être définies (Harvey, 1989, pp. 41-44).

On suppose dans le modèle MSB que la composante irrégulière est un bruit blanc. De plus, les termes d'erreur de chaque équation et la composante irrégulière sont supposés non corrélés. Le MSB peut à présent être généralisé en ajoutant des variables (faiblement) exogènes (Engle, Hendry et Richard, 1983) :

$$y_t = \mu_t + \phi_t + x_t' \gamma + \varepsilon_t \tag{4}$$

où x_t' est un vecteur $(k \times 1)$ contenant les variables exogènes et γ le vecteur des coefficients associés. Une extension supplémentaire peut être réalisée en permettant aux coefficients γ de varier aléatoirement au cours du temps. De (4) on déduit la forme structurelle par l'approximation linéaire du système de demande quasi idéal (LA/AIDS, Deaton et Muellbauer, 1980) :

$$\overline{w}_{it} = \mu_{it} + \sum_{j=1}^{n-1} \gamma_{ijt} \log\left(\frac{p_{it}}{p_{nt}}\right) + \beta_{it} \log\left(\frac{\overline{x}_t}{P_t^*}\right) + \phi_{it} + \varepsilon_{it} \tag{5}$$

où $\overline{w}_{it}$ représente la part de dépense moyenne (par ménage) en produit i au temps t, p_{it} est le prix du produit i au temps t, $\overline{x}_t$ est la dépense moyenne pour tous les produits au temps t, P_t^* est l'indice de prix de

Stone et les autres variables sont celles que définit le modèle MSB. Tous les coefficients de (5) peuvent varier dans le temps. En général, on suppose une marche aléatoire pour γ_{ijt} et β_{it} mais, comme mentionné précédemment, toutes les spécifications sont possibles pour les séries chronologiques (par ex. un processus auto-régressif).

Comme tout système de demande, le système structurel peut être contraint afin de respecter les hypothèses théoriques de l'économie du consommateur, à la différence près que les contraintes sont dynamiques (Doran et Rambaldi, 1997). Ainsi, les conditions d'additivité deviennent:

$$\sum_{k=1}^{n} \mu_{kt} = 1 \quad \sum_{k=1}^{n} \beta_{kt} = 0 \quad \sum_{k=1}^{n} \gamma_{kjt} = 0 \quad \forall t \tag{6}$$

la condition d'homogénéité: $\sum_{j=1}^{n} \gamma_{kjt} = 0 \quad \forall t$ (7)

et la symétrie est respectée si $\gamma_{ijt} = \gamma_{jit} \quad \forall t$ (8)

Si une condition de symétrie n'est pas imposée, le système (5) jouit de la propriété des systèmes à équations empilées (SURE) dans lesquels les variables exogènes sont identiques dans toutes les équations. Ainsi, l'estimation du système par la méthode de Zellner équivaut à l'estimation selon le maximum de vraisemblance de chaque équation (Harvey, 1990, p. 68).

Estimation

L'estimation par la méthode du maximum de vraisemblance des paramètres inconnus dans le système structurel de demande peut être obtenue en réécrivant les équations sous la forme espace-état (une équation est, comme souvent, abandonnée pour éviter tout problème de singularité), en dérivant la fonction de log-vraisemblance au travers du filtre de Kalman et en appliquant une procédure de maximisation.

La forme espace-état (SSF) du système de demande (5) est formée d'une équation d'espace ou de mesure (9) et d'une équation d'état (10):

$$\overline{w}_t = A_t z_t' + \xi_t \tag{9}$$

$$A_t = A_{t-1} T_t + \eta_t \tag{10}$$

$\overline{w}_t$ est le vecteur des n-1 parts de dépense pour chaque bien au temps t. L'équation d'espace (9) met en relation $\overline{w}_t$ avec la matrice d'état A_t des paramètres inconnus du système. Le vecteur z_t est formé des valeurs des variables exogènes et d'autres valeurs fixes connues, telles que (9) devient l'équivalent de (5). Dans l'équation d'état (10), la matrice d'état est exprimée comme une fonction des valeurs retardées, au travers de la matrice de transition T dont les valeurs sont connues et dépendent de la

spécification de (2) et (3). Les vecteurs erreur ξ_t et η_t ont tous deux une moyenne nulle et une matrice de variance égale respectivement à h_t et Q_t. Dans un souci de simplification, nous ferons référence à une seule équation du système, mais la généralisation au modèle multivarié est immédiate. En ce qui concerne la i-ème équation générique d'un système de n biens et en considérant des séries chronologiques mensuelles, le vecteur d'état peut être défini par:

$$\alpha_t' = \left[\mu_t \;\; \delta_t \;\; \phi_t \;\; \phi_{t-1} \;\; \dots \;\; \phi_{t-10} \;\; \gamma_{1t} \;\; \dots \;\; \gamma_{n-1,t} \;\; \beta_t \right] \qquad t:1,\dots,T \qquad (11)$$

Le vecteur d'état contient les paramètres de la tendance locale (μ et δ), onze paramètres ϕ pour l'ajustement saisonnier mensuel [4], n-1 coefficients des prix γ et le coefficient β pour la dépense totale. Lorsque le vecteur d'état a été défini, à partir de la spécification d'origine (5), dériver la matrice de transition T est une tâche facile:

$$\begin{bmatrix} \mu_t \\ \delta_t \\ \phi_t \\ \phi_{t-1} \\ \dots \\ \phi_{t-10} \\ \gamma_{1t} \\ \dots \\ \gamma_{n-1,t} \\ \beta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1\;1\;0\;0\;\dots\;0\;0\;\dots 0\;0 \\ 0\;1\;0\;0\;\dots\;0\;0\;\dots 0\;0 \\ 0\;0\text{-}1\text{-}1\dots\text{-}1\;0\dots\;0\;0 \\ 0\;0\;1\;0\;\dots\;0\;0\dots\;0\;0 \\ \dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ 0\;0\;0\;0\;\dots\;1\;0\dots\;0\;0 \\ 0\;0\;0\;0\;\dots\;0\;1\dots\;0\;0 \\ \dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ 0\;0\;0\;0\;\dots\;0\;0\dots\;1\;0 \\ 0\;0\;0\;0\;\dots\;0\;0\dots\;0\;1 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} \mu_{t-1} \\ \delta_{t-1} \\ \phi_{t-1} \\ \phi_{t-2} \\ \dots \\ \phi_{t-11} \\ \gamma_{1,t-1} \\ \dots \\ \gamma_{n-1,t} \\ \beta_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_t \\ \zeta_t \\ \omega_t \\ 0 \\ \dots \\ 0 \\ \varphi_{1t} \\ \dots \\ \varphi_{n-1,t} \\ \upsilon_t \end{bmatrix} \qquad t:1,\dots,T \qquad (12)$$

Une simplification supplémentaire s'obtient en considérant que les matrices de variance h et Q sont invariantes dans le temps. La spécification espace-état rend possible l'utilisation de l'algorithme du filtre de Kalman, procédure récursive permettant le calcul des estimations optimales du vecteur d'état au temps t en utilisant toutes les informations disponibles au temps t. Le filtre doit être appliqué après avoir spécifié différentes valeurs initiales [5].

---

[4] Le douzième est obtenu par différence, de sorte que la somme de 12 valeurs consécutives est obligatoirement 0.

[5] Telle est probablement la principale question dans l'application du filtre de Kalman. Sous une perpective bayésienne, peuvent être formulées des hypothèses « raisonnables » sur les valeurs initiales et les matrices de variance (les valeurs sont par exemple estimées par un système non structurel). Une autre possibilité est de créer le filtre avec une *diffuse prior*, c'est-à-dire en fixant les valeurs de démarrage égales à 0, mais la matrice de variance est infinie (ou très grande). L'efficience de cette dernière solution dépend grandement du nombre d'observations disponibles. Pour plus de détails, cf. De Jong (1988 and 1991), Ansley et Kohn (1990) et, plus récemment, Koopman (1997).

A partir de la SSF, on définit a_{t-1} l'estimateur « optimal » des moindres carrés pour le vecteur d'état au temps t-1, sur la base de toutes les informations disponibles au temps t-1 (c'est-à-dire sur la base des observations $y_1, y_2, \ldots, y_{t-1}$). On définit en outre P_{t-1} comme la matrice de variance de l'erreur d'estimation :

$$P_{t-1} = Var(a_{t-1}) = E\left[(a_{t-1} - \alpha_{t-1})(a_{t-1} - \alpha_{t-1})'\right] \tag{13}$$

Etant donné a_{t-1} et P_{t-1} l'estimateur optimal de α_t peut être calculé comme suit :

$$a_{t|t-1} = T_t a_{t-1} \tag{14a}$$

d'où l'estimateur de la matrice de variance de l'erreur d'estimation donné par :

$$P_{t|t-1} = T_t P_{t-1} T_t' + Q_t \tag{14b}$$

Les équations (14) et (15) fournissent une prévision du vecteur d'état en temps t sur la base des observations disponibles en temps t-1 et sont donc dénommées équations de prédiction (*prediction equations*) du filtre de Kalman. Quand la nouvelle observation y_t est effectivement disponible, l'estimateur optimal de α_t peut être « remis à jour » sur la base de l'erreur de prévision. Les équations de remise à jour (*updating equations*) sont les suivantes :

$$a_t = a_{t|t-1} + P_{t|t-1} z_t' f_t^{-1} \left(y_t - z_t' a_{t/t-1}\right) \tag{14c}$$

$$P_t = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} z_t' f_t^{-1} z_t P_{t|t-1} \tag{14d}$$

où $$f_t = z_t P_{t|t-1} z_t' + h_t \cdot$$

L'ensemble des équations (14a-d) constitue le filtre de Kalman (FK ; cf. Harvey, 1989, p. 106).

L'objectif du lissage, *Kalman smoother* (KS), est d'obtenir l'estimateur optimal des moindres carrés en temps t conditionnant l'ensemble des observations T, où $T > t$. Parmi les différents types d'algorithmes de lissage (Harvey, 1989, p. 150), le plus utilisé en matière économique et sociale est le KS à intervalle fixe, partant d'un ensemble défini de T observations pour calculer l'estimation « ajustée ». En ce sens, cette technique est définie *off-line*, contrairement au filtre de Kalman qui est basé sur la remise à jour continue (*on-line*) des observations. L'estimation « affinée » (lissage) du vecteur d'état basée sur l'ensemble complet des observations peut être décrite ainsi :

$$a_{t|T} = E(\alpha_t | Y_T) \tag{15}$$

alors que la matrice de variance de l'erreur d'estimation est :

$$P_{t|T} = E[(a_{t|T} - \alpha_t)(a_{t|T} - \alpha_t)'] \tag{16}$$

Ces estimations étant basées sur un nombre d'observations plus important que ne l'est le filtre de Kalman, les erreurs carrées moyennes de (16) seront par conséquent toujours inférieures ou égales à celles contenues dans (13), basées sur un nombre $t < T$ d'observations.

Le KS à intervalle fixe [6] consiste en un ensemble d'équations récursives et rétrospectives, qui partent des estimateurs finaux a_T et P_T obtenus au moyen de l'application du filtre de Kalman aux T observations disponibles. Les équations sont :

$$a_{t|T} = a_t + P_t^* \left(a_{t+1|T} - T_{t+1}\, a_t\right) \tag{17a}$$

$$P_{t|T} = P_t + P_t^* \left(P_{t+1|T} - P_{t+1|t}\right) P_t^{*\prime} \tag{17b}$$

où

$$P_t^* = P_t T'_{t+1} P_{t+1|t}^{-1} \tag{17c}$$

$t = T\text{-}1, T\text{-}2, \ldots, 1$; $a_{T/T} = a_T$; $P_{T/T} = P_T$.

L'application de (17) nécessite la connaissance des valeurs de a_t et P_t pour chaque période de l'ensemble des observations, obtenues à partir de l'application préliminaire du filtre de Kalman.

L'intérêt des statisticiens pour le filtre de Kalman s'est concentré sur la possibilité de dériver la fonction de vraisemblance à partir de la forme espace-état et par conséquent de pouvoir estimer les paramètres inconnus et variables dans le temps des modèles structurels au moyen de la maximisation d'une telle fonction. La fonction de vraisemblance est donnée en annexe.

Il est alors possible de calculer les estimations ajustées *(smoothed)* selon la méthode du maximum de vraisemblance grâce à une procédure itérative, l'algorithme EM de Dempster *et al.* (1977). L'application aux estimations des modèles avec paramètres dynamiques est illustrée par Shumway et Shoffer (1982) et Watson et Engle (1983). L'algorithme EM (estimation + maximisation) débute avec la définition des valeurs initiales du vecteur état $a_{1/0}$, pour la matrice de variance $P_{1/0}$ et pour h et Q. L'algorithme itératif passe par les étapes suivantes :

1. Le filtre de Kalman donne des estimations filtrées de la matrice état (et de sa matrice de variance) ;
2. Partant de la matrice d'état au temps T, le *Kalman smoother* restitue les estimations ajustées pour chaque période (les matrices initiales au temps 0 comprises) ;
3. En maximisant la fonction de vraisemblance conditionnelle aux estimations ajustées, l'algorithme permet de calculer de nouvelles estimations de h et Q;

[6] Une observation importante (Harvey, 1989, p. 151) concerne l'équivalence entre les moindres carrés généralisés et le KS à intervalle fixe, obtenue en considérant l'équation de mesure de la forme espace-état comme un modèle de régression dans lequel le vecteur d'état représente les coefficients et le vecteur z_t contient les variables exogènes.

4. L'algorithme revient à l'étape 1 jusqu'à convergence, qui est obtenue lorsque l'augmentation de la valeur de la fonction de log-vraisemblance (calculée en l'étape 3) et les différences d'estimations de paramètres sont négligeables.

CRISE DE L'ESB ET DEMANDE DE VIANDE EN ITALIE

Pour illustrer le modèle en question, on reporte ici les résultats d'une application à la demande de viande et de poisson en Italie pendant la période 1986-1996, basée sur des données mensuelles (Mazzocchi, 2000). Quatre types de viande (viandes de bœuf, volaille, porc et autres viandes) ainsi que la demande de poisson ont été considérés. La dépense pour chaque type d'aliment, qui est affectée par le changement des habitudes alimentaires, a fortement ressenti la crise de l'ESB de mars 1996. Un système conditionnel de type LA/AIDS a été estimé pour les cinq denrées selon la formulation de Deaton et Muellbauer (1980). La condition d'additivité est satisfaite par construction, l'homogénéité et la symétrie ont été imposées, la négativité a été vérifiée *ex-post* au travers de la matrice de Slutsky. Les paramètres ont été initialement estimés au moyen d'une version itérative des moindres carrés généralisés de Zellner pour les systèmes à équations empilées (SURE). L'équation du poisson a été abandonnée afin d'éviter toute singularité. La stabilité des paramètres a ensuite été testée grâce aux tests de Chow, CUSUM et CUSUMSQ qui, tous, ont conduit au rejet de l'hypothèse de constance des paramètres pour les équations des viandes de bœuf et de volaille. Le test de Chow a clairement permis d'identifier l'importance de la crise de l'ESB, alors que le test CUSUMSQ a mis en évidence l'instabilité des paramètres des équations de la viande de bœuf, de volaille et des autres viandes avec une crête négative autours de mars 1996 et un rapide retour dans l'intervalle de confiance à 5 % au cours des mois suivants.

Un système structurel de demande de type (5) a ensuite été estimé, en maintenant constants dans le temps les coefficients de prix et de dépense γ_{ij} et β_i. De meilleurs résultats ont été obtenus en introduisant une variable d'intervention (mars 1996) sur le niveau afin de tenir compte du choc de l'ESB. Les coefficients d'estimation constants avec intervention sont présentés dans le tableau 1, alors que les parcours des niveaux et tendances qui varient dans le temps – estimés par l'algorithme EM – sont illustrés par les graphiques 1 et 2. Il est intéressant de remarquer comment la « coupure » soudaine qui a eu lieu en mars 1996 s'est accompagnée d'une inversion dans le signe de la tendance historique de la demande. Ceci suggère que le choc initial tend à être absorbé, mais qu'il n'existe pas un nombre suffisant d'observations permettant d'estimer l'ampleur de la reprise de la demande. Les résultats montrent également combien le choc de l'ESB est important. La variable

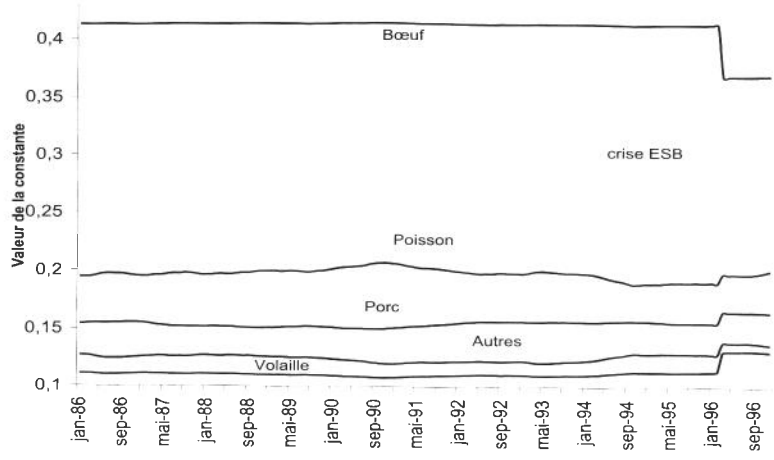
d'intervention sur le terme constant (mars 1996) est significative et nécessaire afin d'éliminer les effets de la rupture structurelle de l'ESB.

Tableau 1. **Estimation des coefficients du système avec intervention***

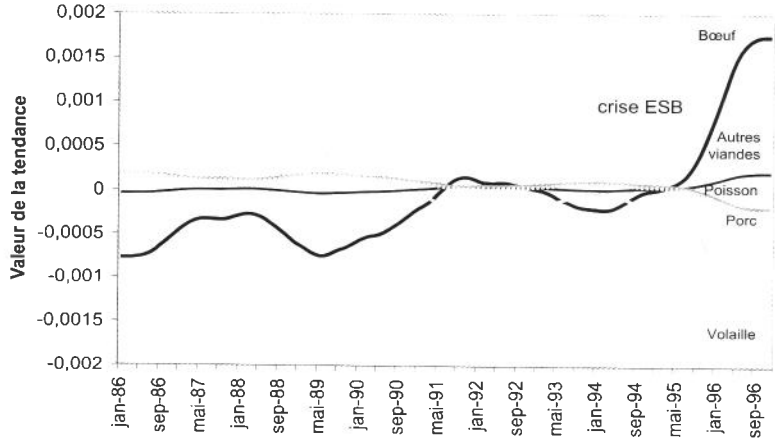
Paramètres	Prix	Bœuf		Volaille		Porc		Autres viandes		Poisson
		Equation								
γ_{i1}	Bœuf	-0,061	*(0,056)*	-0,163	*(0,061)*	-0,053	*(0,048)*	0,243	*(0,104)*	0,034
γ_{i2}	Volaille	-0,163	*(0,061)*	0,047	*(0,031)*	-0,056	*(0,029)*	0,030	*(0,044)*	0,141
γ_{i3}	Porc	-0,053	*(0,048)*	-0,056	*(0,029)*	-0,001	*(0,032)*	-0,020	*(0,037)*	0,129
γ_{i4}	Autres viandes	0,243	*(0,104)*	0,030	*(0,044)*	-0,020	*(0,037)*	0,060	*(0,029)*	-0,314
γ_{i5}	Poisson	0,034		0,141		0,129		-0,314		0,010
β_i	Dépense	-0,022	*(0,020)*	-0,030	*(0,009)*	-0,029	*(0,013)*	0,071	*(0,015)*	0,011
	Intervention	-0,044	*(0,005)*	0,018	*(0,003)*	0,009	*(0,003)*	0,010	*(0,003)*	0,008
	$\bar{R}^2$	0,89		0,73		0,84		0,87		
	D.W	1,74		2,26		2,15		2,04		

*Les nombres entre parenthèses représentent les écarts-types des coefficients estimés.

Graphique 1.
Terme constant avec intervention



Graphique 2.
Tendance avec intervention



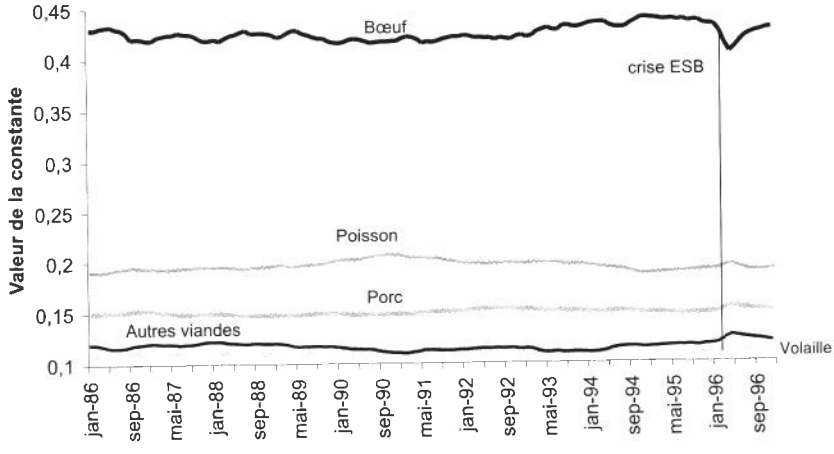
En ce qui concerne le système structurel sans intervention *a priori* (tableau 2), les estimations des coefficients constants ont clairement identifié un certain impact de l'ESB (graphique 3), mais ceci n'est pas suffisant pour absorber complètement les effets de la rupture. La limite est due aux caractéristiques de l'algorithme, qui lissent toute variation soudaine et marquée des paramètres sur la base de l'entière série temporelle. Ainsi, si des informations sur une coupure soudaine existent, celles-ci ne peuvent être ignorées et devraient être incorporées soit par une simple intervention ou – dans le cas où un nombre suffisant de données post-événement existe – au travers des *shifts* comme dans le modèle de Moschini et Meilke (1989).

Tableau 2. **Estimation des coefficients du système sans intervention***

Paramètres		Equation								
	Prix	Bœuf		Volaille		Porc		Autres viandes		Poisson
γ_{i1}	Bœuf	-0,026	*(0,067)*	-0,215	*(0,072)*	0,037	*(0,085)*	0,081	*(0,131)*	0,122
γ_{i2}	Volaille	-0,215	*(0,072)*	0,069	*(0,032)*	-0,109	*(0,034)*	0,073	*(0,053)*	0,183
γ_{i3}	Porc	0,037	*(0,085)*	-0,109	*(0,034)*	-0,019	*(0,035)*	0,021	*(0,038)*	0,070
γ_{i4}	Autres viandes	0,081	*(0,131)*	0,073	*(0,053)*	0,021	*(0,038)*	0,109	*(0,035)*	-0,284
γ_{i5}	Poisson	0,122		0,183		0,070		-0,284		-0,091
β_i	Dépense	-0,030	*(0,027)*	-0,023	*(0,010)*	-0,028	*(0,013)*	0,074	*(0,018)*	0,011
	$\bar{R}^2$	0,86		0,69		0,83		0,86		
	D.W	1,80		1,95		2,14		2,09		

*Les nombres entre parenthèses représentent les écarts-types des coefficients estimés.

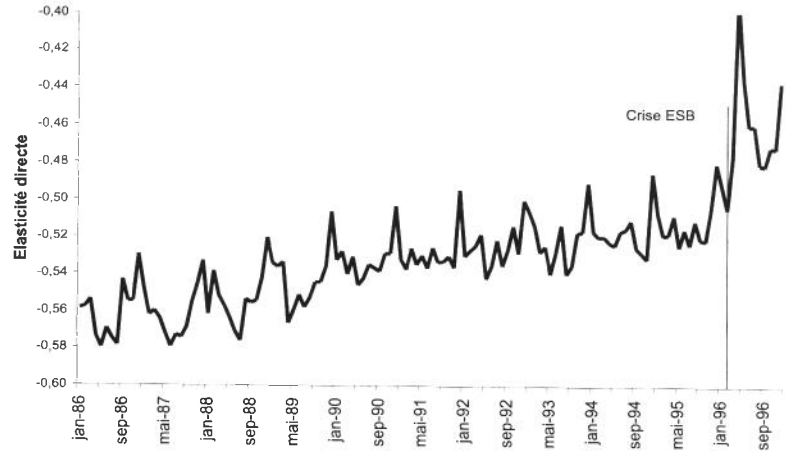
Graphique 3.
Terme constant sans intervention



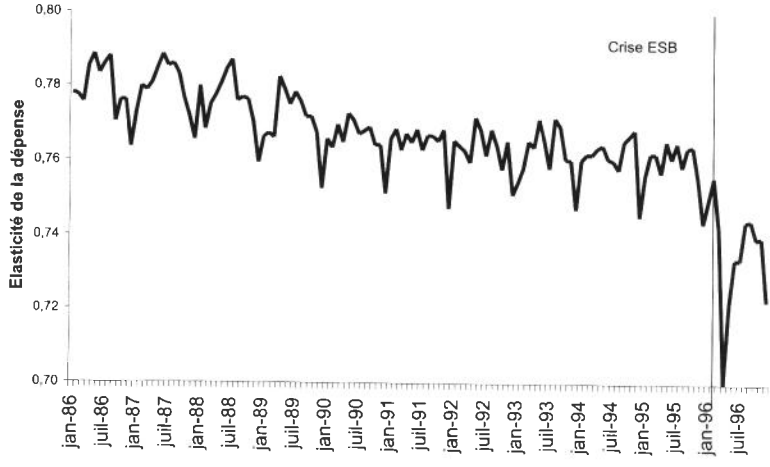
Limitant l'analyse à la demande de bœuf, une unique équation pour la dépense en bœuf a été estimée, tous les coefficients de prix et de dépense étant variables dans le temps.

L'élasticité Marshallienne directe de la demande et l'élasticité de la dépense calculée grâce aux coefficients variables dans le temps sont décrites dans les graphiques 4 et 5. Cet exemple constituerait une bonne illustration pour comprendre la réponse du consommateur à la crise de l'ESB. Sans prétendre en tirer des conclusions générales, la diminution de l'élasticité de la dépense et l'augmentation de l'élasticité Marshallienne directe suggèrent certains effets dus à la perte de confiance du consommateur envers la viande de bœuf.

Graphique 4.
Modèle TVP bœuf: élasticité-prix directe



Graphique 5.
Modèle TVP bœuf: élasticité par rapport à la dépense totale



Dans la période de psychose qui suit la crise de l'ESB, le prix tend à être interprété comme une indication de la qualité des produits, c'est-à-dire que les consommateurs tendent à éviter la viande de bœuf bon marché. Par ailleurs, la demande de sécurité alimentaire est élastique par rapport au revenu (Henson et Traill, 1993) et comme, après la crise de l'ESB, la viande de bœuf est perçue comme un aliment moins sûr, l'élasticité-dépense diminue. Ceci n'est qu'un nouvel exemple du « manque de ratio-

nalité » qui émerge des données dans le cas où la crise de la vache folle n'est pas considérée explicitement.

CONCLUSIONS

Cet article utilise une approche structurelle de modélisation de la demande, dans laquelle certains, voire tous les paramètres de la fonction, peuvent changer stochastiquement dans le temps. Ceci permet de mieux percevoir les modifications des habitudes alimentaires et, également, d'identifier des changements soudain imputables à la diffusion d'informations sur la sécurité des produits alimentaires. Cependant, l'application à la demande de viande en Italie montre que cette approche n'est pas suffisante pour éviter les problèmes économétriques dus à des ruptures structurelles. Ainsi, lorsque les informations sont disponibles, le système structurel devrait également être complété par les *shifts* sur les constantes ou sur les paramètres opportuns. En général, la possibilité de disposer d'estimations variables dans le temps permet d'acquérir des informations sur l'évolution des habitudes de consommation alimentaire, telles que les changements dans les tendances ou les modifications dans les élasticités de la demande par rapport au prix et à la dépense. Les limites de l'approche présentée concernent principalement le grand nombre de données qu'exige cette méthode d'estimation, afin d'éviter les effets indésirables liés au choix des valeurs initiales. Ce problème pourrait être évité en utilisant les informations individuelles et en estimant les modèles avec séries temporelles des données en coupe transversale.

BIBLIOGRAPHIE

AL-KAHTANI (S. H.), SOFIAN (B. E.), 1995 — Estimating preference change in meat demand in Saudi Arabia, *Agricultural Economics* 12, pp. 91-98.

ANDERSON (B. D. O.), MOORE (J. B.), 1979 — *Optimal Filtering*, Englewood Cliffs, Prentice-Hall.

ANSLEY (C. F.), KOHN (R.), 1990 — Filtering and smoothing in state space models with partially diffuse initial conditions, *Journal of Time Series Analysis*, 11, pp. 275-293.

BASSEVILLE (M.), NIKIFOROV (I. V.), 1993 — *Detection of Abrupt Changes: Theory and Application*, Englewood Cliffs, Prentice-Hall.

BERTAIL (P.), COMBRIS (P.), 1998 — Analyse de l'évolution d'un paramètre dans les enquêtes répétées, *Cahiers d'Économie et Sociologie Rurales*, 48, pp. 79-117.

BROEMELING (L. D.), 1985 — *Bayesian Analysis of Linear Models*, New York, Dekker.

BROWN (R. L.), DURBIN (J.), EVANS (J. M.), 1975 — Techniques for testing the constancy of regression relationships over time, *Journal of the Royal Statistical Society (Series B)*, 37, pp. 149-163.

BURTON (M.), YOUNG (T.), 1996 — The impact of BSE on the demand for beef and other meats in Great Britain, *Applied Economics*, 28, pp. 687-693.

BURTON (M.), DORSETT (R.), YOUNG (T.), 1996 — Changing preferences for meat: Evidence from UK household data 1973-93, *European Review of Agricultural Economics*, 23, pp. 357-370.

BURTON (M.), YOUNG (T.), CROMB (R.), 1999 — Meat consumers' long-term response to perceived risks associated with BSE in Great Britain, *Cahiers d'Économie et Sociologie Rurales*, 50, pp. 8-19.

CHAVAS (J. P.), 1983 — A study of structural change: The demand for meat, *American Journal of Agricultural Economics*, 65, pp. 148-153.

CHOW (G. C.), 1960 — Test of equality between sets of coefficients in two linear regressions, *Econometrica*, 28, pp. 591-605.

DAVIDSON (R.), MACKINNON (J. G.), 1993 — *Estimation and Inference in Econometrics*, New York, Oxford University Press.

DE JONG, (P.), 1988 — The likelihood for a state-space model, *Biometrika*, 75, pp. 165-169.

DE JONG, (P.), 1991 — The diffuse Kalman filter, *Annals of Statistics*, 19, pp. 1073-1083.

DEATON (A.), MUELLBAUER (J.), 1980 — An almost ideal demand system, *American Economic Review*, 70, pp. 312-326.

DEMPSTER (A. P.), LAIRD (N. M.), RUBIN (D. B.), 1977 — Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of the Royal Statistical Society (Series B)*, 39, pp. 1-38.

DORAN (H. E.), RAMBALDI (A. N.), 1997 — Applying linear time-varying constraints to econometric models: With an application to demand systems, *Journal of Econometrics* 79, pp. 83-95.

ENGLE (R. F.), 1978 — Estimating structural models of seasonality, *in*: *Seasonal Analysis of Economic Time Series*, ZELLNER (A.) (ed.), Washington D.C., Bureau of the Census, pp. 281-308.

ENGLE, (R. F.), HENDRY (D. F.), RICHARD (J. F.), 1983 — Exogeneity, *Econometrica*, 51, pp. 277-304.

FISHER (F. M.), 1970 — Tests of equality between sets of coefficients in

two linear regressions: An expository note, *Econometrica*, 38, pp. 361-367.

GARBADE (K.), 1977 — Two methods for examining the stability of regression coefficients, *Journal of the American Statistical Association*, 72, pp. 54-63.

GREENE (W. H.), 1993 — *Econometric Analysis*, 2nd ed., New York, MacMillan.

GUSTAVSEN (G. W.), 1999 — The BSE crisis and the reaction of Norwegian consumers, *Cahiers d'Économie et Sociologie Rurales*, 50, pp. 21-34.

HACKL (P.), (ed.) 1989 — *Statistical Analysis and Forecasting of Economic Structural Change*, Berling, Springer-Verlag.

HARVEY (A. C.), 1989 — *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge, Cambridge University Press.

HARVEY (A. C.), 1990 — *The Econometric Analysis of Time Series*, 2nd ed., London, Philip Allan.

HARVEY (A. C.), PHILLIPS (G. D. A.), 1979 — The estimation of regression models with autoregressive-moving average disturbance, *Biometrika*, 66, pp. 49-58.

HENSON (S. J.), TRAILL (W. B.), 1993 — The demand for food safety market imperfections and the role of government, *Food Policy*, 18, pp. 152-162.

KALMAN (R. E.), 1960 — A new approach to linear filtering and prediction problems, *ASME Journal of Basic Engineering*, 82-D, pp. 35-45.

KOOPMAN (S. J.), 1997 — Exact initial Kalman filtering and smoothing for nonstationary time series models, *Journal of the American Statistical Association*, 92, pp. 1630-1638.

MANGEN (M. J.) AND BURRELL (A.), 1999 — Decomposing preference shifts for meat and fish in the Netherlands, IX EAAE Congress, 24-28 August 1999, Warsaw (PL).

MARRIOT (J.), NEWBOLD (P.), 2000 — The strength of evidence for unit autoregressive roots and structural breaks: A Bayesian perspective, *Journal of Econometrics*, 98, pp. 1-25.

MAZZOCCHI (M.), 2000 — Econometric methods for evaluating consumer response to food scares: A structural approach, 65th EAAE Seminar, 29-31 March 2000, Bonn (D), *in*: *Agricultural Sector Modelling and Policy Information Systems*, HECKELEI (T.), WITZKE (P.) et HENRICHSMEYER (W.) (eds), 2001, Kiel, Wissenschaftsverlag Vauk, pp. 111-120.

MORO (D.), 1997 — Struttura delle preferenze e segmentazione di mercato nei consumi in Italia, *Rivista di Economia Agraria*, 52, pp. 243-267.

MOSCHINI (G.), MEILKE (K. D.), 1989 — Modeling the pattern of structural change in US meat demand, *American Journal of Agricultural Economics*, 71, pp. 253-261.

MOSCHINI (G.), MORO (D.), 1996 — Structural change and demand analysis: A cursory review, *European Review of Agricultural Economics* 23, pp. 239-261.

PERRON (P.), 1989 — The Great Crash, the oil price shock and the unit root hypothesis, *Econometrica*, 57, pp. 1361-1401.

RICKERTSEN (K.), 1996 — Structural change and the demand for meat and fish in Norway, *European Review of Agricultural Economics*, 23, pp. 316-330.

ROSENBERG (B.), 1973 — Random coefficient models: the analysis of a cross-section of time series by stochastically convergent parameter regression, *Annals of Economic and Social Measurement*, 2, pp. 399-428.

SCHWEPPE (F.), 1965 — Evaluation of likelihood functions for Gaussian signals, *IEEE Transaction on Information Theory*, 11, pp. 61-70.

SHUMWAY (R. H.), STOFFER (D. S.), 1982 — An approach to time series smoothing and forecasting using the EM algorithm, *Journal of Time Series Analysis*, 3, pp. 253-264.

SMALWOOD (D. M.), HAIDACHER (R. C.), BLAYLOCK (J. R.), 1989 — A review of the research literature on meat demand, *in: The Economics of Meat Demand*, BUSE (R. C.) (ed.), University of Wisconsin, pp. 93-124.

WATSON (M. W.), ENGLE (R. F.), 1983 — Alternative algorithms for the estimation of dynamic factor, mimic and varying coefficient regression models, *Journal of Econometrics*, 23, pp. 385-400.

YEN (S. T.), JENSEN (H. H.), WANG (Q.), 1996 — Cholesterol information and egg consumption in the US: A nonnormal and heteroscedastic double-hurdle model, *European Review of Agricultural Economics*, 23, pp. 343-356.

YOUNG (D.), 1996 — Changing tastes and endogenous preferences: Some issues in modelling the demand for agricultural products, *European Review of Agricultural Economics*, 23, pp. 281-300.

ZIVOT (E.), ANDREWS (D. W. K.), 1992 — Further evidence on the Great Crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis, *Journal of Business and Economic Statistics*, 10, pp. 251-270.

ANNEXE

La fonction de vraisemblance pour un modèle sous la forme espace-état

Des applications économétriques et statistiques aux modèles de régression dont les coefficients varient stochastiquement dans le temps ont fait suite aux travaux de Rosenberg (1973), mais Schweppe (1965) avait déjà dérivé la fonction de vraisemblance pour un modèle de forme espace-état. Plus récemment, de Jong (1988) a dérivé une forme de la fonction de vraisemblance valable pour des modèles non stationnaires, obtenus à l'aide du filtre de Kalman et indépendants du choix des valeurs initiales du vecteur d'état. De Jong (1991) a également affronté le problème de l'évaluation de la vraisemblance lorsque le filtre de Kalman est initialisé avec un vecteur d'état « diffus », c'est-à-dire en l'absence d'informations sur le vecteur d'état initial, en supposant que la valeur initiale de la matrice de variance de l'erreur d'estimation tend vers l'infini, ce qui amène divers problèmes de calcul (Ansley et Kohn, 1985).

La fonction de vraisemblance pour un ensemble de T observations distribuées uniformément, mais non indépendantes (une telle hypothèse ne peut être maintenue pour les séries historiques), est donnée par le produit des probabilités conditionnelles :

$$L(y,\Psi)=\prod_{t=1}^{T} p(y_t|y_1,y_2,\ldots,y_{t-1}) \qquad \text{(a)}$$

où Y représente le vecteur des paramètres du modèle.

En supposant les erreurs et le vecteur d'état initial distribués normalement, la fonction de probabilité conditionnelle de y_t est normale et la moyenne et la matrice de variance de cette fonction dérivent du filtre de Kalman. En effet, la distribution de a_t conditionnelle aux observations y_1, y_2,..., y_{t-1} est distribuée normalement avec une moyenne $a_{t|t-1}$ et une matrice de variance $P_{t|t-1}$. On obtient alors l'équation suivante :

$$y_t = z_t a_{t|t-1} + z_t(\alpha_t - a_{t|t-1}) + d_t + \varepsilon_t \qquad \text{(b)}$$

De (b), on déduit l'espérance mathématique de y_t conditionnelle aux t-1 observations précédentes :

$$\bar{y}_{t|t-1} = E(y_t|y_1,y_2,\ldots y_{t-1}) = z_t a_{t|t-1} + d_t \qquad \text{(c)}$$

Soit

$$v_t = y_t - \bar{y}_{t|t-1} \qquad \text{(d)}$$

alors la matrice de variance est donnée par :

$$Var(y_t|y_1,y_2,\ldots y_{t-1}) = E(v_t^2) = Var(v_t) = z_t P_{t|t-1} z_t' + h_t = f_t \qquad \text{(e)}$$

ce qui correspond à la formulation de f_t de (14) du filtre de Kalman.

La probabilité conditionnelle sera donc normale univariée avec la distribution suivante :

$$p(y_t|y_1,y_2,\ldots,y_{t-1}) = (2\pi)^{-t/2} f_t^{-1/2} e^{(-1/2)v_t^2/f_t} \qquad \text{(f)}$$

La fonction de log-vraisemblance se déduit de (a) :

$$\log L(y,\Psi) = -\frac{T}{2}\log 2\pi - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}\log f_t - \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}\frac{v_t^2}{f_t} \qquad \text{(g)}$$

Dans le modèle gaussien, l'espérance mathématique conditionnelle de y_t est égale à l'estimateur par les moindres carrés de y_t. L'expression (d) peut être interprétée comme l'erreur de prévision à la date t, pour laquelle (g) est également dite « décomposition de l'erreur de prévision » (Harvey, 1989, p. 126).