

Une lecture probabiliste du cycle d'affaires américain

Benoît BELLONE

Février 2005
(Première version avril 2004)

Les positions prises dans cet article n'engagent que son auteur^A et ne représentent pas celles de la Direction Générale du Trésor et de la Politique Economique ou de l'OCDE.

^A Benoit Bellone, OCDE, 2 rue André Pascal, 75016 Paris, tel (33)-1-45-24-95-18, e-mail: benoit.bellone@ensae.org. A l'époque de la première rédaction de cet article, Benoît Bellone appartenait à la Direction Générale du Trésor et de la Politique Economique.

Cette version : février 2005¹
(Première version : avril 2004)

Résumé:

En passant en revue 35 ans de fluctuations de l'activité, cet article étudie le " Cycle d'affaires " américain à l'aide de modèles à changements de régimes markoviens (*Hidden markov model*, *HMM*) appliqués à des données mensuelles. Il permet d'identifier dix séries économiques particulièrement fiables pour détecter en temps réel les " régimes conjoncturels " de l'économie américaine. En testant des méthodes concurrentes de combinaison des données, ce papier propose différents indicateurs synthétiques probabilistes univariés ou multivariés de récession et tire de ces travaux deux conclusions principales : 1) de simples modèles HMM sont utiles pour suivre le cycle d'affaires en tant que " miroir déformant " de signaux conjoncturels permettant la formation de " probabilités subjectives de retournement " ; 2) les performances de modèles plus complexes incluant une dimension multivariée " pure " apportent une information utile mais très proche de celle extraite d'un résumé, la qualité d'un modèle dépendant avant tout du contenu informationnel des variables qui le constituent. Ce papier conclue sur les propriétés et les limites de tels modèles de détection de récession en temps réel.

Abstract:

This paper explores 35 years of the American business cycle with the Hidden Markov Model (HMM) as a monitoring tool using monthly data. It exhibits ten US time series, which offer reliable information to detect recessions in real time. It also assesses the performances of different and complementary "recession models" based on Markovian processes : the "Pooled data model" and a multivariate HMM, and draws two main conclusions: simple HMM are decisive to monitor the business cycle providing that the series are proved highly reliable; models adding a multivariate dimension are useful but work marginally better than a simple summary : the inner quality of series seem to dominate their modeling. This paper introduces a new reading of the business cycle through, a favored recession model and concludes about leading and "real time detection" limitations.

Mots-clés: Cycle d'affaires, Modèles multivariés à changements de régimes markoviens, Indicateurs coïncidents

Classification JEL : C32, E32, E44

¹ A l'époque de la première rédaction de cet article, Benoît Bellone appartenait à la sous-direction Synthèse Internationale de la Direction de Générale du Trésor et de la Politique Economique. Les positions exprimées dans cet article sont celles de l'auteur et ne représentent pas celles de la Direction Générale du Trésor et de la Politique Economique ou de l'OCDE. Mes remerciements vont à David Saint-Martin qui m'a accompagné dans de premiers travaux exploratoires, à Vladimir Borgy et Guilhem Bentoglio pour leur aide et leurs conseils, Eric Dubois et Pierre Morin pour leur soutien et suggestions ainsi que deux rapporteurs anonymes. Je tiens également à remercier Franck Sédillot et Fabrice Lengart pour leurs conseils ; ce papier tente d'explorer les nouvelles voies de recherche qu'ils m'ont alors suggérées. Les programmes utilisés dans cet article ont été développés sous Gauss par Benoît Bellone : MSVARlib 1.1 et 2.0 sont disponibles sur le site <http://bellone.ensae.net>.

1. Introduction

Nombreux sont les travaux qui ont cherché à “ prendre le pouls de l'économie américaine ”, c'est à dire mesurer le cycle d'affaires et détecter ses points de retournement. Cependant, comme le rappelle Stock (2003), la dernière récession a une fois de plus pris les conjoncturistes au dépourvu : “ *A la fin du quatrième trimestre 2000, alors que la production industrielle se contractait, le Survey of Professional Forecasters (SPF), conduit par la Réserve fédérale de Philadelphie, prévoyait une croissance forte tout au long de l'année 2001.[...] Durant les trois premiers trimestres de 2001, [phase qualifiée ex-post par le NBER de récession, la probabilité d'enregistrer une récession outre-atlantique] ne dépassait pas 1/3 selon le SPF. Au quatrième trimestre 2001, alors que le consensus des prévisionnistes du SPF était alors convaincu qu'un ralentissement était à l'oeuvre, la probabilité atteignant alors 82%, l'économie américaine sortait de récession* ”... Outre le fait que les comptes trimestriels donnaient une image trompeuse de la réalité, influençant vraisemblablement à tort la majorité des conjoncturistes, les datations du comité du NBER furent de peu d'utilité pour estimer les pics et les creux de l'activité outre-atlantique en temps réel²; on peut donc s'interroger sur la capacité d'élaborer des indicateurs probabilistes qui auraient pu battre cette piètre performance.

Des travaux pionniers de Burns et Mitchell (1946) introduisant les concepts de co-mouvement et d'évolutions asymétriques entre les phases d'expansion et de contraction, aux articles fondateurs de Hamilton (1989), de Stock et Watson (1989), ou plus récemment de Kim et Nelson (1998), beaucoup de progrès ont été réalisés dans le développement de modèles stochastiques de détection des cycles. En suivant les conclusions générales de la “ Théorie de la surveillance optimale ” décrite par Frisen et de Marè (1991), on peut prouver l'optimalité en terme de détection de méthodes basées sur les rapports de densités de distribution a posteriori. Leur extension au cadre multivarié suggérée par Diebold et Rudebusch (1996), a alimenté une riche littérature basée sur le modèle Dynamique à Facteur avec Changements de régimes markoviens - *Dynamic Factor with Markov Switching (DFMS)* - implémenté par Kim et Yoo (1995) et Chauvet (1998). Néanmoins, tous ces modèles se concentrent seulement sur quatre séries de l'indicateur coïncident du Conference Board *Business Coincident Index (BCI)* : la production industrielle, les dépenses de consommation manufacturière, le revenu réel, l'emploi équivalent temps plein dans le secteur marchand non agricole³. Bien que ces quatre indicateurs soient considérés comme les plus importants par le comité de datation du NBER pour élaborer leur chronologie du cycle d'affaires, il n'y a pas de règle figée quant aux séries contribuant le plus à ce processus de datation. Par conséquent, ces quatre séries, d'ailleurs extrêmement révisées, sont loin de contenir toute l'information nécessaire à la caractérisation du cycle d'affaires en temps réel, ce qui laisse espérer la possibilité d'identifier d'autres indicateurs aussi robustes et moins révisés. Cependant, comme le souligne Watson (2001), les choix des variables et de la taille de l'échantillon demeurent cruciaux. En effet, comme beaucoup de séries temporelles peuvent révéler un faible contenu informationnel marginal, il peut y avoir de larges gains en performance à passer d'un échantillon de 1 à 10 séries, mais relativement négligeables au-delà...

Les innovations apportées par cet article sont de deux ordres. En premier lieu, à travers une discussion autour de l'utilisation des modèles à changements de régimes markoviens que l'on notera HMM pour “ Hidden Markov Models ”, il vise à identifier de nouveaux indicateurs, de

² Le début de la dernière récession a été fixé par le comité de datation du NBER le 26 novembre 2001, soit 7 mois après le pic officiel. De même, le comité a daté la sortie de récession le 17 juillet 2003 soit plus d'un an et demi après le redémarrage effectif de l'activité. A ma connaissance seuls Banerji et l'équipe de l'ECRI ont daté en temps réel l'entrée en récession de 2001, voir www.businesscycle.com et Achuthan et Banerji (2004).

³ Industrial Production, Real manufacturing and trade sales, Real personal income and Total Employee-hours in non agricultural establishment, voir pour plus de détails www.conference-board.org.

préférence peu révisés pour concurrencer l'indicateur du Conference Board (BCI). Il propose deux alternatives à la construction d'indicateurs probabilistes multivariés pour répondre aux interrogations de Watson (2001) pour lequel partir de simples moyennes demeure une approche efficace parmi les familles de modèles à facteur. Par ailleurs, ce papier tente de répondre aux deux questions suivantes: peut-on détecter de manière fiable les entrées et sorties de récession de l'économie américaine ? Quelle image les indicateurs " non révisés " touchant à l'emploi et à la confiance peuvent-ils donner du cycle économique? Cette dernière approche pourrait se révéler fort utile dans la perspective d'une poursuite de la transformation structurelle de l'économie américaine, la part de l'industrie poursuivant son déclin alors que l'essentiel des indicateurs conjoncturels à l'exception des données d'emploi concerne encore aujourd'hui le secteur manufacturier.

L'article est organisé de la manière suivante : la première partie étudie de manière univariée les séries américaines mensuelles permettant de suivre le cycle américain en s'appuyant sur des outils linéaire et une revue de la littérature. En suivant les idées de Chauvet et Pigger (2003) et les récents résultats d'Anas et Ferrara (2002), cette partie propose également une étude détaillée des propriétés de ces séries à l'aide d'un modèle à changements de régimes univarié à la Hamilton (1989). La deuxième section introduit deux spécifications multivariées concurrentes, le " Pooled data model " proposé par Bellone et Saint-Martin (2003) et un modèle plus classique "HMM multivarié", mais encore peu exploité dans ce contexte. Une première application de ces outils est présentée en troisième partie à travers plusieurs indicateurs de récession face à des benchmarks existants. La section suivante aborde la question de la détection en temps réel. La cinquième partie conclut en offrant quelques pistes de recherches complémentaires.

2. Quelles propriétés des indicateurs conjoncturels pour suivre le cycle d'affaires américain ?

Face à la multitude des sources d'information à disposition, quelles sont les séries américaines qui doivent retenir l'attention du conjoncturiste ? Cette section et la suivante reprennent les résultats de Bellone et Saint-Martin (2003) qui ont effectué une première étude des séries à travers une simple analyse exploratoire et eu recours au modèle univarié de Hamilton comme grille de lecture concurrente, afin de déterminer les séries au contenu informationnel le plus riche. La base de données mensuelles utilisée intègre des données de février 1967 à mars 2003. L'échantillon a été construit en mai 2003 et n'incorpore pas les révisions ultérieures. Il inclut 102 séries parmi lesquelles celles de l'enquête auprès des consommateurs du Conference Board, celles de l'ISM (ex NAPM), les composantes des leading, coincident and lagging indicators du Conference Board, des données financières (spreads, agrégats monétaires, indices boursiers), diverses données quantitatives (indices de production sectorielle, commandes et livraisons). Certaines séries bimestrielles de l'enquête " Conference board Consumer Confidence " ont été reconstruites par interpolations mensuelles entre 1967 et 1977.

Dans cet article, les données sont transformées en taux de croissances mensuels à travers différents lissages que l'on définit par :

$T_k(L) = 1 - L^k$, avec L l'opérateur " retard " appliqué aux séries en logarithme : $L^k X_t = X_{t-k}$.

Choisir $k=1$, c'est à dire utiliser un taux de croissance mensuelle offre comme transformation les meilleurs délais de détection des points de retournement mais peut entraîner de sérieux inconvénients lors des estimations du fait de bruit " haute fréquence ". C'est la raison pour laquelle, d'autres degrés de lissage sont testés⁴.

⁴ On retient ainsi ($k=3$) pour les estimations univariées ou ($k=2$) pour les estimations multivariées de grande taille, ces différents choix provenant d'un certain arbitrage entre délai de détection et lisibilité du modèle, et notamment de la capacité des modèles multivariés à neutraliser une partie des bruits idiosyncratiques des séries (effet " pooling ").

2.1 Une première analyse exploratoire face à la littérature

Partant de 102 séries, quatre statistiques ont été calculées : la cohérence spectrale et le délai moyen⁵, des corrélations croisées à plage glissante et a été appliquée une adaptation de l'algorithme non paramétrique "BBQ" de Bry et Boschan (1971), afin d'estimer les relations linéaires et non linéaires entre les données et deux "benchmarks mensuels" : la production industrielle et la datation du NBER. Avant d'écarter toute série de l'échantillon restreint, une revue de la littérature des indicateurs avancés et coïncidents a été menée. Les séries du Conference Board appartenant aux "Leading and coincident indicators", ont été largement étudiées au cours des vingt dernières années. Stock et Watson (1989), Watson (2001), Anas et Ferrara (2002) en proposent également une revue très bien documentée. Un premier travail de "datamining" conduit à une classification qualitative des séries selon leur horizon prédictif. Grâce à la statistique du délai moyen un tri qualitatif est établi selon l'horizon prédictif maximal de la série. Cette classification de "détecteurs potentiels de retournement" est présentée en annexe A ainsi que les sources qui y sont associées.

Les indicateurs les plus avancés (en moyenne entre quatre et huit mois) sont le spread 10 ans – 3 mois (ten year-Treasury Bond / three month-T-bill spread) et dans une moindre mesure les mises en chantier (Housing starts). L'indicateur avancé du Conference Board (Leading indicator) appartient à cette catégorie mais souffre par construction d'un biais d'endogénéité : le spread et la masse monétaire M2 y jouent un rôle prépondérant (plus de 50% du poids des séries le constituant est concentrée sur ces deux indicateurs) et peut donc refléter principalement les conditions monétaires et les anticipations des acteurs des marchés financiers. Viennent alors les indices boursiers avec un délai de détection plus court, plutôt un trimestre d'avance comme l'ont suggéré Estrella et Mishkin (1998) ou Chauvet (1999). Nombreuses sont les séries qui apportent une information très légèrement avancée (entre 1 et 3 mois) parmi lesquelles le très connu Manufacturing Purchasing Manager Index de l'Institute for Supply Management (ISM) et ses composantes (Output, New Orders, Employment et Supplier deliveries), quelques composantes de l'enquête Conference Board Consumer Survey afférant aux conditions d'emplois (Jobs hard to get, Jobs plentiful) ou à la confiance (Expectations) ainsi que diverses données quantitatives touchant à la situation sur le marché du travail ou au secteur manufacturier (Manufacturers new orders, Consumer goods and material, Average weekly hours ou New claims for unemployment and Insurance...). Enfin, sont présentés des indicateurs coïncidents fiables sur lesquels les indicateurs stochastiques introduits ci-après s'appuient largement.

Une des innovations principales qu'apporte cette section est l'étude particulière des séries non sujettes à révision qui sont extraites des enquêtes du Conference Board. En première analyse, il est possible de faire apparaître des concordances frappantes de ces séries non-révisées avec les datations du NBER. Par exemple, l'indice d'annonce d'offres d'emplois (Help Wanted advertising index) remarqué par Stock et Watson (1991) ou Anas et Ferrara (2002) (voir figure 1) paraît un excellent candidat. De même certaines réponses du Conference Board Consumer survey telles que "Jobs plentiful" ou "Jobs hard to get" (voir figure 2) ou "Business Conditions

⁵ Suivant Croux et al (2001), on définit le co-spectre ou la cohérence spectrale de deux séries temporelles X et Y comme le ratio suivant entre les densités spectrales :

$$C_{XY}(\omega) = \frac{f_{XY}(\omega)}{\sqrt{f_X(\omega)f_Y(\omega)}} \text{ qui peut se réécrire } C_{XY}(\omega) = |C_{XY}(\omega)|e^{i\Phi(\omega)}$$

Le "délai moyen" qui mesure le degré d'avance / retard entre deux séries X et Y est construit comme le ratio entre la phase et la fréquence :

$$M = \Phi(\omega) / \omega.$$

Un "délai moyen" positif, pour une fréquence donnée, indique que la composante cyclique de Y est en avance sur la composante cyclique de X.

Figure 1 :
Indice d'annonce d'offres d'emplois (Help Wanted Advertising Index) et différence entre
“ Jobs Hard to Get et Jobs Plentiful ”

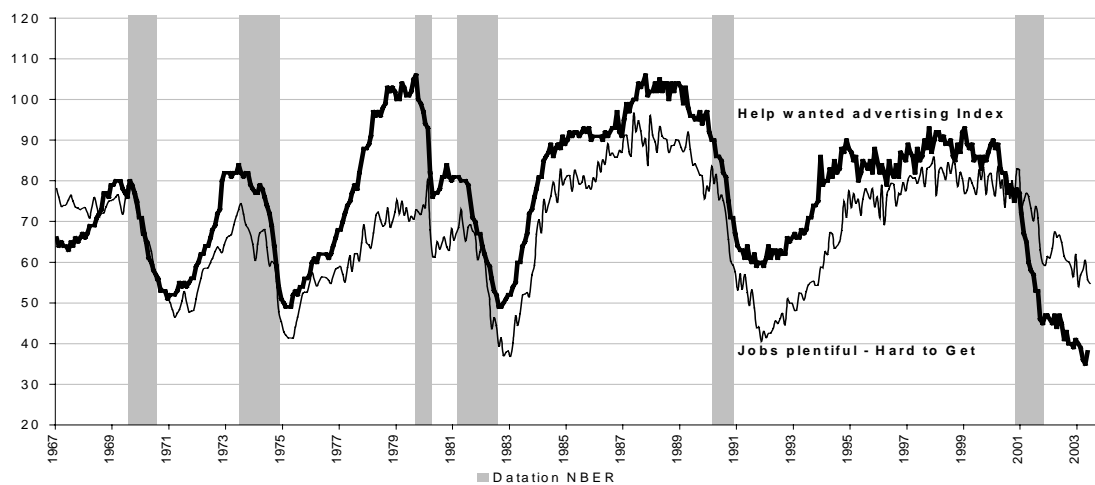


Figure 2 :
Conference Board Consumer Survey, “Jobs Plentiful” et “Hard to Get”

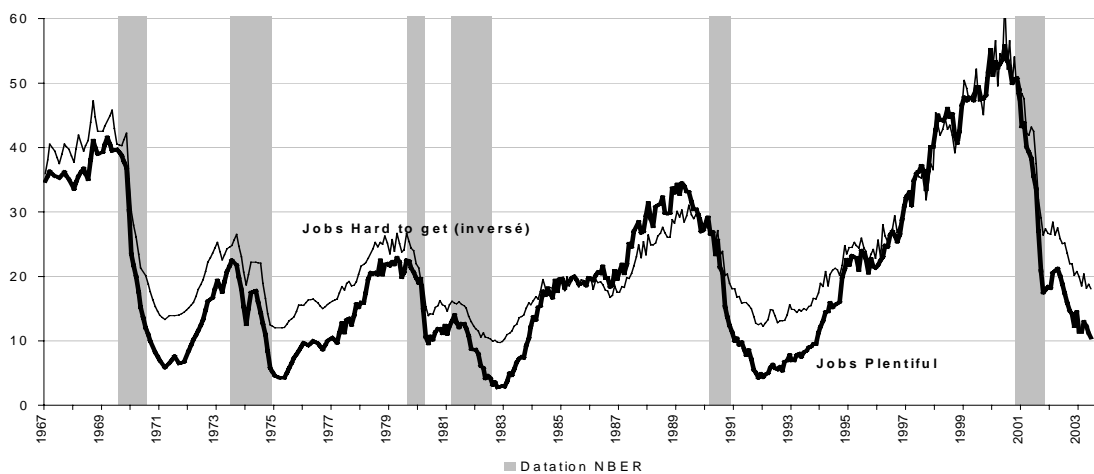


Figure 3:
Conference Board Consumer Survey: “ Business Conditions Judged Good ” / “ Bad ”

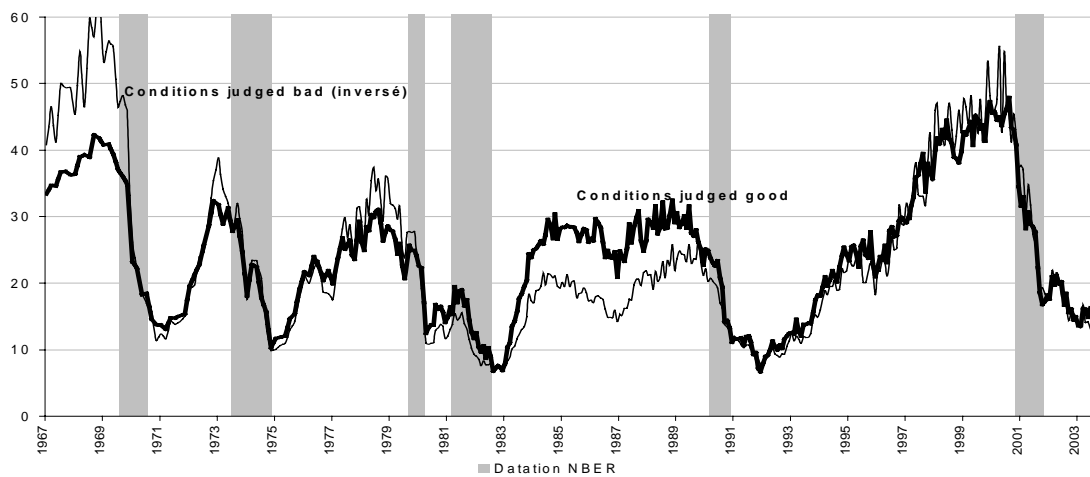


Figure 4 :
Taux de chômage

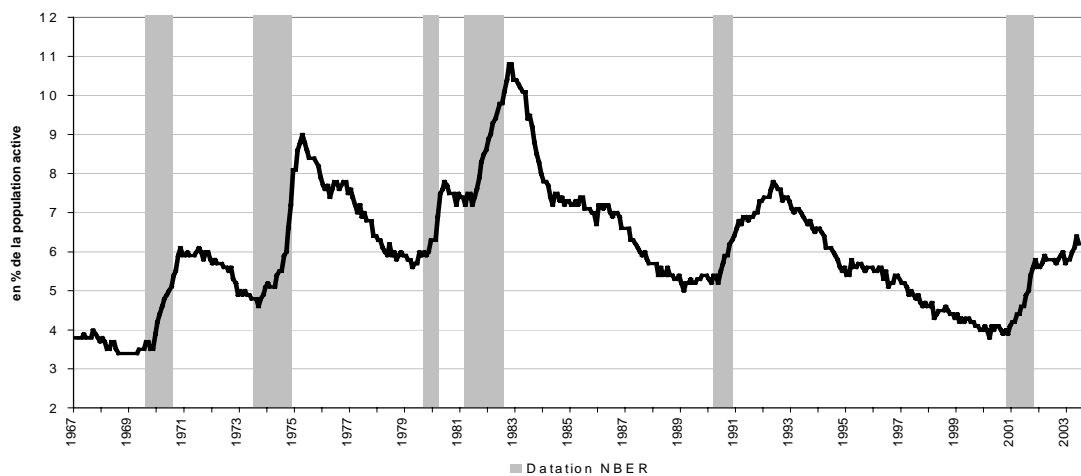


Figure 5 :
Dépenses totales de construction

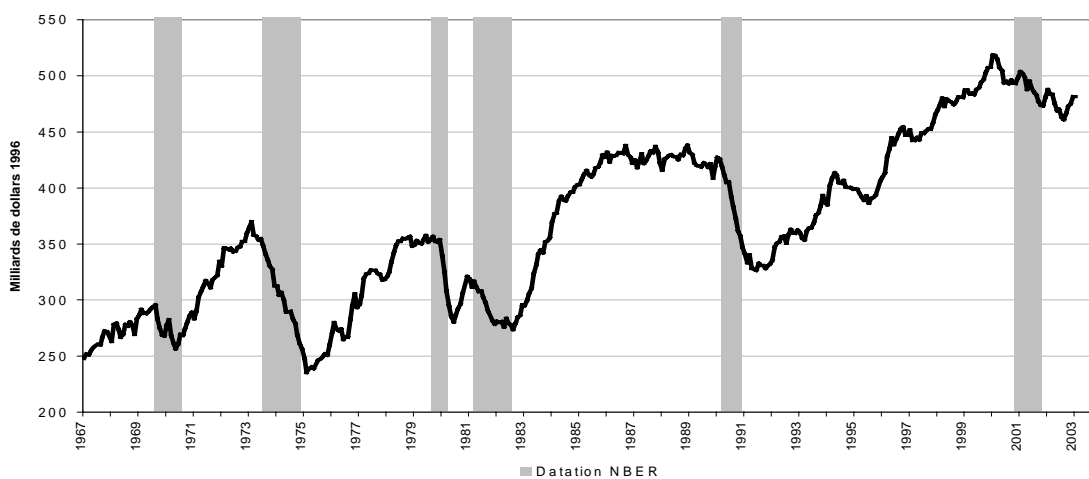
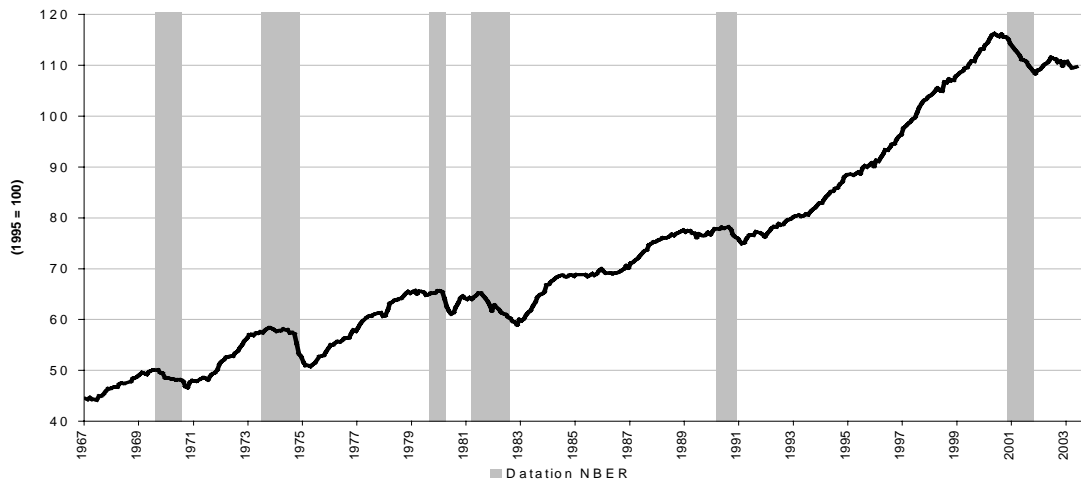


Figure 6:
Indice de la production industrielle



Judged Good ” (voir figure 3) ne donnent jamais de faux signaux et se retournent systématiquement lors des entrées en récession.

Ces séries comportent deux types d'information : d'une part la date du point de retournement mais également l'intensité du ralentissement en cours. Par exemple, la figure 4 représentant le taux de chômage suggère deux phases distinctes, notamment lors du dernier ralentissement de 2001 : une contraction rapide et violente durant les premiers mois de la récession, une stabilisation qui est contemporaine de la sortie de récession identifiée par le NBER, puis une nouvelle détérioration à un rythme plus modéré qui peut-être relié à l'épisode observé en 1992 de “ jobless recovery ”. Il faut rappeler d'ailleurs que le BEA (Bureau of Economic Analysis) conteste les datations du NBER concernant la récession du début des années 1990 et considère que cette “ jobless recovery ” constituait en fait une phase de récession. Comme on le verra par la suite, le dernier trimestre 2002 et le premier trimestre 2003 se comparent étrangement à cet épisode, ressemblant à un léger “ double dip ” pour beaucoup d'indicateurs, mais trop peu persistant pour dégénérer en récession. Cependant, comme l'a énoncé Chauvet (1998), ce suivi visuel reste somme toute très frustré, ne fournit ni un cadre mathématique permettant de mesurer le cycle d'affaires, ni un modèle probabiliste permettant d'interpréter l'information extraite de ces variables.

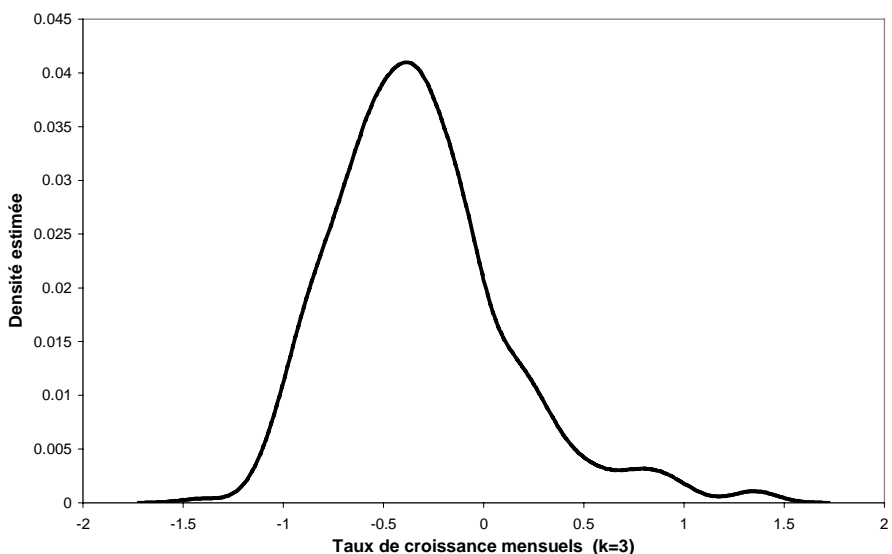
2.2 Les enseignements d'un modèle univarié à changements de régimes markoviens : asymétrie et amplification des signaux

Toutes les séries étudiées précédemment sont caractérisées par une forte persistance lors des phases de croissance : elles présentent de longues périodes de progression régulière, perturbées par de brusques phases de contractions, coïncidentes aux périodes de récession. Cela donne l'intuition d'évolutions asymétriques entre les phases d'expansion et de contraction. Ce fait stylisé justifierait le recours à des concepts non linéaires tels que les modèles à changements de régimes. En effet, contrairement aux hypothèses de linéarités qu'imposent des modèles à facteur tels que celui de Stock et Watson (1989) ou de simples modèles MCO, le HMM n'implique pas de symétrie pré-établie, contraignant les périodes d'expansion et de contraction à avoir la même durée ou amplitude. Cette “ asymétrie ” est également suggérée pour nombre de séries américaines par une analyse graphique des distributions des taux de croissance normalisés. Ceux-ci semblent caractérisés par des queues de distribution “ épaisses ” et pourraient être modélisés par un mélange de lois⁶. Pour illustration, la figure 7 présente la densité empirique des taux de croissance mensuels normalisés de la composante “ Jobs hard to get ”. Elle valide l'hypothèse d'asymétrie et de “ queues épaisses ”. Un modèle HMM à travers l'hypothèse de mélange de lois gaussiennes (voir encadré 1) pourrait répondre à ces critères. Ces premières intuitions sont-elles confirmées par des estimations statistiques ?

La même méthode que celle proposée par Anas et Ferrara (2002), utilisant un modèle univarié à changements de régimes, a été appliquée pour confirmer la première sélection des variables utiles à la détection des retournements. Le modèle univarié correspond à la version la plus basique à l'exception du choix des données : les estimations sont appliquées à des taux de croissance normalisés. D'une part cette méthodologie permet d'obtenir des estimateurs en tout point comparables en terme de déviations en point d'écart type et de significativité statistique. D'autre part, cela permet de traiter de manière homogène différents objets (données quantitatives, données d'enquête, taux....) et de les agréger si besoin dans la même échelle (point d'écart-type). Bien sûr, ce choix implique une certaine stabilité des taux de croissance et des écarts-type dans et hors échantillon. Cette hypothèse n'a pas été remise en cause par des estimations menées sur de nombreuses plages d'estimation différentes.

⁶ Voir Hamilton (1994) et Krolzig (2003) pour une étude détaillée des mélanges de lois et de leurs relations avec les modèles markoviens.

Figure 7: “Jobs Hard to Get”
Densité estimée par la méthode des noyaux – Période: 1967-2 /1999-12



Lecture : La série a été préalablement inversée, une hausse de cette composante signalant des évolutions sur le marché du travail perçues comme défavorables par les ménages

On dénomme $Y_i = (Y_{i,1}, \dots, Y_{i,T})'$ le vecteur de taille $(T,1)$ associé à la série temporelle i : et $y_i = (y_{i,1}, \dots, y_{i,T})'$ le vecteur associé des taux de croissance, dépendant de k , degré de lissage ($k=1$ ou $k=3$):

$$y_{i,t} = T_k(L) \log(Y_{i,t}) \times 100 \\ = (\log(Y_{i,t}) - \log(Y_{i,t-k})) \times 100$$

$y^*_i = (y^*_{i,1}, \dots, y^*_{i,T})'$ correspond au vecteur des taux de croissance normalisés :

$$y^*_{i,t} = \frac{(y_{i,t} - m_{y_i})}{\sigma_{y_i}}$$

où m_{y_i} et σ_{y_i} sont respectivement la moyenne et l'écart type empiriques des taux de croissance de la série i . Le modèle utilisé, qu'on qualifie souvent de MS(2)-AR(0), présenté dans l'encadré 1, est alors une simple modification du modèle de Hamilton (1989). Dans la spécification finale retenue, cinq paramètres sont estimés à l'aide la librairie MSVARlib (voir encadré 2) : les probabilités “absorbantes” de la matrice de transition, les moyennes associées à chaque régime, la variance supposée constante :

$$\theta_i = (p^i_{00}, p^i_{11}, \mu^i_0, \mu^i_1, \sigma^2_i)'$$

Quelles sont les justifications d'une telle modélisation ? Une transformation des observations $T_k(L) = 1 - L^k$ n'est pas neutre, une grande valeur de k pouvant réduire la variance et ainsi le risque de faux signaux. Cependant, plus le degré de lissage k sera grand, plus le risque est élevé d'introduire une auto-corrélation fallacieuse et des effets de base spécieux, qui pourraient d'une part conduire à une réduction de la précision des dates de retournement, et d'autre part, comme l'ont souligné Andersson et al (2002), à diminuer la probabilité d'une détection réussie. Le degré de lissage ($k=3$) a été appliqué comme suggéré par Anas et Ferrara (2002), et pour suivre Chauvet (1998) et Kim and Nelson (1998) a également été testé l'option ($k=1$) comme la transformation permettant d'obtenir le signal le plus précoce.

**Encadré 1 : Le modèle de Hamilton (1989),
un “ miroir ” probabiliste amplifiant les signaux**

On se limite ici à une simple modification du modèle de Hamilton (1989), que l'on caractérise comme un MS(2)-AR(0):

$$(1) y_{i,t}^* = \mu_{S_t^i} + \varepsilon_{i,t}, \forall i = 1, \dots, n$$

Les hypothèses sont:

$$(2) \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{S_t^i}^2)$$

$$(3) \mu_{S_t^i} = \mu_0^i(1 - S_t^i) + \mu_1^i S_t^i$$

où $\mu_0^i < \mu_1^i$ et $S_t^i = \{0, 1\}$ une variable aléatoire inobservée à “ deux états ”, suivant une chaîne de Markov d'ordre 1. Lorsque $S_t^i = 0$ ($S_t^i = 1$), la série de référence est considérée en état de “ contraction ” (resp. “ expansion ”). La matrice des probabilités de transition associée est définie de manière classique par :

$$P(S_t^i = j / S_{t-1}^i = k, \dots, S_1^i = l, I_{t-1}) = P(S_t^i = j / S_{t-1}^i = k) = p_{kj}^i$$

avec $k, j = \{1, 0\}$ et $I_{t-1} = (y_{i,t-1}^*, \dots, y_{i,1}^*)$ définissant l'ensemble d'information à la date t-1.

Comme rappelé par Hamilton (1994), ce modèle correspond à une mélange de lois gaussiennes avec la densité correspondante :

$$f(y_{i,t}^* / S_t^i = j, \theta_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left(-\frac{(y_{i,t}^* - \mu_j^i)^2}{2\sigma_j^2}\right), \quad j \in \{0, 1\}$$

De manière conventionnelle, on se concentre sur la “ probabilité filtrée ” définie comme:

$$P(S_t^i = j / I_t, \theta_i) = P(S_t^i = j / y_{i,t}^*, I_{t-1}, \theta_i) = \frac{P(S_t^i = j, y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i)}{f(y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i)}$$

Celle-ci est estimée de manière récursive à partir de la densité construite comme un mélange de densités gaussiennes conditionnelles:

$$\begin{aligned} f(y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i) &= \sum_{j=0}^1 P(S_t^i = j, y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i) \\ &= \sum_{j=0}^1 P(S_t^i = j / I_{t-1}, \theta_i) \times f(y_{i,t}^* / S_t^i = j, I_{t-1}, \theta_i) \end{aligned}$$

La probabilité filtrée d'être, par exemple, en récession peut-être vue comme une fonction récursive d'un ratio de densités gaussiennes. Ce ratio est au cœur du modèle et des théorèmes de la Théorie de la surveillance optimale rappelés par Frisen et de Marè (1991):

$$\begin{aligned} P_t = P(S_t^i = 0 / I_t, \theta_i) &= P(S_t^i = 0 / y_{i,t}^*, I_{t-1}, \theta_i) = \frac{P(S_t^i = 0, y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i)}{f(y_{i,t}^* / I_{t-1}, \theta_i)} \\ &= \frac{P(S_t^i = 0 / I_{t-1}, \theta_i) \times f(y_{i,t}^* / S_t^i = 0, I_{t-1}, \theta_i)}{\sum_{j=0}^1 P(S_t^i = j / I_{t-1}, \theta_i) \times f(y_{i,t}^* / S_t^i = j, I_{t-1}, \theta_i)} \end{aligned}$$

Après quelques calculs, on peut en déduire une simple relation entre probabilité filtrée à la date t probabilités filtrées passées et un ratio de densités conditionnelles :

$$\frac{P_t}{1-P_t} = \varphi(P_{t-1}) \times \frac{f(y_{i,t}^*/S_t^i = 0, I_{t-1}, \theta_i)}{f(y_{i,t}^*/S_t^i = 1, I_{t-1}, \theta_i)}$$

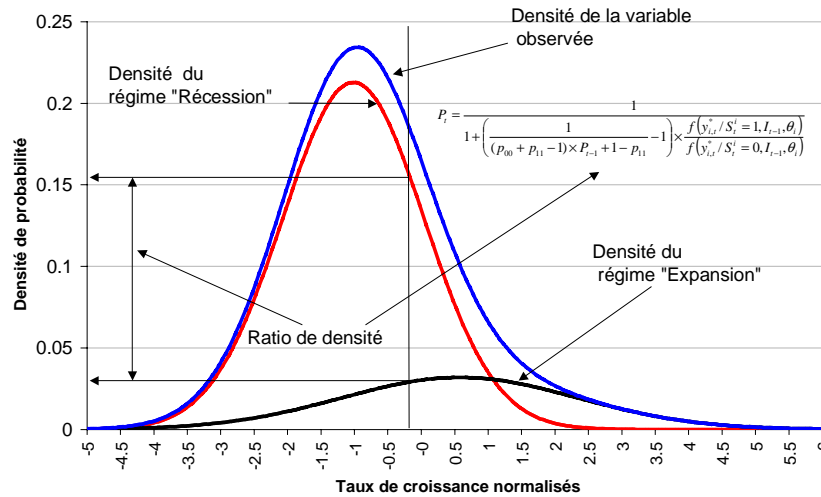
avec :

$$\varphi(P_{t-1}) = \frac{1}{\left(\frac{1}{(p_{00} + p_{11} - 1) \times P_{t-1} + 1 - p_{11}} - 1 \right)} = \frac{1}{1 - (p_{00} \times P_{t-1} + (1 - p_{11}) \times (1 - P_{t-1}))} - 1$$

appartenant à $[0,1]$.

De manière intuitive, la probabilité filtrée d'être en récession est alors fonction croissante du rapport de densités conditionnelles "contraction" sur "expansion" et croissante d'une fonction des probabilités passées (sous réserve que les probabilités "absorbantes" sont supérieures à 0,5, hypothèse rarement invalidée). La figure 8 donne une illustration à travers un cas d'école de ce mécanisme d'amplification et de persistance des signaux qui transite via le ratio des densités conditionnelles.

Figure 8: Ratio de densités et construction de la probabilité filtrée



Estimer les "probabilités lissées" $P(S_t^i = j / I_T, \theta_i)$, peut se révéler utile et complémentaire pour dater le cycle d'affaires, mais ne permet pas de juger de la performance d'un modèle de détection en temps réel. Enfin, on rappelle une des propriétés remarquable du modèle, illustrée par Hamilton (1994) et utilisée dans cet article : la durée associée au temps passé par la variable dans l'état 1 conditionnellement à une phase initiale dans cet état suit une loi géométrique :

$$P(D_t^i = k / S_1^i = 1) = (p_{11}^i)^{k-1} (1 - p_{11}^i)$$

En conséquence, on peut calculer les deux premiers moments centrés conditionnels qui correspondent via la probabilité "absorbante" à la moyenne et la variance de cette durée :

$$E(D_t^i / S_1^i = 1) = \frac{1}{1 - p_{11}^i} \text{ and } V(D_t^i / S_1^i = 1) = \frac{p_{11}^i}{(1 - p_{11}^i)^2}$$

De même, les choix de parcimonie ont été guidés par les conclusions d'Albert et Chibb (1993), Lahiri et Wang (1994), Chauvet et Pigger (2003), ou Ferrara (2003) qui ont estimé les performances de modèles semblables en faisant varier l'ordre d'auto-corrélation $r = \{0, 1, 2, 3, 4\}$. De manière générale, l'introduction d'auto-corrélation dans la modélisation des erreurs augmente le risque de détérioration des inférences de points de retournement. Nos estimations univariées ont confirmé ces résultats via différentes spécifications :
d'une part en autorisant des changements de régimes sur la variance :

$$\varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{S_t^i}^2),$$

d'autre part en retenant une spécification MS-AR(p)–SI (switch-intercept) :

$$y_{i,t}^* = \mu_{S_t^i} + \Psi(L)y_{i,t-1}^* + \varepsilon_{i,t}, \forall i = 1, \dots, n \quad \text{avec } \Psi(L) = \sum_{j=1}^p \psi_j L^j,$$

ou encore une généralisation des modèles MS-AR(p):

$$y_{i,t}^* = \mu_{S_t^i} + \chi_{S_t^i}(L)y_{i,t-1}^* + \varepsilon_{i,t}, \forall i = 1, \dots, n \quad \text{avec } \chi_{S_t^i}(L) = \sum_{j=1}^p \chi_{j,S_t^i} L^j.$$

Si quelques séries valident statistiquement certaines de ces spécifications, l'absence d'homogénéité dans les résultats sur l'ensemble des séries testées et leur faible apport en terme d'amélioration de la qualité des signaux nous a conduit à retenir la première spécification "économique" en nombre de paramètres.

Un critère habituel a été retenu pour déterminer si une variable se situe dans un état donné, par exemple de récession : il s'agit d'associer à la variable inobservée une probabilité supérieure à 50% d'être dans ce régime:

$$P(S_t^i = 0 / I_t, \theta_t) > 0.5$$

Les résultats des estimations du modèle univarié sont présentés dans Bellone (2004b) où sont sélectionnées selon les critères de Quadratic Probability Score (QPS) et d' Absolute Probability Score (APS)⁷ les treize "meilleures" séries. Comme le critère QPS, qui est d'inspiration proche du concept d'erreur quadratique moyenne, a tendance à davantage pénaliser les grandes erreurs que ne le fait le critère APS, c'est cette première statistique qui a été privilégiée pour établir un classement. Cependant, d'autres règles de classification ont été testées (tri "APS", moyenne géométrique APS-QPS) sans remettre en cause un classement qui résiste également aux diverses périodes d'échantillonnage. Le tableau 2 en annexe B présente quatre classements différents selon le critère QPS calculé sur deux grandes plages permettant de détecter d'éventuelles ruptures (1967-2003, 1979-2003) et sur deux "voisinages" des deux dernières récessions : 1988-1993 et 1999-2003 pour mesurer les performances "locales" de chaque modèle. La règle du pouce" du Purchasing Manager index de l'ISM, série non-révisée, est utilisée comme benchmark pour ce tour d'horizon univarié. Cette règle très simple, pour les conjoncturistes, est la suivante: lorsque l'indice ISM manufacturier (ex NAPM) franchit la barre des 50, l'activité industrielle est censée se contracter, si la barre des 45 est franchie, de manière empirique

⁷ Le QPS (pour Quadratic Probability Score) défini par Brier (1950) et l'APS (pour Absolute Probability Score) associés à un modèle i sont définis comme :

$$QPS(i, R) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_t^i - R_t)^2 \quad \text{et} \quad APS(i, R) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |P_t^i - R_t|$$

où P_t^i désigne la probabilité filtrée d'être en récession et $R_t = \{1, 0\}$ l'indicatrice 1/0 datant la récession selon la chronologie du comité du NBER.

l'économie américaine peut-être considérée en état de récession. Si cette règle fonctionne assez bien sur les quarante dernières années, elle est cependant loin de parfaitement correspondre aux datations du NBER (voir figure 11 en annexe A).

La durée moyenne implicite des phases de récession que l'on peut calculer à partir des estimations des probabilités de transition est relativement proche pour les meilleures séries de la durée moyenne des récessions identifiées par le NBER, celles-ci variant entre 9 et 11 mois selon la période de référence retenue. Ce critère est déterminant pour éliminer certaines séries candidates caractérisées par des phases trop courtes ou trop longues de contraction. Au contraire, les durées moyennes implicites d'expansion, autour de 55 mois, semblent davantage porter le poids du passé, alors que les deux derniers cycles ont été caractérisés par des durées exceptionnellement longues (106 mois en moyenne).

Au total, de ces premiers travaux exploratoires cinq séries se singularisent : celles issues de la sélection d'Anas et Ferrara (2002) : l'indice d'annonce d'offres d'emplois, le taux de chômage, la production industrielle, auxquelles on peut rajouter la composante " Hard to get " très proche dans les faits des évolutions du taux de chômage et dans une moindre mesure les dépenses totales de construction. D'autres séries non révisées se révèlent particulièrement intéressantes : " Jobs Plentiful ", " Business conditions judged Bad or Good ", " Present situation ", ces trois derniers indicateurs demeurant légèrement moins performants face aux benchmarks. Pour conclure cette première section, un suivi de la conjoncture américaine à l'aide d'un modèle HMM univarié est sans équivoque utile. Cependant, s'il capte ce phénomène de ruptures entre régime de croissance versus récession, il ne permet pas d'appréhender la notion de " comouvement " chère à Burns et Mitchell. La section suivante discute l'utilité d'indicateurs composites permettant de répondre à cet objectif.

3. Quels indicateurs composites pour capter le comouvement ?

Les preuves empiriques rassemblées par la littérature et rappelées par Watson (2001) ou Stock et Watson (2003) suggèrent qu'il existe un gain à utiliser de " grands modèles ", ceux-ci permettant de neutraliser l'instabilité provoquée par des prévisions basées sur des indicateurs univariés. Cependant, le gain prédictif marginal d'ajouter une variable exogène semble être une fonction rapidement décroissante du nombre de variables introduites, ce qui plaiderait pour une approche factorielle. Est ce que ce phénomène est valide pour les modèles à changements de régimes ?

Bellone et Saint-Martin (2003) confirment les intuitions de Watson et montrent en fait la supériorité de modèles prenant en compte un petit nombre de variables (quatre à six) aux qualités intrinsèques manifestes. Dans cette section, deux modèles concurrents sont présentés, l'un basé sur une approche " factorielle " très simple et l'autre sur une approche multivariée enrichie, beaucoup plus " canonique ".

3.1 Le " Pooled Data Hidden Markov Model ", bâti sur un simple résumé...

Bellone et Saint-Martin (2003) proposent l'utilisation d'un modèle " composite ", baptisé " Pooled Data Hidden Markov Model " PHMM, simple généralisation de la version univariée du modèle de Hamilton appliqué à un " résumé " (moyenne simple ou pondérée de taux de croissance normalisés) et cas particulier d'un modèle à facteur dynamique à changements de régimes. Les auteurs forment l'intuition suivante : si des séries partagent une information de manière homogène, une simple moyenne peut être aussi performante qu'un facteur commun extrait d'une analyse factorielle ou d'un modèle dynamique. Par ailleurs, il y a des justifications

théoriques à l'utilisation d'une statistique d'alarme univariée. En effet, lorsque plusieurs variables aléatoires partagent les mêmes points de retournement, Wessman (1998) démontre qu'une alarme minimale suffisante est univariée. Cette modélisation constitue donc un raccourci pour construire de manière ad-hoc un résumé de l'information avec le clair avantage de la simplicité, de la parcimonie et de la souplesse du modèle (dans la plupart des cas, 5 paramètres sont à estimer quelle que soit la taille de l'échantillon des variables exogènes).

On part donc d'une matrice de taille (n,p) de pondérations,

$$W = (W_1, \dots, W_p),$$

qui peuvent être construites selon différents critères et qui représentent p modèles différents. Le cadre défini précédemment des taux de croissance normalisés autorise d'agréger différents signaux dans l'espace des données pour créer une nouvelle variable représentative d'une certaine information commune.

Pour construire le vecteur de dimension $(T, 1)$ de l'information commune x_j , on extrait un vecteur W_j de dimension $(n, 1)$ de pondérations fixes associées au modèle j , on a alors :

$$(4) x_t^j = W_j' y_t^* = \sum_{i=1}^p w_{i,j} y_{i,t}^* \text{ avec } \sum_{i=1}^p w_{i,j} = 1.$$

$$(5) x_t^j = \mu_{S_t^j} + \eta_t^j$$

$$(6) \eta_t^j \sim N(0, \omega_j^2)$$

(7) $\mu_{S_t^j} = \mu_0^j(1 - S_t^j) + \mu_1^j S_t^j$ où $\mu_0^j < \mu_1^j$ et $S_t^j = \{0,1\}$ une variable aléatoire inobservée à "deux états", suivant une chaîne de Markov d'ordre 1. Suivant les résultats de Bellone et Saint-Martin(2003), on applique ici une pondération uniforme $w_{i,j} = 1/p$, les différences étant mineures en terme de détection compte tenu de la relative homogénéité des erreurs quadratiques moyennes des séries retenues.

3.2 ...face au modèle multivarié à changements de régimes markoviens

Le modèle concurrent ci-après présente une approche moins "heuristique" que la précédente en intégrant une dimension multivariée complète. Il s'agit notamment de transposer le modèle présenté dans la section précédente à un cadre vectoriel, en partant de la définition des MS-VAR de Krolzig (1998).

Si on note : $Y_t^* = (y_{1,t}^*, \dots, y_{p,t}^*)'$ de taille $(p,1)$, p correspondant aux indices des p variables constituant l'indicateur, on estime le modèle multivarié MS(2)-VAR(0) suivant:

$$(8) Y_t^* = \mu_{S_t} + \eta_t = \begin{bmatrix} \mu_{S_t}^1 \\ \vdots \\ \mu_{S_t}^p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_t^1 \\ \vdots \\ \eta_t^p \end{bmatrix} \text{ avec } \eta_t \sim N(0, \Sigma_{S_t}) \text{ vecteur de bruits blancs gaussiens}$$

tel que :

$$(9) \Sigma_{S_t} = (\sigma_{ij}(S_t)),$$

(10) $\mu_{S_t}^j = \mu_0^j(1 - S_t) + \mu_1^j S_t$ où $\mu_0^j < \mu_1^j$ et $S_t = \{1,2\}$ représente la variable aléatoire inobservée à "2 états" suivant une chaîne de Markov d'ordre 1, commune à toutes les variables du vecteur de taille p .

S'il se révèle moins parcimonieux que le précédent, ce modèle apporte les avantages du cadre multivarié, en donnant plus de liberté à l'estimation en terme de dispersion des moyennes et des variances.

Encadré 2:
Estimer des modèles multivariés à changements de régimes avec MSVARlib

Développée dans une version simplifiée (version 1.1) et étendue (version 2.0), MSVARlib est présentée par Bellone (2005). Cette librairie Gauss, fondée sur une approche "classique" d'estimation par maximum de vraisemblance couvre aujourd'hui des spécifications très générales des modèles markoviens à changements de régimes à M états dont on trouve une taxonomie détaillée dans Krolzig (1998).

Le modèle général MS-OLS s'écrit :

$$y_t = x_t \cdot \beta_{S_t} + z_t \cdot \delta + \eta_t,$$

$\begin{matrix} (1,p) & (1,n) & (n,p) & (1,q) & (q,p) & (1,p) \end{matrix}$

avec $u_t \mapsto N(0, \Sigma_{S_t})$, $\Sigma_{S_t} = (\sigma_{ij}(S_t))$ et $S_t = \{1, \dots, M\}$ le processus Markovien latent.

Les matrices x (resp. z) contiennent les variables exogènes soumises (resp. non soumises) à changements de régimes. Sous cette représentation, on peut également traiter les modèles MS(M)-VAR (0) ou "Moyenne-variance" :

$$y_t = 1 \cdot \beta_{S_t} + \eta_t = \mu_{S_t} + u_t,$$

$\begin{matrix} (1,p) & (1,n) & (n,p) \end{matrix}$

soit MS(M)-VAR(p) (avec changements de régimes sur la constante MSIH) :

$$y_t = 1 \cdot \beta_{S_t} + (y_{t-1}, \dots, y_{t-q}) \cdot \delta + \eta_t = \mu_{S_t} + (y_{t-1}, \dots, y_{t-q}) \delta + \eta_t,$$

$\begin{matrix} (1,p) & (1,n) & (n,p) & (1,p \cdot q) & (p \cdot q, p) & (1,p) \end{matrix}$

ou MS(M)-VAR(p) généralisé :

$$y_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-q}) \cdot \beta_{S_t} + \eta_t = x_t \cdot \beta_{S_t} + \eta_t = \mu_{S_t} + \eta_t.$$

$\begin{matrix} (1,p) & (1,(q+1) \cdot p) & ((q+1) \cdot p, p) & (1,p) \end{matrix}$

Toutes les combinaisons concernant la matrice de variance-covariance sont testables : corrélation croisée (1), hétéroscédasticité (2), homoscedasticité (3), "conditionnelle", ie à changements de régimes (ou non) soit :

(1) $\Sigma_{S_t} = (\sigma_{ij}(S_t))$, ou $\Sigma = (\sigma_{ij})$,

(2) $\Sigma_{S_t} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2(S_t) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_p^2(S_t) \end{pmatrix}$ ou $\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_p^2 \end{pmatrix}$,

(3) $\Sigma_{S_t} = \sigma^2(S_t) \cdot I_p$ ou $\Sigma = \sigma^2 \cdot I_p$.

A notre connaissance, deux autres librairies couvrent ce type de modèles multivariés : Krolzig(1998), librairie propriétaire et compilée d'accès payant, utilisable sous Ox, et Khaled (2004), librairie Matlab basée sur une méthode d'estimation bayésienne.

La librairie MSVARlib permet d'estimer des modèles à M états plus généraux. Par exemple, une spécification à 3 états est estimée grâce à MSVARlib dans Bellone, Gautier, Lecoent (2004) reprenant l'approche et les séries de Ferrara (2003). Elle n'améliore pas la détection des

récessions mais peut apporter une information plus fine en terme de “ralentissement” versus “accélération” de la croissance. En effet, les états “bas” se correspondent parfaitement entre les spécifications du modèle à 2 ou 3 états. Dans la spécification à trois états, l’état haut est scindé en deux “sous-états” : un état de forte croissance et un état de croissance tendancielle. Différents modèles incluant notamment une spécification dynamique MS-VAR(p), ont été testés, mais rejetés compte tenu de leur faible qualité d’estimation ou d’interprétation, confirmant ainsi les conclusions évoquées en section 2.2. Enfin, l’hypothèse de changements de régimes sur la variance et de “corrélations croisées”, si elle est validée par des critères statistiques (significativité des coefficients), et fournit des résultats interprétables (les variances sont plus élevées et les séries plus corrélées en phase de récession), n’améliore que très légèrement la qualité des signaux renvoyés. Ainsi, un modèle beaucoup plus parcimonieux (hétéroscédasticité conditionnelle sans changements de régimes sur la variance), n’entraîne qu’une faible détérioration des signaux, voir Bellone (2004b) pour une présentation de ces deux estimations concurrentes. Partant de la sélection de variables dont le contenu informationnel univarié semble le plus riche, on peut donc souhaiter construire des indicateurs probabilistes coïncidents de détection des récessions, intégrant une dimension multivariée.

4. Détecter en temps réel les récessions américaines ?

Quelles sont les meilleures séries pour détecter en temps réel les récessions américaines via un indicateur composite ou multivarié? Existe-t-il une modélisation déterminante ?

4.1 Deux modèles de référence et d’autres concurrents

D’un processus de sélection basé sur l’étude des faux signaux émergent deux indicateurs dont la proximité avec les datations du NBER et les performances face à d’autres benchmarks sont très satisfaisantes : Rec4 et Rec-Anas, ce dernier comprenant les quatre séries sélectionnées par Anas et Ferrara (2002). Le tableau 3 en annexe C récapitule la composition des différents modèles testés que le conjoncturiste pourrait privilégier dans son analyse. Dans un premier temps chacune des spécifications a été estimée selon les deux approches concurrentes (Pooled Model et Multivarié). Ces modèles ne prétendent pas à l’exhaustivité: en fait, il n’existe pas à proprement parler de meilleure combinaison, des séries se révélant plus réactives que d’autres durant certaines récessions. Néanmoins les deux premiers indicateurs datent assez précisément les sorties et les entrées de récession. Sont présentées en annexe B, tableau 5, pour illustration les estimations du modèle Rec4⁸ qui reste l’indicateur privilégié pour sa parcimonie et ses performances. Il est remarquable de constater que les résultats en terme de détection sont très proches entre les deux spécifications: “Pooled” et “Multivarié”. La figure 9 en donne une illustration offrant une lecture extrêmement complémentaire. On retrouve ainsi le fait que c’est bel et bien la qualité du contenu informationnel des variables qui domine la modélisation.

L’analyse des probabilités filtrées met en évidence, comme le remarquait Chauvet (1998) que presque toutes les récessions sont précédées par une augmentation anormale des probabilités filtrées: *“Also a mild rise in probability 5 to 12 months before a recession forewarns a subsequent downturn, with the exception of the 1970 and 1975 recessions”*. En fait, les ralentissements de la croissance à l’exception des années 1970 sont signalés par les modèles. Par exemple, en février 1986, mai 1989, avril 1995 et mai 2000, la probabilité filtrée franchit les seuils de 5% durant plus de deux mois. Ces événements ne sont pas considérés comme des récessions compte tenu de leur courte durée, mais envoient des signaux de ralentissements imminents. Toutes ces hausses brutales des probabilités filtrées marquent une stagnation de l’activité industrielle et des conditions défavorables sur le marché du travail. Le pic le plus marquant s’est produit en mai 2000, précédant un ralentissement significatif de la croissance du PIB, soit plus de six mois avant la récession.

⁸Le modèle Rec-Anas est tributaire de la série “Construction Spending” dont la publication a été interrompue et modifiée fin 2003, le modèle Rec4 se veut donc davantage comme un modèle alternatif.

Figure 9:
 “Pooled Data model” et “Modèle multivarié” Rec 4 à deux régimes (taux de chômage, de l’indice d’annonces d’offres d’emplois, de la production industrielle et Jobs hard to get)

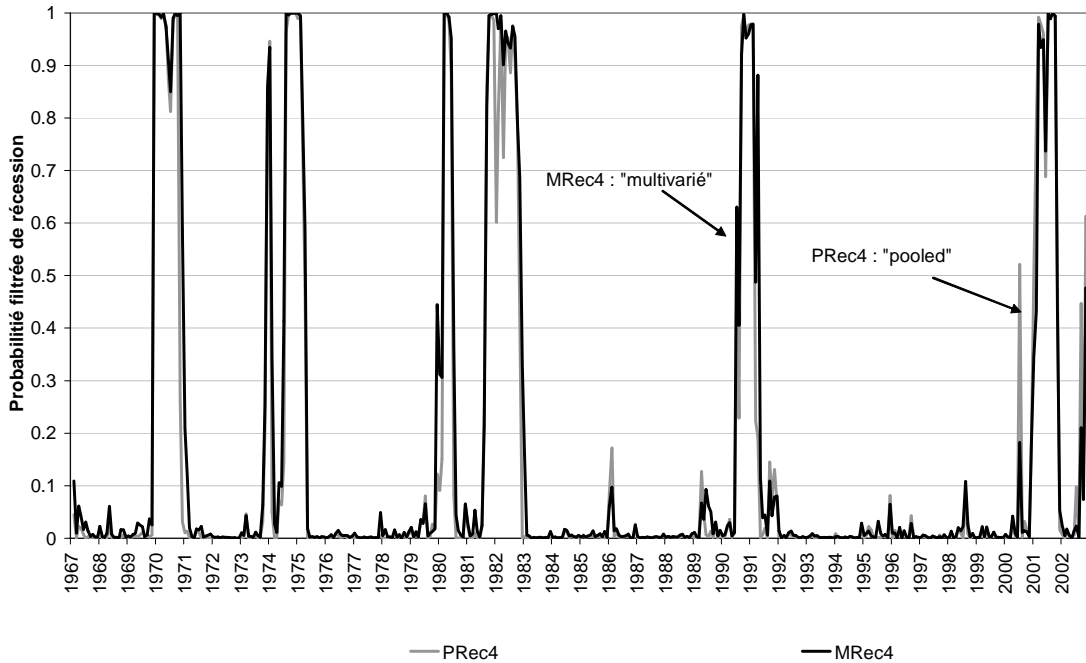
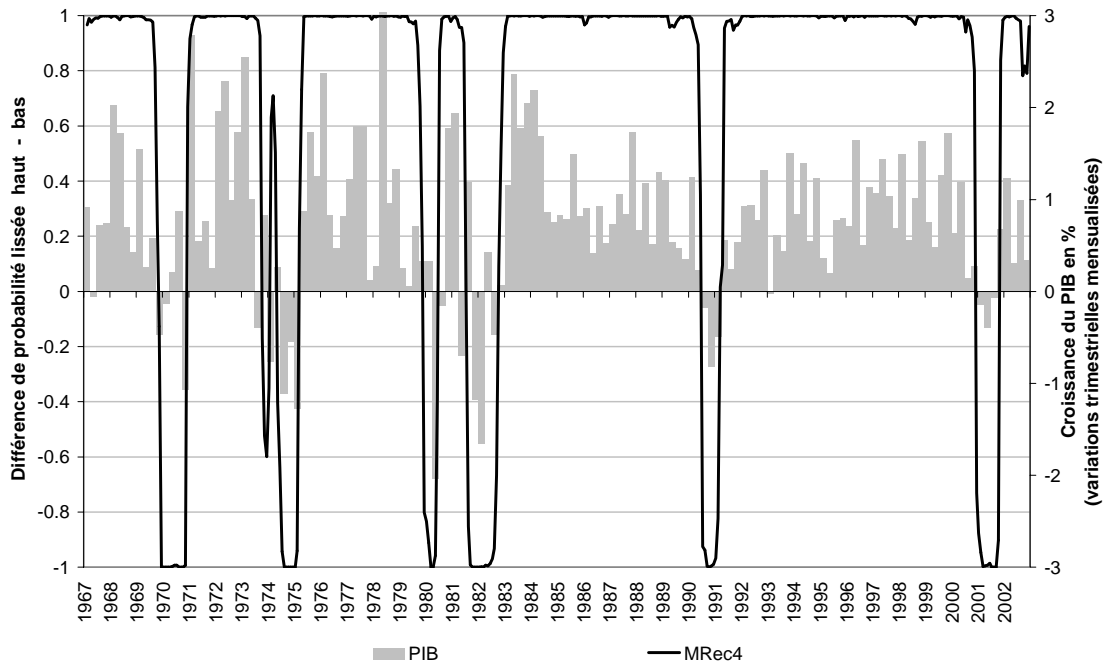


Figure 10 :
 “Modèle multivarié” Rec4 - Indicateur sur probabilité lissée



Lecture : l’indicateur est construit comme la différence des probabilités en régime haut versus bas. Un franchissement dans la zone comprise entre 0 et -1 signifie que l’économie américaine rentre en récession.

Certains modèles détectent également le faible ralentissement industriel qui se produit à la mi-1985. Ainsi, au cours des six dernières récessions, un prévisionniste qui se serait attaché à suivre les modèles Rec4 ou RecAnas aurait détecté avec de très faibles retards (moins de deux mois en moyenne à l'exception de l'épisode de 1974, mal décelé par tous les indicateurs) l'entrée en récession de l'économie américaine. La figure 11 présente la grille de lecture alternative qu'offre les probabilités lissées, moins volatiles, mais par construction moins réactives en temps réel à travers, le modèle Rec4, mises en regard avec la croissance du PIB.

Comment évaluer qualitativement la précision et l'apport de chaque modèle ? Le tableau 6 en annexe C présente les dates officielles des récessions ainsi que celles associées à chacun des modèles en utilisant la règle des 50% définie par Hamilton. Pour tester leur performance, ceux-ci sont confrontés à deux "benchmarks" : l'Experimental Coincident Recession Index (XIR-C)⁹ de Stock et Watson et "la règle du pouce de l'ISM". De manière surprenante, une simple stratégie visant à suivre cette méthode simple et rudimentaire reste relativement efficace, quoiqu'aux résultats très irréguliers¹⁰. Cependant les pooled models ou les modèles multivariés envoient de meilleurs signaux qualitatifs : un franchissement de la barre des 50% pendant plus de deux mois garantit le conjoncturiste de tout faux signal pour les modèles Rec4 et Rec_Anas. Enfin, on peut signaler qu'un modèle multivarié basé sur les séries du Conference Board (Coinc) outre ses défauts en terme de révisions récurrentes apparaît quant à lui légèrement moins performant. Suivre le cycle américain à l'aide d'un échantillon exhaustif peut envoyer des signaux plus "rassurants" pour le conjoncturiste et avec très peu d'erreur, c'est l'objectif du modèle Full qui a été estimé dans ces deux versions "Pooled" et "Multivariée", en intégrant toutes les variables. On constate qu'il émet quelques faux signaux de retour en récession par rapport aux datations du NBER mais qui ont une réelle signification en terme de ralentissement de la croissance, notamment durant les années 91-92 et à la fin 2002, périodes souvent qualifiées de "jobless recoveries".

4.2 Analyses en temps réels, révisions et indicateurs avancés

Pour Koenig, et al (2003) ou Croushore et Stark (2003), affiliés à la littérature des "real time data vintages", le prévisionniste estimant un modèle devrait construire un échantillon utilisant uniquement comme variables exogènes les séries publiées et disponibles à la date de publication correspondante. Par exemple, pour estimer les propriétés du leading indicator, Hamilton et Perez-Quiros (1996) discutent également cette utilisation de différents "millésimes en temps réel". On peut objecter que dans une perspective de datation ou d'analyse ex-post, cette stratégie n'a pas lieu d'être puisqu'on s'interroge sur les relations qui existent entre les séries définitivement publiées. Par ailleurs, on bute rapidement sur des questions d'ordre pratique, ce type de données étant extrêmement difficile à rassembler¹¹ jusqu'à présent. Néanmoins, il est facile de pallier une critique de ces auteurs qui reprochent notamment aux estimations économétriques d'être effectuées "dans l'échantillon". C'est la raison pour laquelle, comme suggéré par Stock (2003), ont été préférées dans ce papier des estimations pseudo hors-échantillon, en utilisant une plage d'estimation restreinte : 1967-2/1999-12 ne devant plus donner lieu à des révisions conséquentes et en simulant de manière dynamique le modèle autour de la dernière récession (ie sur la période 2000-1 /2003-2).

⁹ Ces séries sont disponibles sur le site de Mark Watson : <http://www.wws.princeton.edu/~mwatson>. Il est utile de rappeler que contrairement aux modèles markoviens, le modèle probabiliste de Stock et Watson n'est pas fondé sur un traitement mathématique formel, ce qui conduit à une difficulté d'interprétation de la probabilité extraite.

¹⁰ A noter que la qualité de l'indicateur est très faible lors des récessions des années 70.

¹¹ La base de données de Croushore et Starck est unique et insuffisamment riche en données mensuelles pour pouvoir mener une étude équivalente à cet article.

Parmi les indicateurs de récession présentés dans la section précédente et inclus dans le modèle de référence, deux séries sont potentiellement révisées lors des premières publications (la production industrielle, le taux de chômage¹²), dans les faits, ces révisions sont souvent d'ampleur réduite, contrairement à celles que subissent certaines séries du coincident index (emploi et revenu notamment). Les deux autres séries d'enquêtes ne souffrent pas de ce biais, mais partagent un défaut avec les séries révisées : leur publication est effectuée avec un léger délai (1 à 2 mois). Au total, ces indicateurs de récession auront davantage une utilisation confirmatoire dans le diagnostic conjoncturel. On retiendra cependant la remarque de Geoffrey Moore¹³ : “ *if you can predict a recession just as it is beginning, you are doing very well as a forecaster* ”. Pour contourner ces obstacles liés à la détection en temps réel, seules des indicateurs non-révisés et avancés de l'économie américaine doivent être retenus, c'est une des caractéristiques notamment des variables financières dont Bellone, Gautier et Lecoent (2004) ou Bellone, Gautier (2004) étudient les propriétés en terme de détection des points de retournement. C'est aussi le cas de quelques séries de l'Economic Cycle Research Institute évoquées par Achuthan et Banerji (2004), mais malheureusement non publiques.

5. Conclusion

En premier lieu, cet article confirme la pertinence et l'intérêt des modèles markoviens à changements de régime comme “ grille de lecture ” qualitative des signaux conjoncturels. Il présente dix séries particulièrement fiables pour suivre le cycle d'affaires, dont notamment : le taux de chômage extrêmement corrélé à la composante “ Jobs hard to Get ”, l'indice d'annonce d'offres d'emplois, la production industrielle et dans une moindre mesure les dépenses de construction. En sus, d'autres indicateurs qualitatifs, notamment associés à la situation du marché du travail sont dignes d'intérêt. Enfin, les méthodes très frustrées de suivi des séries de l'ISM manufacturier restent complémentaires à l'utilisation d'un outil plus sophistiqué. En effet, les règles “ naïves ” qui leur sont associées demeurent relativement solides, sans être infaillibles pour distinguer les récessions globales des “ trous d'air ” ou des phases de “ récession industrielle ”. Il paraît important de noter que les choix de modélisation semblent jouer un rôle secondaire par rapport à la sélection des variables : les modèles probabilistes fondés sur un résumé ad-hoc se révélant par exemple aussi performants que des modèles multivariés de construction plus ou moins complexe.

La plupart des travaux présentés ici repose sur une démarche relativement “ artisanale ” pour construire des indicateurs stochastiques du cycle. Adapter les algorithmes et la démarche de Krolzig et Hendry (2001) au cadre non linéaire de cet article en combinant différents critères de sélections (tests de significativité et autres distances) pourrait améliorer la performance statistique des modèles ainsi développés. Par exemple, étendre les tests de “ Data snooping ” présentés par White (2000) ou par Hansen (2001) pourrait éventuellement contribuer à une amélioration des résultats. Par ailleurs, de futurs travaux pourraient déboucher sur la construction de modèles non-paramétriques explorant davantage les propriétés des distributions empiriques.

D'autres voies de recherche peuvent être mentionnées: la généralisation de l'approche des modèles multivariés à changements de régimes qualitatifs basés sur le codage d'innovations présentée par Grégoir et Lenglar (2000), dont Bellone et Gautier (2004) donnent un aperçu de la stabilité et de la capacité de détecter, non seulement les récessions, mais également les ralentissements. La transposition de ces outils à l'étude des indicateurs composites avancés construits par l'ECRI et évoqués par Achuthan et Banerji (2004) pourrait également être riche d'enseignement.

¹³ Citée par Achuthan et Banerji (2004).

6. Bibliographie

- Achuthan, L., et Banerji, A.** (2004), "Beating the Business Cycle: How to Predict and Profit from Turning Points in the Economy", New York: Currency Doubleday.
- Albert, J H. et Chib, S.** (1993), "Bayes Inference via Gibbs Sampling of Autoregressive Time Series Subject to Markov Mean and Variance Shifts", *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, pp. 1-15.
- Anas, J. et Ferrara, L.** (2002), "Un Indicateur d'Entrée et de Sortie de Récession: Application aux Etats-Unis", Centre d'Observation Economique, Paris, document de travail.
- Andersson, E. et Bock, D., Frisen, M.** (2002), "Detecting of Turning Points In Business Cycles", 26th CIRET Conference, Taipei , Working paper.
- Bellone, B.** (2004a), "MSVARlib: a new tool to estimate generalized Multivariate Hidden Markov Models", document de travail et programmes Gauss version 1.1, <http://bellone.ensae.net>.
- Bellone, B.** (2004b), "Annexes complémentaires : une lecture probabiliste du cycle d'affaires américain ", document de travail, <http://bellone.ensae.net>.
- Bellone, B.** (2005), "Classical Estimation of Multivariate Markov Switching Models with MSVARlib", document de travail et programmes Gauss version 2.0, <http://bellone.ensae.net>.
- Bellone, B., Gautier, E** (2004), "Predicting economic downturn through a financial qualitative hidden markov model", document de travail, <http://bellone.ensae.net>.
- Bellone, B., Gautier, E., Lecoent S.** (2004), "Les marchés financiers anticipent-ils les retournements conjoncturels?", ce numéro.
- Bellone, B., et Saint-Martin, D.** (2003), "Detecting Turning Points with Many Predictors through Hidden Markov Models", document de travail présenté au Séminaire Fourgeaud du 3 décembre 2003, "Etudes pour la conjoncture", <http://bellone.ensae.net>.
- Brier, G. W.** (1950), "Verification of Forecasts Expressed in Terms of Probability", *Monthly Weather Review*, 75, 1-3.
- Bry, G., et Boschan, C.** (1971), "Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs", NBER, Columbia University Press.
- Burns, A F., et Mitchell, W E.** (1946), "Measuring Business Cycles." NBER, Columbia University Press.
- Chauvet, M.** (1998), "An Econometric Characterization of Business Cycle Dynamics with Factor Structure and Regime Switching", *International Economic Review*, 39, pp. 969-96.
- Chauvet, M.**(1999), "Stock Market Fluctuations and the Business Cycle", *Journal of Economic and Social Measurement*, Vol. 25, No. 3, 4, 1998/1999, 235-258.
- Chauvet, M.** (2002), "Is the U.S. Recession Over Yet?", *CREFC Economic Letter*, N°1.
- Chauvet, M. et Pigger, J M.** (2003), "Identifying Business Cycle Turning Points in Real Time", *Review of the Federal Reserve Bank of St. Louis*, pp. 47-62.
- Croushore, D., et Stark, T.** (2003), "A real Time Data Set for Macroeconomists: does the Data Set Vintage Matter?", *The Review of Economics and Statistics*, 85 (3), pp. 605-617.
- Croux, C., Forni, M., et Reichlin, L.** (2001), "A Measure of Co-movement for Economic Indicators: Theory and Empirics", *The Review of Economics and Statistics*, 83, pp. 430-450.
- Diebold, F X., et Rudebusch, G D.** (1996), "Measuring Business Cycles: A Modern Perspective", *The Review of Economics and Statistics*, pp. 67-77.
- Estrella, A., et Mishkin F S.** (1998), "Predicting U.S. Recessions: Financial Variables as Leading Indicators", *The Review of Economics and Statistics*, 80 (1), pp. 45-61.
- Ferrara, L.** (2003), "A Three-Regime Real-Time Indicator for the US Economy", *Economics Letters*, (81), Issue 3, December 2003, pp 373-378.
- Frisen, M., et de Marè, J.** (1991), "Optimal Surveillance", *Biometrika*, 78, pp. 271-280.
- Gregoir, S., et Lenglard, F.** (2000), "Measuring the Probability of a Business Cycle Turning Point by Using a Multivariate Qualitative Hidden Markov model", *Journal of Forecasting*, n°19, pp. 81-102.
- Hamilton, J. D.** (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Non-stationary Time Series and the Business Cycle", *Econometrica*, 57 pp. 357-84.

- Hamilton, J. D.** (1994), "Time Series Analysis", Princeton University Press, Princeton, Chap 22.
- Hamilton, J. D., et Perez Quiros, G.** (1996), "What do the Leading Indicators Lead ?", *Journal of Business*, 69, pp. 27-49.
- Hansen, P. R.**, (2001), "An Unbiased and powerful test for superior predictive accuracy", Brown University working paper, November 2001.
- Khaled, M.** (2004), "Bayesian Estimation of Markov Switching Multivariate Regression", working paper,, Université Paris 1 Panthéon Sorbonne.
- Kim, M. J., et Yoo J. S.** (1995), "New Index of Coincident Indicators: a Multivariate Markov Switching Factor Model Approach", *Journal of Monetary Economics*, 36, pp. 607-630.
- Kim, C. J., et Nelson, C. R.** (1998), "Business Cycle Turning Points, a New Coincident Index, and Tests of Duration Dependence Based on a dynamic factor model with regime switching.", *The Review of Economics and Statistics*, vol. 80, pp. 188-201.
- Koenig, E. F., Dolmas S., Pigger J.** (2003), "The Use and Abuse of Real Time Data in Economic Forecasting." *The Review of Economics and Statistics*, 85 (3), pp. 618-628.
- Krolzig, H. M.** (1997), "Markov Switching Vector Autoregressions. Modelling Statistical Inference and Application to Business Cycle Analysis.", Springer Verlag (eds).
- Krolzig, H. M.** (1998), "Econometric Modelling of Markov-Switching Vector Autoregressions using MSVAR for Ox", working paper.
- Krolzig, H. M.** (2003), "Constructing Turning Point Chronologies with Markov-Switching Vector Autoregressive Models: the Euro-Zone Business Cycle", working paper.
- Krolzig, H. M., et Hendry, D.F.** (2001), "Computer Automation of General-to-Specific Model Selection Procedures", *Journal of Econometric Dynamics and Control*, 25 (6-7), pp. 831 -866.
- Ladiray, D.** (2002), "Conjoncture, statistique et économétrie", *Economie et statistique*, 359-360, pp. 3-12.
- Lahiri, K., et Whang J. G.** (1994) "Predicting Cyclical Turning Points with leading index in the Markov Switching model.", *Journal of Forecasting*, vol. 13, pp. 245-263.
- Layton, A. P., et Smith D.** (2000), "Further on the three phases of the US Business Cycle", *Applied Economics*, vol. 32, pp. 1113-1143.
- Stock, J. H.** (2003), "How did Leading Indicator Forecast Do during the 2001 Recession?", Federal Reserve Bank of Richmond Economic Quarterly, Summer 2003.
- Stock, J. H., et Watson, M.** (1989), "New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators", *NBER Macroeconomics Annual*, The MIT Press, vol 4, pp. 351-394.
- Stock, J. H., et Watson, M.** (1991), "A Probability Model of the Coincident Economic Indicators", In *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, Cambridge University Press, pp. 63-89.
- Stock, J. H., et Watson, M.** (1993), "A Procedure for Predicting Recessions with Leading Indicators: Econometric Issues and Recent Experience", In *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, J. Stock and M. Watson (eds), NBER, Chicago, pp. 255-284.
- Stock, J. H., et Watson, M.** (2003), "Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices", *Journal of Economic Literature*, Volume 41, Issue 3, 1 September 2003, pp. 788-829.
- Watson, M.** (2001), "Macroeconomic Forecasting Using Many Predictors", in M. Dewatripont, L. Hansen and S. Turnovsky (eds), *Advances in Economics and Econometrics, Theory and Applications*, Eight World Congress of the Econometric Society," Vol. III, pp. 87-115.
- Wessman, P.** (1998), "Some principle for Surveillance adopted for multivariate processes with a common change point", *Communication in Statistics, Theory and Methods*, 27, pp. 1143-1161
- White, H.** (2000), "A reality check for data snooping", *Econometrica*, (68) 5, pp.1097-1126.

7. Annexes

L'intégralité des annexes et des estimations complémentaires ainsi que la librairie MSVARlib et les données sont disponibles respectivement sur le site <http://bellone.ensae.net>.

Annexe A: Quelles données pour le conjoncturiste ?

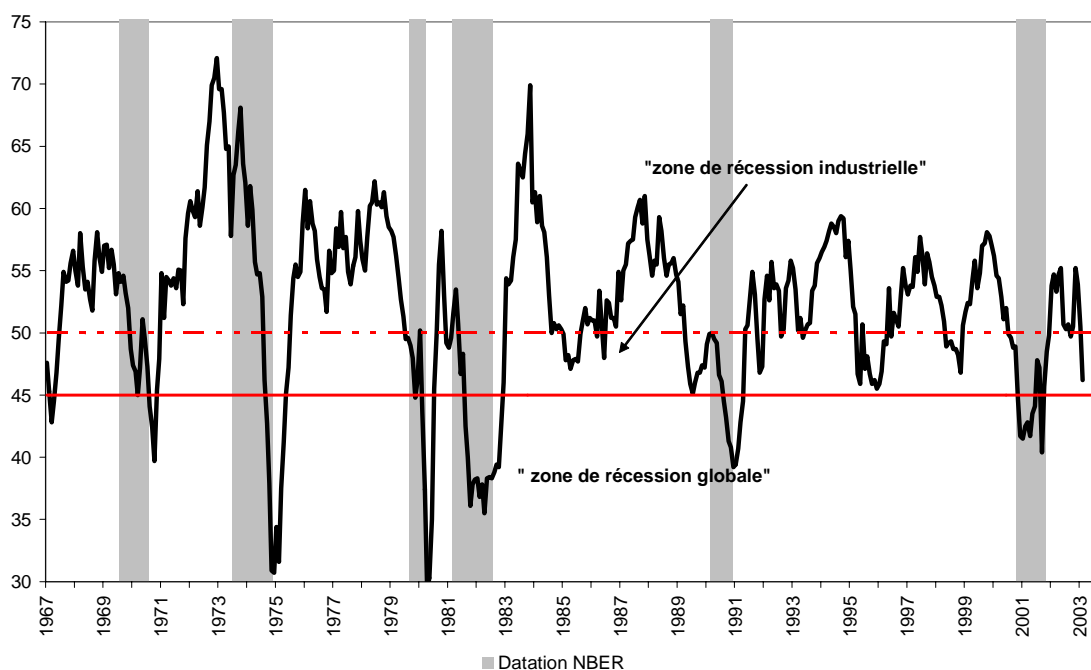
Tableau 1: Séries les plus informatives selon le critère de délai moyen

Horizons prédictifs	Séries	Source
<i>Quatre à huit mois:</i>		
	Spread taux d'intérêt 10 ans - 3 mois : Treasury bonds less fed funds	Wefa
	Leading indicator	Conference Board
	New private housing units started	Bureau of Census
	USA Index of stock prices, 500 common stocks	Standard & Poors
<i>Un à trois mois</i>		
	Offre de monnaie, M2	Federal Reserve
	Consumer Confidence Survey : Expectations	Conference Board
	Average weekly hours	Bureau of Labor Statistics
	New claims for unemployment and insurances	Bureau of Labor Statistics
	ISM Purchasing managers index	ISM
	ISM Output	ISM
	ISM Employment	ISM
	ISM New orders	ISM
	ISM Supplier deliveries	ISM
	Manufacturers new orders, consumer goods & mtrl	Bureau of Census
	Sales - manufacturing and trade, chaine 1996 dollars*	Bureau of Census
	Consumer Confidence Survey : Jobs hard to get**	Conference Board
	Consumer Confidence Survey : Jobs plentiful*	Conference Board
<i>Coincident :</i>		
	Help Wanted Advertising Index**	Conference Board
	All manufacturing Industries - shipments	Bureau of Census
	Business Equipement Production	Federal Reserve
	Construction spending total**/+	Bureau of Census
	Consumer Confidence Survey : Present situation*	Conference Board
	Consumer Confidence Survey : Business conditions judged good*	Conference Board
	Consumer Confidence Survey : Business conditions judged bad*	Conference Board
	Coincident Index*	Conference Board
<i>Retardé de un à trois mois :</i>		
	Manufacturing Production Index	Federal Reserve
	Unemployment rate**	Bureau of Labor Statistics
	Employed - Nonagricultural establishments (ESIT)*	Bureau of Labor Statistics
	Personal income less transfer payments chained 1996 dollars*	Bureau of Census
<i>Benchmark</i>		
	Industrial Production Index** (Total Index) (G17)	Federal Reserve

*Lecture : les données sélectionnées pour la construction des indicateurs probabilistes après une première estimation univariée de HMM sont suivies par *. Les séries composant les indicateurs de récession et de " job stress " privilégiés sont suivies de **.*

+ La publication de la série "real construction spending" a été interrompue en 2003, ce qui nécessite un travail de reconstitution des statistiques pour prolonger les indicateurs construits à l'aide de cette série.

Figure 11 :
ISM Manufacturing Purchasing Manager Index et les “Règles du pouce”:



Annexe B: Estimations univariées et tests de stabilité “hors – échantillon”

Tableau 2: Classement des estimations HMM univariés
Paramètres estimés sur 1967-2 / 1999-12 (k=1)

	1967-2003*		1979-2003*		1988-1993		1999-2003*	
	QPS	Rang	QPS	Rang	QPS	Rang	QPS	Rang
USA Coincident index	0.0595	2	0.0567	4	0.0636	7	0.0674	4
Taux de chômage	0.0559	1	0.0432	1	0.0475	2	0.0426	1
Help Wanted Advertising Index	0.0597	3	0.0454	2	0.0388	1	0.1365	8
Industrial Production	0.0782	5	0.0604	5	0.0778	8	0.0438	2
Construction spending	0.0848	8	0.0885	10	0.0592	6	0.1849	11
Business Judged Bad	0.0798	7	0.0765	8	0.0519	3	0.1239	7
Jobs Hard To Get	0.0956	12	0.0927	11	0.1081	11	0.1701	10
Present situation	0.0953	11	0.0944	12	0.1307	12	0.2148	14
Jobs Plentiful	0.1031	13	0.1009	13	0.1341	13	0.1958	12
Business Judged Good	0.0767	4	0.0790	9	0.0949	10	0.1394	9
Sales Manufacturing and Trade	0.0782	6	0.0698	6	0.0561	5	0.0837	5
Personal Income	0.0877	9	0.0738	7	0.0783	9	0.0507	3
Employed - non agricultural	0.1374	14	0.1303	14	0.1804	14	0.2742	15
ISM inf 50	0.2168	15	0.2491	15	0.2778	15	0.2041	13
ISM inf 45	0.0886	10	0.0554	3	0.0556	4	0.1224	6
Statistiques								
Moyenne	0.0932		0.0878		0.0970		0.1370	
Médiane	0.0848		0.0765		0.0778		0.1365	
Ecart-type	0.0397		0.0503		0.0637		0.0704	
Premier décile (1)	0.0596		0.0494		0.0493		0.0466	
Dernier décile (2)	0.1237		0.1185		0.1619		0.2105	
Ratio inter-décile (1)/(2)	0.4815		0.41663		0.3043		0.2212	

*Filtrage dynamique 2000-1/2003-2

Annexe C: Estimations et datations des modèles PHMM et Multivariés MHMM

Tableau 3: Les modèles à changements de régime estimés¹⁴

Modèles	Quatre indicateurs privilégiés				Quatre indicateurs performants			
	Rec3	Rec4	Job	ISM	Rec Anas	Job1	Coinc	Full
	2	2	2	3	2	2	2	2
Type: "Pooled" (P) - "Multivarié" (M)	P et M	P et M	M	M	P et M	P et M	P et M	P et M
Lissage retenu	k=1	k=1	k=1	k=0	k=1	k=1	k=1	k=1/k=2
ISM Output				X				
ISM New orders				X				
ISM Supplier deliveries				X				
Jobs hard to get		X	X					X
Jobs plentiful								X
Job dif: Jobs hard to get - Jobs plentiful			X					
Help Wanted Advertising Index	X	X	X		X	X		X
Construction spending total					X			X
Present situation								X
Business conditions judged good								X
Business conditions judged bad								X
Coincident Index								
Unemployment rate	X	X			X	X		X
Employed - Nonagricultural establishments (ESIT)							X	X
Personal income less transfer payments chained 1996 dollars							X	X
Industrial Production Index	X	X			X		X	X

**Tableau 4: Quelques estimations de "Pooled Data Models"
Paramètres estimés sur 1967-2 / 1999-12 (k=1)**

k=1						
Paramètres	P_Rec4	P_RecAnas	P_Rec3	P_Job2	P_Coinc	P_Full
P ₁₁	0.9815 (0.0077)	0.9835 (0.0074)	0.9842 (0.0071)	0.9835 (0.0074)	0.9778 (0.0104)	0.9782 (0.0083)
P ₀₀	0.8826 (0.045)	0.9067 (0.04)	0.8919 (0.045)	0.8913 (0.0454)	0.8736 (0.0559)	0.8657 (0.0482)
μ ₁	0.5391 (0.0199)	0.5592 (0.0206)	0.5982 (0.0218)	0.6521 (0.0239)	0.6049 (0.0249)	0.5237 (0.0195)
μ ₀	-1.162 (0.085)	-1.0481 (0.0888)	-1.2359 (0.0987)	-1.1815 (0.108)	-1.0728 (0.1035)	-1.1227 (0.0881)
σ ²	0.1893 (0.0306)	0.1941 (0.0321)	0.1874 (0.0334)	0.186 (0.0367)	0.1946 (0.0359)	0.1877 (0.0296)
Statistiques						
QPS	0.0387	0.0280	0.0437	0.0412	0.0517	0.0485
APS	0.0584	0.0519	0.0626	0.0679	0.0857	0.071
Durée moyenne :						
d'expansion	54.1	60.6	63.3	60.6	45.0	45.9
de récession	8.5	10.7	9.3	9.2	7.9	7.4

¹⁴ Comme précédemment, plusieurs périodes d'estimation ont été testées. Pour les présentations, on retient 1967-2 / 1999-12 pour les estimations des paramètres "dans l'échantillon" et 1967-2 / 2003-1 pour le calcul dynamique des probabilités filtrées. Toutes les estimations ne sont pas présentés en annexe mais sont disponibles sur demande à benoit.bellone@ensae.org et peuvent être répliqués à l'aide des librairies MSVARlib.

Tableau 5: Estimations du modèle multivarié M_Rec 4
Paramètres estimés sur 1967-2 / 1999-12 (k=1)

	Paramètre estimés	Ecart-type
	p_{11}	0.8966
	p_{00}	0.9818
Etat "haut"	μ^1_1	-1.1312
	μ^2_1	-1.0161
	μ^3_1	-1.1188
	μ^4_1	-0.9681
Etat "bas"	μ^1_0	0.2073
	μ^2_0	0.1862
	μ^3_0	0.2050
	μ^4_0	0.1774
Variance - régime "haut"	σ^2_1	0.7057
	σ_{12}	0.000*
	σ_{13}	0.1543
	σ_{14}	0.0859
	σ^2_2	0.8144
	σ_{23}	0.1724
	σ_{24}	0.000*
	σ^2_3	0.5853
	σ_{34}	0.0954
	σ^2_4	0.7906
Variance - régime "bas"	σ^2_1	1.0754
	σ_{12}	0.3614
	σ_{13}	0.4820
	σ_{14}	0.4473
	σ^2_2	0.7747
	σ_{23}	0.4717
	σ_{24}	0.2909
	σ^2_3	1.7661
	σ_{34}	0.3089
	σ^2_4	1.0171
Statistiques :	1967-2003	1979-2003
	QPS	0.0406
	APS	0.0669
Durée moyenne :		
	d'expansion	54.8
	de récession	9.7

Taux de chômage (1), Help Wanted Advertising(2), Industrial production (3),
 Jobs hard to get (4)

* non significatif à 5%

Tableau 6 :
Datations des points de retournement à partir des probabilités filtrées

<i>Référence datation NBER</i>		Avance en nombre de mois * / avance (+) / retard (-) sur les datations du NBER									
		<i>Stock and Watson</i>		<i>Règle: ISM 45</i>		<i>P_Rec4</i>		<i>M_Rec4</i>		<i>M_Rec4_m**</i>	
Pic	Creux	Pic	Creux	Pic	Creux	Pic	Creux	Pic	Creux	Pic	Creux
Decembre 1969	Novembre 1970	-1	0	-9	0	-1	0	-1	-2	-1	-1
Novembre 1973	Mars 1975	-9	-2	-11	-2	-10	1	-10	-1	-10	-1
Janvier 1980	Juillet 1980	-2	0	-2	0	-3	0	-3	0	-3	1
Juillet 1981	Novembre 1982	-2	-1	-2	-1	-3	0	-2	0	-2	0
Juillet 1990	Mars 1991	-3	-1	-2	-2	-3	0	-1	0	-1	0
Mars 2001	Novembre 2001	2	-1	3	1	1	0	-1	0	1	0
Moyenne 1967- 2003		-2.5	-0.8	-3.8	-0.7	-3.2	0.2	-3.0	-0.5	-2.7	-0.2
Moyenne 1967 -1981		-3.5	-0.8	-6.0	-0.8	-4.3	0.3	-4.0	-0.8	-4.0	-0.3
Moyenne 1990-2003		-0.5	-1.0	0.5	-0.5	-1.0	0.0	-1.0	0.0	0.0	0.0

Sources: NBER Juillet 2003 et calculs de l'auteur

* Un signal est considérée comme fiable s'il persiste plus de deux mois

** Moyenne des probabilités filtrées du Modele MRec4 dans ces deux versions sur la variance