

Université de Montréal

HYPER-INFLATION AU BRÉSIL

Centre de documentation

JUIL 2 1993

Par

Sciences éco

Ossama MIKHAIL

**Département de sciences économiques
Faculté des arts et des sciences**

**Rapport de recherche présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade**

Maîtrise ès sciences (M.Sc.)

en sciences économiques

Juillet 1993

© Mikhail, 1993.

*" Ce que je connais peut remplir un livre,
Ce que je connais pas peut en remplir mille"
mon père.*

*Aux meilleurs parents au monde,
À mon père et ma mère.*

*Je tiens à remercier tous mes profs, qui ont aidé à ma formation
académique. Je remercie infiniment Prof. Garcia René , le directeur de ce rapport,
pour sa patience et son aide inoubliable. Merci beaucoup Tagreed.*

Centre de de
JUIL 21 1993
Sciences é

Table des matières

I.	Analyse descriptive des séries de l'inflation à différentes fréquences.	
	a. Divers épisodes de la politique économique.	3
	b. Définition des séries et analyse préliminaire.	6
II.	Analyse univariée. (modèles ARMA spécifiés, estimés et validés)	
	a. Les processus ARMA.	12
	b. Test de bruit blanc.	16
	c. Identification des séries.	17
	d. Estimation des modèles.	30
III.	Test de racine unitaire. (avec et sans points de rupture)	
	a. Théoriques.	32
	b. Estimation.	35
IV.	Modèles à changements de régime markoviens.	
	a. Théoriques.	42
	b. Estimation.	47
V.	Modèles ARCH. (GARCH,ARCH-M)	
	a. Théoriques.	49
	b. Estimation.	56
VI.	Conclusion.	61
VII.	Bibliographie.	62
VIII.	Annexe.	65

Le présent rapport consiste à modéliser le taux d'inflation brésilien à l'aide de divers modèles de séries chronologiques univariés : modèles linéaires ARIMA, modèles ARCH (modèles avec hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive), modèles à changements de régime selon un processus de Markov.

La première partie de l'étude consistera à retracer les divers épisodes inflationnistes de l'économie brésilienne au cours des 40 dernières années et à analyser leurs relations avec les diverses politiques de stabilisation.

Sur le plan économétrique, l'étude consistera entre autres à étudier la stationnarité des séries à l'aide de tests de racine unitaire, à tester la présence éventuelle d'hétéroscédasticité et à la modéliser, à tester la présence de changements de régime (correspondant aux diverses politiques de stabilisation) et à les dater de façon endogène.

Enfin, une comparaison des divers modèles sera effectuée à partir du critère de l'erreur quadratique moyen à l'intérieure de l'échantillon.

I. Analyse descriptive :

I.a Les divers épisodes de la politique économique des années 50 à nos jours :

Vers la fin des années 1950, le taux d'inflation au Brésil est monté de 17% en 1958 à 92% en 1964, une conséquence de la politique expansionniste de Kubitschek, et un résultat de l'engagement de l'administration de Goulart. Entre 1964 et 1967, la campagne de réforme Bulhões, mise en application par le président militaire Castello Branco, a réussi à faire baisser l'inflation à 24% , ce qui a conduit à une période de richesse et de prospérité de 7 ans. Les réformes étaient un mélange de réductions de déficit budgétaire, de politiques de revenus, de dévaluation de la monnaie et d'indexation des marchés des Capitaux. En coupant les dépenses gouvernementales et les subventions avec l'augmentation des taxes, le déficit du secteur public a été réduit de 4% à 1% du PNB. La dévaluation de la monnaie a rendu la position de réserve confortable en 1965 et 1966. Un problème avec la politique d'indexation des salaires est qu'elle comprime les salaires réels à chaque fois que le taux d'inflation est sous-estimé. Le problème a été ressenti en 1966 et 1967, quand le coût de vie a augmenté de 41% et 24% respectivement, tandis que les prévisions de l'inflation étaient de 10% et 15% respectivement. Le résultat était une diminution de 25% dans la production manufacturière entre 1964 et 1968. En pratique, les salaires nominaux étaient ajustés une fois tous les 12 mois en proportion de l'augmentation cumulative du coût de la vie plus le gain de la productivité.

*" In short, backward-looking wage indexation introduced highly adverse short-run inflation-output trade-offs, discouraging quick anti-inflationary policies and favoring monetary accommodation. "*¹

Le problème n'a été ressenti qu'en 1973. Grâce aux années dorées de l'économie brésilienne, les salaires réels ont augmenté plus vite que la productivité, et l'inflation a baissé de 25% en 1967 à 16% à 1973. Les politiques monétaires de 72 et 73, combinées avec le premier choc pétrolier ont augmenté l'inflation à 35% en 1974, et le taux était maintenu à 35%-40% par année jusqu'en 1978.

Vers la fin de 1979, deux politiques imprudentes ont vu le jour : le contrôle du taux d'intérêt et une nouvelle loi de salaires (qui a introduit de nombreuses complications). La première a accepté une augmentation de l'offre de la monnaie, et la deuxième a réduit l'intervalle de l'ajustement des salaires de 12 à 6 mois. Pendant que le pays connaissait la première sévère récession industrielle depuis 1965, des politiques monétaires restrictives ont eu lieu et le taux d'inflation a baissé légèrement de 110% en 1980 à 95% en 1981 et est monté à 100% en 1982.

¹ Simonsen, Mario . (1988) pp. 280.

En effet, l'inflation a atteint les 210% en 1983-1984, et de telles politiques monétaires poussaient le pays vers une récession jamais vue. En Mars 1985, le passage du pouvoir à un président civil a ouvert la voie à l'augmentation des salaires demandée par les syndicats.

En Août, "Dilson Funero" a remplacé "Francisco Dornelles" comme ministre des finances. Quelques contrôles de prix ont été supprimés, les taux d'intérêt ont diminué, les salaires réels ont continué à grimper d'une façon catastrophique et le taux d'inflation devenait de 15% par mois. Le Président Sarney, par peur de perdre le pouvoir politique, a pris la décision de réagir avec le Plan Cruzado.

Le Plan Cruzado avait l'intention d'arrêter l'inflation en supprimant l'indexation :
Parmi les mesures clefs du plan Cruzado :

- o Prix fixes avec taux de change fixe à 13.80 Cz/\$US.
- o Les salaires étaient convertis en Cruzado en prenant leur moyenne de pouvoir d'achat pendant les 6 derniers mois , plus 8% en général, plus 15% dans le cas d'un salaire minimum.
- o La même procédure , sans les 8%, appliquée aux loyers et aux hypothèques.
- o Le cruzeiro est immédiatement converti en Cruzado, avec une coupure de trois zéros.
- o À court-terme, l'indexation était interdite dans les contrats et les instruments des marchés financiers (moins de 12 mois), sauf les comptes d'épargne.

Entre 1979 et 1985, l'inflation brésilienne a doublé 3 fois ; de 45% en 1979 à 100% en 1980 à 200% en 1983-1984. Vers la fin de 1985, début de 1986, le taux annuel d'inflation était de 400%. Le processus inflationniste brésilien ne peut pas être expliqué par le déficit budgétaire créé par la création de la monnaie. Pendant la première partie des 1980, la politique fiscale au Brésil visait toujours à attaquer la tendance inflationniste. Le premier doublement de l'inflation s'est effectuée en 1979, passant de 50% à 100% annuellement. La conjoncture entre le deuxième choc pétrolier, la politique domestique de "*realistic prices*" et simultanément l'augmentation d'ajustement de la fréquence des salaires de 12 à 6 mois ont contribué à l'augmentation de l'inflation. Le second doublage était en 1983, quand l'inflation a sauté à 200% par année. L'accélération, dans ce cas, est causée par le "*cruzeiro maxidevaluation of February 83*". Le troisième doublement a suivi au début 1986, à cause de la montée des prix de l'agriculture. À ce moment, le gouvernement brésilien a commencé le "*Plan Cruzado*". Les politiques adoptées de 1981 à 1984, ont eu peu d'effets sur le trajectoire inflationniste. (voir Graphiques). Vers la fin de 1984, Arida et Lara-Resende (1985) ont proposé la nouvelle monnaie "Larida". Ils ont suggéré l'introduction d'une monnaie simultanément parallèle au "Cruzeiro". La nouvelle monnaie aura une parité fixe avec le "Obrigacoes Reajustaveis do Tesouro Nacional (ORTN)" avec une correction mensuelle de la valeur nominale sur la base de l'inflation passée. La conversion à la nouvelle monnaie est volontaire, mais le fait de donner de la crédibilité et de la stabilité était déjà important.

En outre, le risque de réindexation sous la nouvelle monnaie était présent.² En même temps, Lopes (1984) a proposé le choc hétérodoxe pour la déflation. Sa suggestion était de geler les prix et les salaires et de garder le statut quo de la distribution des revenus. Plus tard, il a incorporé l'idée d'une réforme monétaire simultanée, introduisant le Cruzado. Les lois de conversion de Cruzeiros à Cruzados étaient développées par Modiano (1985).

Eduardo M. Modiano (1985) :

" Success or failure of a stabilization program depends not only on a technically sound basis but also on the proper evaluation of the economic conditions at the same time of the plan's announcement, the compromise between theory and practice in the plan's formulation, and the scope and ability of economic policy to fine tune policy during the plan's implementation. "

Dans sa formulation, le plan cruzado (28 février 1986), avec son égalité dans la redistribution des revenus, a compromis la stabilisation. En outre, les prix relatifs ont été gelés à des niveaux incompatibles avec l'équilibre de long terme ; au lieu d'abolir l'indexation, la diminution des salaires a représenté une source plus élevée de risque. Aussi, une correction pouvait avoir lieu mais les décisions politiques économiques étaient dans la main des même autorités politiques qui l'ont lancée , qui croyaient toujours à l'efficacité du plan.

À l'heure actuelle, avec une inflation dépassant les 20% par mois, les discussions concernant la déflation au Brésil sont revenues encore une fois au point de départ de fin 1984.

*" One lesson from the Brazilian experience is that external debt quickly turns from being a part of the solution to disequilibrium to being part of the problem "*³

Le Plan Cruzado a omis le problème des dettes. En l'absence d'une approche intégrée, le plan a poussé l'économie dans une situation classique inflationniste. L'idée de base est que l'inflation au Brésil est inertielle comme dans Lopes (1976), c.-à-d. que l'inflation courante est une reproduction de l'inflation passée, et la raison est l'existence de l'indexation des prix, des salaires et contrats⁴.

² Modiano et Carneiro (1984).

³ Cardoso, Eliana A. (1988) *Inflation Stabilization* , pp. 287-294.

⁴ Ortiz, Guillermo (1988). *Inflation Stabilization*, pp. 228-303.

I.b Définition et analyse préliminaire des séries :

Les données brutes sont mensuelles et couvrent la période allant de 44:01 à 91:08.
L'inflation a été calculée à partir des indices de prix par la différence des logarithmes, soit :
taux d'inflation = $\log P_t - \log P_{t-1}$.

I.b.1 Définition des séries :

Nous disposons de quatre séries, soit :

IPC : Taux d'inflation - indice des prix à la consommation.

IPA : Taux d'inflation - indice des prix de gros.

INCC : Taux d'inflation - indice national de l'industrie de la construction.

IGP : Taux d'inflation - indice général des prix.

(formé à partir de : IPA 60%, IPC 30% et INCC 10%)

Les tableaux ci-dessous donnent des statistiques descriptives des séries pour l'ensemble de la période et pour des sous-périodes correspondant à divers épisodes inflationnistes suivis de politiques de stabilisation.

Période 44:01 91:08

Tableau U-1

Séries	Moyenne	Écart-type	Maximum	Minimum
IGP	4.8579	8.1517	81.3188	-2.5871
IPA	4.8565	8.3104	82.0415	-2.2432
IPC	4.8702	8.1508	84.3870	-4.1420
INCC	4.8116	8.4090	78.4430	-4.4145

Période 44:01 73:01

Tableau U-2

Séries	Moyenne	Écart-type	Maximum	Minimum
IGP	1.8953	1.7816	11.280	-2.5871
IPA	1.8617	2.0001	10.995	-2.2432
IPC	1.9458	1.9266	9.5703	-4.1420
INCC	1.8657	2.9622	26.205	-4.4145

Période 73:01 84:01

Tableau U-3

Séries	Moyenne	Écart-type	Maximum	Minimum
IGP	4.4564	2.8048	13.307	0.94126
IPA	4.5513	3.0916	15.575	0.85254
IPC	4.2777	2.5218	12.526	0.72159
INCC	4.3402	3.6063	21.668	0.67127

Période 84:01 91:08

Tableau U-4

Séries	Moyenne	Écart-type	Maximum	Minimum
IGP	16.718	14.767	81.319	-0.89197
IPA	16.663	15.154	82.042	-1.4650
IPC	16.842	14.688	84.387	-0.29910
INCC	16.811	14.675	78.443	-1.0489

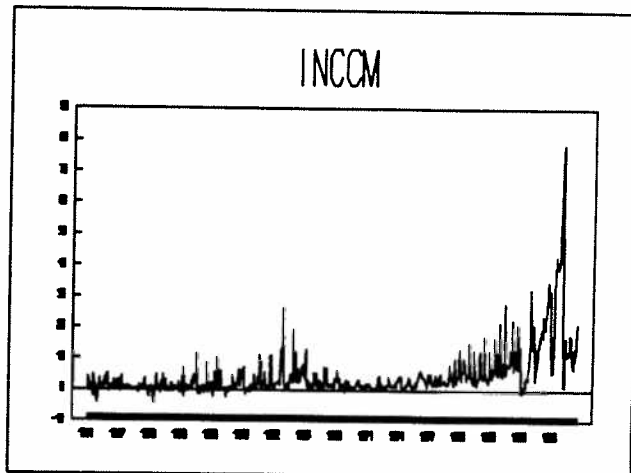
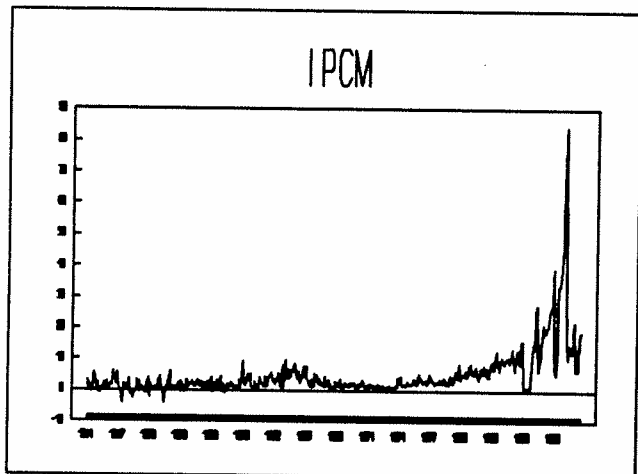
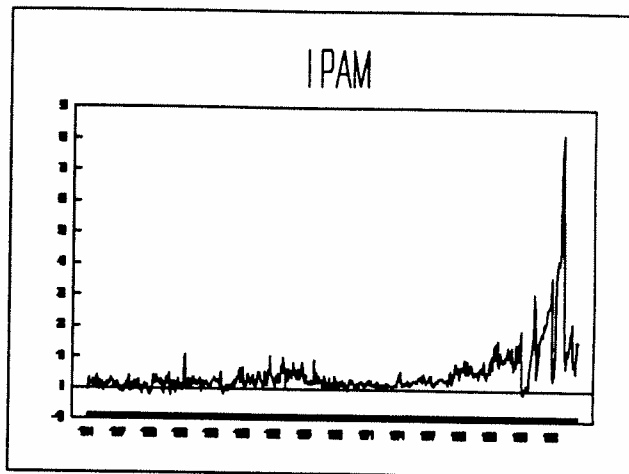
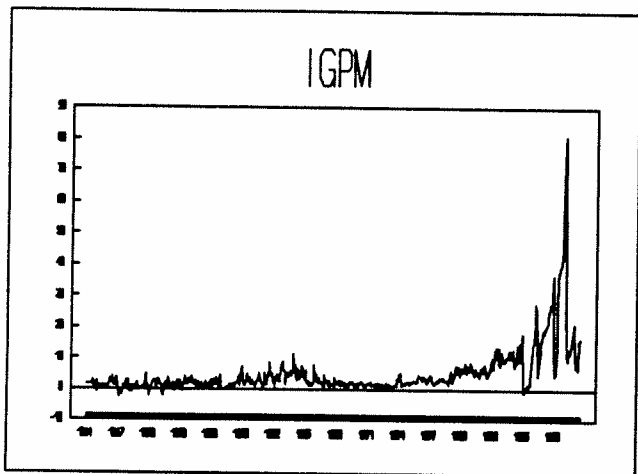
Ces chiffres illustrent la grande variation dans le temps des moyennes et des écarts-types des séries, ce qui justifie l'utilisation de modèles économétriques permettant de tels changements.

Noms des séries :

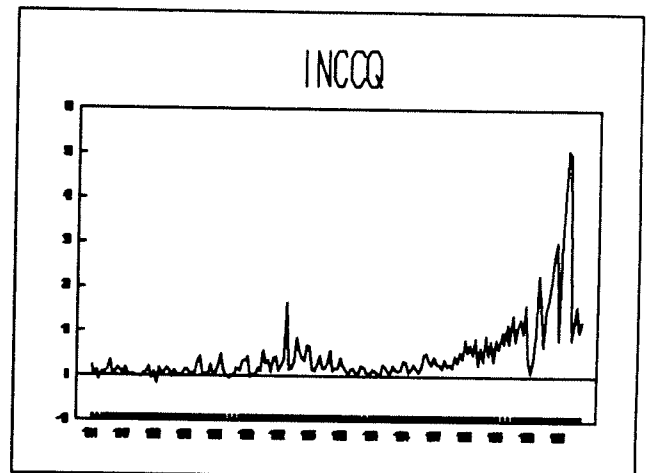
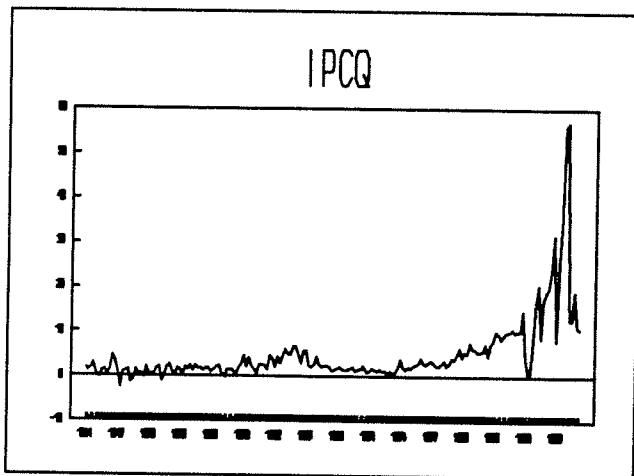
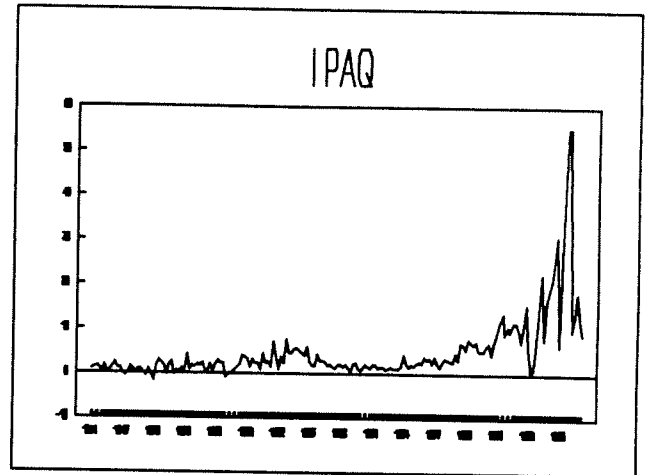
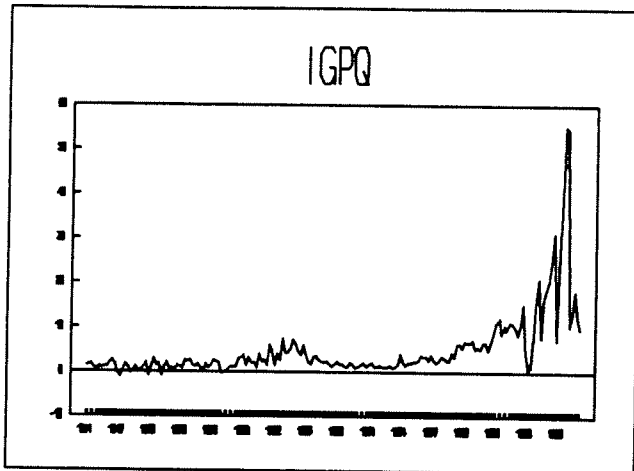
Fréquence mensuelle : IGPM, IPAM, IPCM et INCCM,
 Fréquence trimestrielle : IGPQ, IPAQ, IPCQ et INCCQ,
 Fréquence annuelle : IGPA, IPAA, IPCA et INCCA.

Les divers séries sont présentées sous forme graphique dans les pages suivantes.

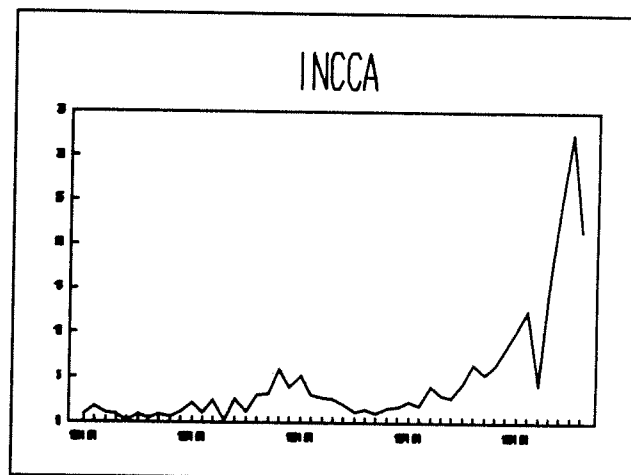
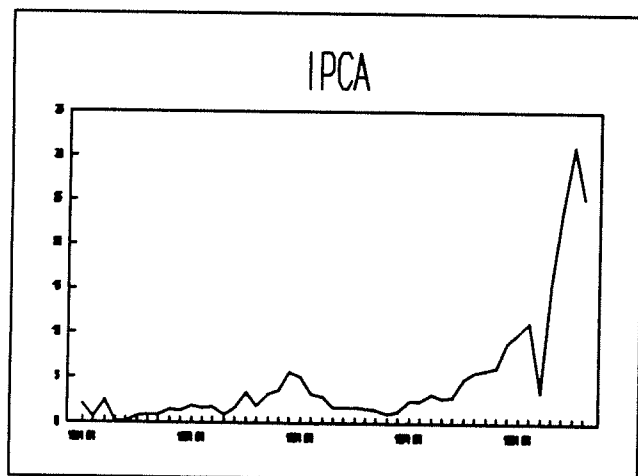
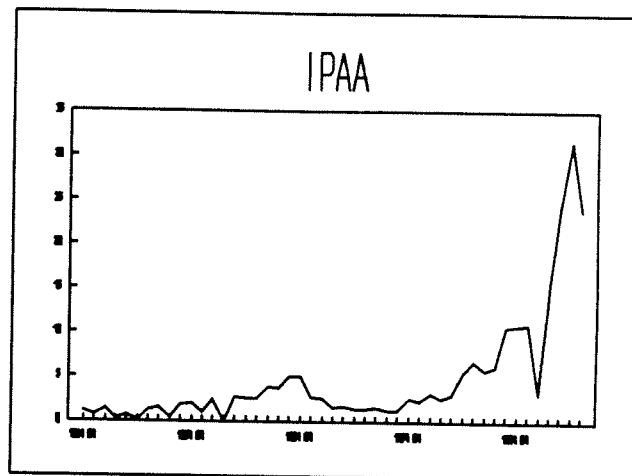
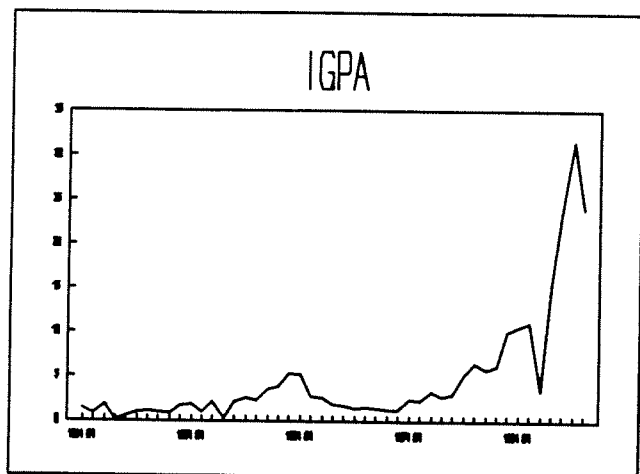
Les séries mensuelles :



Les séries trimestrielles :



Les séries annuelles :



II. Analyse univariée :

Box et Jenkins (1970) ont proposé une méthode d'analyse des séries chronologiques pour la modélisation et la prévision de séries chronologiques. La méthode a abandonné l'approche économétrique traditionnelle consistant à utiliser des variables explicatives pour modéliser et prévoir la série en question. La méthode est basée sur l'étude du comportement passé de la série à modéliser et à prévoir.

Si on suppose que Y est à modéliser et à prévoir, alors la méthode doit s'assurer que Y est *stationnaire*, c.-à-d. que la moyenne de Y_t , sa variance et ses covariances avec Y_{t-k} ne dépendent pas du temps.

La fonction d'autocovariance apporte simultanément de l'information sur la variabilité de la série et sur les liaisons temporelles. Quand on s'intéresse à la variabilité, on peut restreindre nos calculs aux corrélations.

La fonction d'autocorrélation est l'application ρ de Z dans \mathbf{R} définie par :

$$\rho(h) = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)}, \quad h \in Z$$

$\rho(h)$ mesure la corrélation entre X_t et X_{t+h} , puisque :

$$\rho(h) = \frac{\text{Cov}(X_t, X_{t+h})}{\sqrt{VX_t} \sqrt{VX_{t+h}}} = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)}$$

Comme la fonction d'autocovariance, la fonction $(\rho(h), h \in Z)$ est paire et de type positif. Elle satisfait de plus la condition $\rho(0) = 1$. La représentation graphique de la fonction est appelée *corrélogramme*. La stationnarité est vérifiée par une inspection visuelle du corrélogramme, "a graph that plots the estimated k th-order autocorrelation coefficient, ρ_k , as a function of k "⁵.

Pour une variable stationnaire, le corrélogramme doit montrer que les autocorrélations deviennent rapidement négligeables ("die out quickly"⁶) quand k devient grand.

⁵ Kennedy, Peter (1992). pp. 248.

⁶ Box-Jenkins (1970).

La méthode de Box-Jenkins comprend 3 étapes :

o *Identification/sélection du modèle* :

consiste à déterminer les valeurs de p , d et q de l'ordre du processus ARIMA(p,d,q) puis à adopter le meilleur modèle.

o *Estimation* :

Estimer les valeurs de Φ et Θ normalement en utilisant une approximation des MCO à l'estimateur du maximum de vraisemblance.

o *Vérification* :

Le modèle estimé doit être testé et révisé pour sa validation.

Des critères de sélection de modèle sont appropriés, comme celui de *Akaike AIC*, et celui de Schwarz et Hannan.⁷

Les Processus ARMA :

1) Processus autorégressifs : **AR(p)**.

On appelle processus autorégressif d'ordre p un processus stationnaire (X_t , $t \in \mathbb{Z}$) vérifiant une relation du type :

$$X_t + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} = \varepsilon_t, \quad \forall t \in \mathbb{Z}$$

où les ϕ_i sont réels et $(\varepsilon_t ; t \in \mathbb{Z})$ est un bruit blanc de variance σ^2 .

La relation peut s'écrire :

$$\Phi(L) X_t = \varepsilon_t$$

Un tel processus est noté AR(p).

⁷ Ce que recommande Mills (1990) pp. 138-9.

2) Processus moyenne mobiles : **MA(q)**.

On appelle processus moyenne mobile d'ordre q un processus $(X_t, t \in \mathbb{Z})$ défini par :

$$X_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad \forall t \in \mathbb{Z}$$

ou :

$$X_t = \Theta(L) \varepsilon_t$$

Un tel processus est noté MA(q) (Moving Average).

3) Les processus autorégressifs moyennes mobiles : **ARMA(p,q)**.

Ces processus ont l'avantage d'être plus souples d'utilisation et de fournir généralement de bonnes approximations des séries réelles avec moins de paramètres que les modèles purs. Un processus stationnaire X admet une représentation ARMA(p,q) minimale s'il satisfait :

$$\begin{aligned} X_t + \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} &= \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \\ \Leftrightarrow \Phi(L)X_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \end{aligned}$$

- i) $\phi_p \neq 0$, $\theta_q \neq 0$.
- ii) Les polynômes Φ et Θ ont leurs racines de modules strictement supérieurs à 1.
- iii) $\phi_p \neq 0$, $\theta_q \neq 0$ n'ont pas de racines communes.
- iv) $\varepsilon = (\varepsilon_t ; t \in \mathbb{Z})$ est un bruit blanc, de variance $V \varepsilon_t = \sigma^2 \neq 0$.

4) Les processus autorégressifs intégrés moyennes mobiles : **ARIMA(p,d,q)**.

Ce sont des processus ARMA intégrés, qui admettent une présentation :

$$(1-L)^d \Phi(L)X_t = \Theta(L)\varepsilon_t$$

où L est l'opérateur de retard tel que ;

$$L^m X_t = X_{t-m}$$

Si X est un processus stationnaire de représentation ARMA(p,q) minimale⁸ :

$$\Phi(L)X_t = \Theta(L)\varepsilon_t$$

i) X admet la représentation MA(∞) :

$$X_t = \frac{\Theta(L)}{\Phi(L)} \varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} h_j \varepsilon_{t-j}, \quad h_0 = 1;$$

ii) X admet la représentation AR(∞) :

$$\frac{\Phi(L)}{\Theta(L)} X_t = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j X_{t-j}, \quad \pi_0 = 1;$$

iii) X admet pour innovation ε .

La *stationnarité* d'un processus ARMA dépend de celle de la partie AR dans le processus, c.-à-d. si les racines de $x^p - \phi_1 x^{p-1} - \phi_2 x^{p-2} - \dots - \phi_p x^0 = 0$ sont \leq à 1 en valeur absolue. À ce propos, des tests de racines unitaires (le cas où une ou plusieurs racines sont égales à 1) sont effectués au chapitre III. De même, le processus ARMA peut être présenté sous une forme de AR(∞) s'il est *inversible*, c.-à-d. si les racines de $1 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \dots + \theta_q x^q = 0$ sont en dehors du cercle unité.

⁸ Gouriéroux, C. et Monfort, A. (1990) chap. V, pp 194-196.

Comme Gouriéroux et Monfort (1990) l'ont fait remarquer :

" Il est évident que, pour la plupart des séries économiques, l'hypothèse de stationnarité n'est pas tenable. En revanche, si l'on considère par exemple les différences premières (ou plus généralement les différences d'ordre d) de telles séries, l'hypothèse de stationnarité devient souvent vraisemblable. Il est donc naturel de considérer la classe des processus dont la différence d'un certain ordre satisferait une représentation ARMA."

Dans la théorie économétrique, souvent la théorie donne le modèle et l'impose sur les données. Au contraire, les modèles ARIMA (p,d,q) permettent aux données de choisir le meilleur modèle pour les représenter. Un modèle ARIMA où aucune différenciation n'est requise ($d = 0$) est un modèle ARMA (p,q). De même l'inférence statistique basée sur la fonction d'autocorrélation est appelée "*Analyse dans le domaine du temps*". Une analyse équivalente est de transformer la fonction d'autocorrélation dans le domaine de fréquence, où les données sont analysées d'après leurs propriétés cycliques, "*l'approche d'analyse spectrale*". Il s'agit là de deux différentes formes d'analyses, plutôt complémentaires que compétitives.

Tests de bruit blanc :

Ils ont pour but de vérifier si la série des résidus obtenue $\tilde{\varepsilon}_t = \frac{\hat{\phi}(L)(1-L)^d}{\hat{\theta}(L)} X_t$ est

cohérente avec l'hypothèse selon laquelle les ε_t forment un bruit blanc.

Le test le plus courant est celui de Box-Pierce (1970) (*Portemanteau Test*), son nom en anglais signifie "fourre-tout"⁹ :

$$Q = T \sum_{h=1}^K \hat{\rho}_h^2 [\tilde{\varepsilon}]$$

sous l'hypothèse d'indépendance des erreurs, Q suit asymptotiquement une loi du χ^2 à $K - p - q$ degrés de liberté; on refuse donc l'hypothèse d'indépendance, au niveau α , si

$Q > \chi_{1-\alpha}^2 [K-p-q]$. On a aussi proposé la statistique modifiée de Ljung-Box :

$$Q' = T(T+2) \sum_{h=1}^K (T-h)^{-1} \hat{\rho}_h^2 [\tilde{\varepsilon}]$$

qui vise à tenir compte du fait que les propriétés de Q en petit échantillon sont différentes des propriétés asymptotique. Alors, pour les petits échantillons, on utilise la statistique de Ljung-Box. Le nombre K est entre 15 et 20.

Plusieurs tests sont recommandés aussi comme celui de McAleer et al.(1988).¹⁰

L'identification des 12 séries en question est donnée dans les pages qui suivent. L'identification de leur différence première sera présentée dans l'annexe du présent rapport.

Les corrélogrammes de toutes les séries indiquent une forte persistance, ce qui suggère soit un processus autorégressif d'ordre 1 à un coefficient proche de 1, soit un processus non-stationnaire (coefficient égal à 1 ou racine unitaire).

⁹ Gouriéroux et Monfort (1990) pp. 236-7.

¹⁰ Recommandé par Hall et McAleer (1989).

Les séries Mensuelles :

IDENT IGPM

Date: 8-27-1992 / Time: 23:43

SMPL range: 1944.01 - 1991.08

Number of observations: 572

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
. *****	. *****	1	0.879	0.879	
. *****	. . .	2	0.769	-0.021	
. *****	* . .	3	0.662	-0.045	
. *****	. **	4	0.610	0.180	
. *****	. *	5	0.581	0.085	
. *****	. *	6	0.564	0.047	
. *****	. . .	7	0.537	-0.001	
. *****	. . .	8	0.511	0.036	
. *****	. . .	9	0.477	-0.010	
. *****	. *	10	0.469	0.108	
. *****	. **	11	0.488	0.145	
. *****	. *	12	0.512	0.054	
. *****	. *	13	0.533	0.068	
. *****	. . .	14	0.538	0.033	
. *****	* . .	15	0.512	-0.069	
. *****	. *	16	0.505	0.106	
. *****	. . .	17	0.497	0.020	
. *****	* . .	18	0.488	-0.041	
. *****	* . .	19	0.454	-0.093	
. *****	. . .	20	0.411	-0.037	
. *****	. . .	21	0.371	-0.006	
. *****	. . .	22	0.346	-0.001	
. *****	. . .	23	0.332	0.007	
. *****	. . .	24	0.331	0.001	
. *****	. . .	25	0.329	-0.012	
Box-Pierce Q-Stat 3925.71	Prob 0.0000	SE of Correlations 0.042			
Ljung-Box Q-Stat 4008.90	Prob 0.0000				

IDENT IPAM
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:44
 SMPL range: 1944.01 - 1991.08
 Number of observations: 572

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
. *****	*****	. *****	*****	1	0.865 0.865
. *****	*****	2	0.749 0.006
. *****	*****	3	0.640 -0.035
. *****	*****	. **	**	4	0.587 0.158
. *****	*****	. *	*	5	0.560 0.096
. *****	*****	6	0.545 0.056
. *****	*****	. *	*	7	0.513 -0.024
. *****	*****	8	0.489 0.057
. *****	*****	. *	*	9	0.452 -0.023
. *****	*****	10	0.445 0.100
. *****	*****	. **	**	11	0.465 0.143
. *****	*****	. *	*	12	0.490 0.057
. *****	*****	13	0.514 0.084
. *****	*****	14	0.519 0.024
. *****	*****	15	0.499 -0.031
. *****	*****	. *	*	16	0.490 0.069
. *****	*****	17	0.479 0.014
. *****	*****	18	0.472 -0.004
. *****	*****	* . .	* . .	19	0.438 -0.100
. *****	*****	* . .	* . .	20	0.394 -0.044
. *****	*****	21	0.355 -0.002
. ****	****	22	0.326 -0.022
. ****	****	23	0.311 0.011
. ****	****	24	0.310 0.011
. ****	****	25	0.315 0.020
Box-Pierce Q-Stat	3648.44	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.042
Ljung-Box Q-Stat	3725.16	Prob	0.0000		

IDENT IPCM
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:46
 SMPL range: 1944.01 - 1991.08
 Number of observations: 572

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
. *****		. *****		1	0.876 0.876
. *****		. .		2	0.769 0.011
. *****		. .		3	0.670 -0.024
. *****		. **		4	0.619 0.150
. *****		. *		5	0.587 0.079
. *****		. .		6	0.561 0.028
. *****		. *		7	0.540 0.049
. *****		. .		8	0.511 0.002
. *****		. .		9	0.490 0.038
. *****		. *		10	0.482 0.080
. *****		. **		11	0.503 0.146
. *****		. *		12	0.522 0.052
. *****		. .		13	0.529 0.020
. *****		. *		14	0.532 0.067
. *****		* .		15	0.501 -0.101
. *****		. *		16	0.497 0.115
. *****		. *		17	0.498 0.060
. *****		. .		18	0.494 -0.038
. *****		* .		19	0.461 -0.091
. *****		. .		20	0.421 -0.032
. *****		. .		21	0.379 -0.035
. *****		. .		22	0.357 0.026
. *****		. .		23	0.351 0.024
. *****		. .		24	0.352 -0.001
. *****		* .		25	0.342 -0.062
Box-Pierce Q-Stat	3990.15	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.042
Ljung-Box Q-Stat	4075.35	Prob	0.0000		

IDENT INCCM
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:47
 SMPL range: 1944.01 - 1991.08
 Number of observations: 572

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac	
. *****	*****	. *****	*****	1	0.786	0.786
. *****	*****	. **	*****	2	0.671	0.139
. *****	*****	. *	*****	3	0.583	0.053
. *****	*****	. *	*****	4	0.544	0.112
. *****	*****	. *	*****	5	0.526	0.104
. *****	*****	. **	*****	6	0.550	0.175
. *****	*****	* . .	*****	7	0.497	-0.084
. *****	*****	. . .	*****	8	0.461	0.015
. *****	*****	. *	*****	9	0.443	0.067
. *****	*****	. . .	*****	10	0.407	-0.038
. *****	*****	. **	*****	11	0.433	0.149
. *****	*****	. ***	*****	12	0.503	0.205
. *****	*****	* . .	*****	13	0.482	-0.067
. *****	*****	. **	*****	14	0.505	0.141
. *****	*****	. . .	*****	15	0.490	0.000
. *****	*****	. . .	*****	16	0.455	-0.027
. *****	*****	. *	*****	17	0.457	0.073
. *****	*****	. . .	*****	18	0.474	0.012
. *****	*****	** . .	*****	19	0.409	-0.135
. *****	*****	. . .	*****	20	0.381	-0.023
. *****	*****	. . .	*****	21	0.368	0.031
. *****	*****	. . .	*****	22	0.335	-0.009
. ****	*****	. . .	*****	23	0.324	-0.033
. ****	*****	. . .	*****	24	0.338	0.035
. ****	*****	* . .	*****	25	0.292	-0.075
Box-Pierce Q-Stat	3305.48	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.042	
Ljung-Box Q-Stat	3377.52	Prob	0.0000			

Les Séries Trimestrielles :

IDENT IGPO
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:35
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	*****	.	*****	1	0.802 0.802
.	*****	.	.	2	0.634 -0.025
.	*****	.	**	3	0.569 0.191
.	*****	.	**	4	0.568 0.172
.	*****	.	***	5	0.604 0.211
.	*****	***	.	6	0.517 -0.211
.	*****	*	.	7	0.400 -0.075
.	*****	.	*	8	0.361 0.071
.	****	*	.	9	0.338 -0.055
.	****	.	.	10	0.334 0.010
.	****	.	**	11	0.334 0.123
.	***	**	.	12	0.259 -0.120
.	**	**	.	13	0.178 -0.121
.	**	.	**	14	0.174 0.134
.	***	.	*	15	0.211 0.105
.	***	.	.	16	0.241 -0.022
.	***	.	**	17	0.242 0.117
.	***	.	*	18	0.205 0.046
.	***	.	.	19	0.208 -0.005
.	***	*	.	20	0.225 -0.042
.	***	.	.	21	0.222 0.006
.	***	*	.	22	0.197 -0.099
.	**	.	.	23	0.180 0.032
.	**	.	*	24	0.177 0.065
.	**	*	.	25	0.173 -0.062
Box-Pierce Q-Stat	676.17	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.073
Ljung-Box Q-Stat	708.81	Prob	0.0000		

IDENT IPAQ
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:35
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac	
.	*****	.	*****	1	0.790 0.790	
.	*****	.	.	2	0.620 -0.011	
.	*****	.	**	3	0.553 0.178	
.	*****	.	**	4	0.554 0.179	
.	*****	.	***	5	0.593 0.209	
.	*****	**	.	6	0.510 -0.179	
.	*****	.*	.	7	0.386 -0.107	
.	*****	.	*	8	0.349 0.085	
.	****	.	.	9	0.335 -0.031	
.	****	.	.	10	0.330 -0.011	
.	****	.	*	11	0.328 0.111	
.	***	**	.	12	0.245 -0.120	
.	**	.*	.	13	0.168 -0.097	
.	**	.	*	14	0.168 0.098	
.	***	.	**	15	0.213 0.135	
.	***	.	.	16	0.238 -0.024	
.	***	.	*	17	0.239 0.111	
.	***	.	*	18	0.202 0.043	
.	***	.	.	19	0.206 0.010	
.	***	.	.	20	0.230 -0.036	
.	***	.	.	21	0.227 -0.002	
.	***	.*	.	22	0.197 -0.088	
.	**	.	.	23	0.179 0.030	
.	**	.	*	24	0.178 0.053	
.	**	.*	.	25	0.177 -0.054	
Box-Pierce	Q-Stat	651.60	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.073
Ljung-Box	Q-Stat	683.36	Prob	0.0000		

IDENT IPCQ
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:35
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac	
.	*****	.	*****	1	0.804 0.804	
.	*****	.	.	2	0.636 -0.029	
.	*****	.	***	3	0.575 0.203	
.	*****	.	**	4	0.570 0.156	
.	*****	.	**	5	0.594 0.184	
.	*****	**	.	6	0.511 -0.183	
.	*****	.*	.	7	0.405 -0.057	
.	*****	.	*	8	0.376 0.082	
.	****	**	.	9	0.335 -0.120	
.	****	.	*	10	0.331 0.085	
.	****	.	*	11	0.333 0.082	
.	***	.	*	12	0.268 -0.103	
.	**	**	.	13	0.181 -0.155	
.	**	.	**	14	0.171 0.167	
.	**	.	.	15	0.192 0.025	
.	***	.	*	16	0.232 0.053	
.	***	.	*	17	0.235 0.091	
.	***	.	*	18	0.205 0.057	
.	***	.	.	19	0.202 -0.035	
.	***	.	.	20	0.212 0.004	
.	***	.	.	21	0.204 -0.026	
.	**	.*	.	22	0.192 -0.082	
.	**	.	.	23	0.172 0.021	
.	**	.	*	24	0.166 0.062	
.	**	.*	.	25	0.155 -0.072	
Box-Pierce	Q-Stat	669.49	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.073
Ljung-Box	Q-Stat	701.10	Prob	0.0000		

IDENT INCCQ
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:35
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	*****	.	*****	1	0.772 0.772
.	*****	.	*	2	0.637 0.100
.	*****	.	*	3	0.558 0.097
.	*****	.	***	4	0.563 0.216
.	*****	.	***	5	0.606 0.220
.	*****	**	.	6	0.526 -0.142
.	*****	**	.	7	0.408 -0.149
.	*****	.	*	8	0.367 0.078
.	****	*	.	9	0.330 -0.069
.	****	.	.	10	0.331 -0.008
.	****	.	**	11	0.335 0.124
.	****	.	.	12	0.296 0.023
.	***	***	.	13	0.200 -0.219
.	***	.	**	14	0.198 0.149
.	***	.	*	15	0.211 0.090
.	***	.	.	16	0.251 -0.007
.	****	.	*	17	0.271 0.089
.	***	.	.	18	0.212 0.017
.	***	.	*	19	0.222 0.062
.	***	**	.	20	0.209 -0.122
.	***	.	.	21	0.202 -0.003
.	***	*	.	22	0.193 -0.052
.	**	*	.	23	0.164 -0.039
.	**	.	*	24	0.167 0.077
.	**	.	.	25	0.156 0.006
Box-Pierce Q-Stat	674.28	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.073
Ljung-Box Q-Stat	707.18	Prob	0.0000		

Les Séries Annuelles :

IDENT IGPA
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:30
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	*****	.	*****	1	0.794 0.794
.	*****	****	.	2	0.508 -0.331
.	****	.	**	3	0.314 0.123
.	****	.	***	4	0.280 0.222
.	****	.	.	5	0.306 0.013
.	***	***	.	6	0.232 -0.241
.	**	.	***	7	0.161 0.217
.	*	.	*	8	0.111 -0.047
.	*	.	*	9	0.083 -0.112
.	*	.	.	10	0.043 -0.036
.	.	.	*	11	-0.006 0.079
.	.	.	*	12	-0.037 -0.105
.	*	.	.	13	-0.041 0.020
.	*	.	*	14	-0.058 -0.058
.	*	.	*	15	-0.074 0.046
.	*	.	*	16	-0.084 -0.045
.	*	.	.	17	-0.089 -0.019
.	*	.	.	18	-0.082 0.012
.	*	.	*	19	-0.071 0.054
.	*	.	*	20	-0.059 -0.063
.	*	.	.	21	-0.047 0.031
.	*	.	.	22	-0.047 -0.012
.	.	.	*	23	-0.036 0.046
.	.	.	.	24	-0.011 -0.002
.	.	.	.	25	0.006 -0.008
.	.	.	.	26	0.008 -0.024
.	.	.	*	27	-0.028 -0.064
.	*	.	.	28	-0.065 -0.036
.	*	.	.	29	-0.086 -0.023
.	**	.	**	30	-0.118 -0.121
Box-Pierce Q-Stat	62.66	Prob	0.0004	SE of Correlations	0.146
Ljung-Box Q-Stat	72.17	Prob	0.0000		

IDENT IPAA
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:31
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	*****	.	*****	1	0.790 0.790
.	*****	****	.	2	0.503 -0.322
.	****	.	* .	3	0.309 0.111
.	****	.	*** .	4	0.281 0.240
.	****	.	.	5	0.314 0.020
.	*** .	.***	.	6	0.238 -0.257
.	** .	.	*** .	7	0.165 0.225
.	* .	.	.	8	0.115 -0.032
.	* .	.**	.	9	0.088 -0.137
.	* .	.	.	10	0.049 -0.029
.	.	.	* .	11	-0.006 0.078
.	*	.	* .	12	-0.040 -0.108
.	*	.	.	13	-0.044 0.012
.	*	.	* .	14	-0.061 -0.051
.	*	.	* .	15	-0.075 0.049
.	*	.	.	16	-0.083 -0.036
.	*	.	* .	17	-0.089 -0.039
.	*	.	.	18	-0.079 0.035
.	*	.	* .	19	-0.070 0.050
.	*	.	* .	20	-0.060 -0.077
.	*	.	.	21	-0.049 0.035
.	*	.	.	22	-0.049 0.006
.	.	.	.	23	-0.036 0.023
.	.	.	.	24	-0.011 0.006
.	.	.	.	25	0.004 -0.010
Box-Pierce Q-Stat	61.40	Prob	0.0001	SE of Correlations	0.146
Ljung-Box Q-Stat	68.80	Prob	0.0000		

IDENT IPCA
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:31
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations			Partial Autocorrelations			ac	pac
.	*****		.	*****		1	0.791 0.791
.	*****		****			2	0.514 -0.297
.	****		.	*		3	0.320 0.080
.	***		.	**		4	0.267 0.185
.	****		.	*		5	0.289 0.074
.	***		.***			6	0.217 -0.257
.	**		.	**		7	0.150 0.179
.	*		.	.		8	0.103 -0.011
.	*		.	*		9	0.072 -0.095
.	.		.	*		10	0.032 -0.077
.	.		.	**		11	-0.007 0.116
.	.		.	*		12	-0.036 -0.110
.	*		.	.		13	-0.040 0.011
.	*		.	*		14	-0.057 -0.050
.	*		.	*		15	-0.074 0.045
.	*		.	*		16	-0.087 -0.077
.	*		.	.		17	-0.092 0.027
.	*		.	*		18	-0.083 -0.015
.	*		.	*		19	-0.068 0.056
.	*		.	*		20	-0.056 -0.060
.	*		.	*		21	-0.046 0.040
.	.		.	*		22	-0.043 -0.022
.	.		.	*		23	-0.029 0.060
.	.		.	.		24	0.002 -0.000
.	.		.	.		25	0.015 -0.017
Box-Pierce	Q-Stat	60.20	Prob	0.0001	SE of Correlations	0.146	
Ljung-Box	Q-Stat	67.23	Prob	0.0000			

IDENT INCCA
 Date: 8-27-1992 / Time: 23:31
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	*****	.	*****	1	0.788 0.788
.	*****	****	.	2	0.512 -0.291
.	****	.	*	3	0.326 0.099
.	****	.	***	4	0.307 0.256
.	****	. **	.	5	0.295 -0.121
.	***.	. **	.	6	0.206 -0.129
.	**	.	**	7	0.140 0.189
.	*	.	*	8	0.108 -0.069
.	*	. **	.	9	0.075 -0.142
.	.	.	*	10	0.026 0.067
.	.	.	.	11	-0.011 0.025
.	.	. **	.	12	-0.029 -0.120
.	.	.	*	13	-0.033 0.045
.	*	.	.	14	-0.059 -0.023
.	*	.	.	15	-0.075 -0.025
.	*	.	.	16	-0.082 -0.014
.	*	.	.	17	-0.085 -0.010
.	*	.	.	18	-0.084 0.006
.	*	.	.	19	-0.075 0.019
.	.	.	.	20	-0.058 -0.012
.	.	.	.	21	-0.036 0.038
.	.	.	.	22	-0.024 -0.003
.	.	.	.	23	-0.010 0.015
.	.	.	.	24	-0.008 -0.034
.	.	.	*	25	0.013 0.089

Box-Pierce Q-Stat 60.79 Prob 0.0001 SE of Correlations 0.146
 Ljung-Box Q-Stat 67.78 Prob 0.0000

L'identification des données, à différentes fréquences, suggère les modèles suivants :

Séries	Identification	Box-Pierce	Ljung-Box
IGPM	AR(1)	3925.71	4008.90
IPAM	AR(1)	3648.44	3725.16
IPCM	AR(1)	3990.15	4075.35
INCCM	AR(2)	3305.48	3377.52

Séries	Identification	Box-Pierce	Ljung-Box
IGPQ	AR(1)	676.17	708.81
IPAQ	AR(1)	651.60	683.36
IPCQ	AR(1)	669.49	701.10
INCCQ	AR(1)	674.28	707.18

Séries	Identification	Box-Pierce	Ljung-Box
IGPA	AR(1)	62.66	72.12
IPAA	AR(1)	61.40	68.80
IPCA	AR(1)	60.20	67.23
INCCA	AR(1)	60.79	67.78

AR(i) : Processus AutoRégressif d'ordre (i).

Box-Pierce et Ljung-Box : voir Tests de Bruit Blanc.

Les statistiques Box-Pierce et Ljung-Box sont celles des séries brutes en question.

Estimation des modèles :

Les modèles à une variable sont beaucoup utilisés pour comparer divers moyens de prévisions d'une variable à partir uniquement de l'information contenue dans le passé de la variable. Pour bâtir de tels modèles, l'autocorrélation doit être examinée. L'autocorrélation du taux d'inflation des séries relève une lente diminution pour la plupart des séries, ce qui suggère soit un processus AR avec un retour très lent vers la moyenne (coefficient proche de 1), soit un processus non-stationnaire (coefficient égale à 1).

Une inspection des autocorrélations partielles suggère un AR(1) dans les séries mensuelles, trimestrielles et annuelles. Nous estimons donc ci-après un AR(1) pour toutes les séries, notamment pour les séries annuelles. Ceci est normal puisque nous filtrons les séries mensuelles en les agrégeant.

L'estimation d'un AR(1) pour les séries aux diverses fréquences est donnée ci-dessus :

SÉRIES	Coeff. AR(1)	T stat.	Box-Pierce	Ljung-Box
IGPM	0.8823	44.426	62.34	63.72
IPAM	0.8668	41.301	55.37	56.63
IPCM	0.8801	43.755	56.88	58.42
INCCM	0.7915	30.642	143.31	147.19
IGPQ	0.8037	18.444	52.35	55.42
IPAQ	0.7911	17.687	51.31	54.40
IPCQ	0.8066	18.601	46.54	49.23
INCCQ	0.7763	16.741	46.76	49.98
IGPA	0.9805	12.617	1.65	2.25
IPAA	0.9721	12.269	3.81	4.90
IPCA	1.0085	13.322	0.86	1.27
INCCA	0.9251	11.061	9.00	11.38

La statistique de Box-Pierce qui suit un $\chi^2_{(k-p-q)}$, est utilisée pour tester le BB, avec 24 df la valeur sous 5% est 36.41.

Ces statistiques réfèrent aux séries des résidus résultantes de l'estimation des modèles AR(1).

La statistique de Ljung et Box apporte une correction à la statistique de Box et et Pierce car cette dernière a tendance à ne pas rejeter suffisamment lorsque le modèle est incorrect. Dans notre cas cependant, les deux statistiques conduisent à la même conclusion de rejet du bruit blanc, sauf pour les séries annuelles. La puissance de ces tests est toutefois très faible, même en présence d'erreurs de spécification importantes.

L'analyse des séries différenciées une fois¹¹ conduit aux différents résultats sur le plan de l'autocorrélation des résidus. Ces résultats nous conduisent à tenter de discriminer dans un premier temps entre modèle en premières différences et modèles de séries brutes.

Nous allons donc dans la section suivante procéder à des tests de racine unitaire selon la méthode de Dickey-Fuller augmentée (ADF).

¹¹ Voir l'annexe pour l'analyse.

III. Test de racine Unitaire :

L'approche Box-Jenkins n'est valide que si la variable modélisée est stationnaire. Box-Jenkins assume que la nature non-stationnaire des séries économiques peut être réglée avec la différenciation. Cet approche de différencier les séries pour réaliser la stationnarité a été ignorée par les économètres pour deux raisons :

- Un sentiment général que la non-stationnarité est une résultante de la tendance que renferme la plupart des séries économiques. Une fois que la tendance est retirée des séries, les données seront stationnaires.
- La validité des analyses économétriques n'est pas affectée par la non-stationnarité des variables analysées.

Toutefois, l'étude de Nelson-Plosser a révélé que la plupart des séries macroéconomiques étaient non-stationnaires plutôt que stationnaires autour d'une tendance déterministique. Par ailleurs, Dickey-Fuller ont montré que les statistiques comme le *t de student* et le *Durbin-Watson*, les mesures comme le R^2 , ne gardent ni leurs caractéristiques traditionnelles, ni leurs distributions traditionnelles, en présence de non-stationnarité des données. Avant de procéder à l'analyse et à l'estimation, il faut donc absolument tester la non-stationnarité des séries chronologiques, ce qui a changé le caractère de tous les travaux empiriques macroéconomiques.

Comment tester la non-stationnarité ?

Box-Jenkins ont utilisé l'inspection du corrélogramme pour déterminer si une série était stationnaire ou non. Une recette adoptée par les économètres (sans justification basée sur une théorie économique) est la différenciation de la série pour créer la stationnarité. Ce concept est celui qui est référé par le term "*integration*" : une variable est intégré d'ordre d , écrit $I(d)$, si elle doit être différenciée d fois pour devenir stationnaire.

Granger et Newbold (1974) sont les premiers à mentionner que un R^2 élevé conjoint avec un petit DW est un des phénomènes les plus fréquents dans les données macroéconomiques. Hendry (1980) avait un bon exemple de régression fallacieuse (spurious regression) où il expliquait le niveau des prix à partir du niveau de pluie cumulatif.

Dans le cas où une racine unitaire existe dans la série, c.-à-d. que le coefficient de $AR(1)$ est égal à un, la distribution du t de Student devient non-standard et les tests basés là-dessus sont pas valides. Il a fallu donc établir une nouvelle table des valeurs critiques.

Des valeurs critiques spéciales, pour ce cas non-standard, ont été tabulées par Fuller (1976) et Dickey et Fuller (1981). Des autres tabulations, pour des cas additionnels, apparaissent régulièrement, comme Guilky et Schmidt (1989) et Schmidt (1990).

Le test de Dickey-Fuller est de tester si $\alpha = 1$, en s'appuyant sur leur table des valeurs critiques, dans le modèle ;

$$\Delta y_t = \mu + \beta t + (\alpha - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Si les données qui génèrent le processus possèdent plus qu'une valeur retardée de y (c.-à-d. si l'ordre autorégressif est supérieur à un) la régression auxiliaire est ajustée en ajoutant un nombre approprié de retards de Δy pour devenir ;

$$\Delta y_t = \mu + \beta t + (\alpha - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^K \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

et les valeurs critiques ne changent pas même si les retards additionnels n'étaient pas nécessaires. Dans ce contexte, les tests sont appelés des tests de Dickey-Fuller augmentés, (Augmented Dickey-Fuller).

Pourquoi ajouter des retards ?

Si un processus AR(p) avec des erreurs autocorrélées d'ordre r peut être écrit comme un processus AR(p+r) avec un bruit blanc, alors le test ADF est vu comme un test DF avec la présence des erreurs autocorrélées.

Tous les tests assument que les erreurs ε sont non sphériques. Phillips (1987), Perron (1988), Phillips et Perron (1988), ont suggéré une correction non paramétrique au test DF pour l'utiliser si on soupçonne que les erreurs sont autocorrélées ou hétéroscédastiques. Elle consiste à calculer la statistique DF, une valeur de t produite de la régression auxiliaire, et ajuster cette statistique avant de consulter les valeurs critiques appropriées pour cette version du test DF. Les études Monte Carlo, comme celle de Handa et Ma (1989) ont prouvé que les propriétés du test DF dans les petits échantillons sont meilleurs dans les cas d'erreurs non normales et hétéroscédastiques, mais que le test Phillips-Perron est préféré si les erreurs sont autocorrélées ou si le nombre d'observations est très grand.

En outre, des tests complètement différents, ont été proposés par Bhagava (1986), basés sur la statistique Durbin-Watson (DW) égale à zéro. Ces tests ne sont pas très populaires à cause de l'existence d'une région indéterminée et des contraintes sur la nature des données qui génèrent le processus.

Rapport et Reichlin (1989) ont montré que tous les tests ont la difficulté de discriminer entre un I(1) et un I(0) avec un changement dans la moyenne. Ce point est approfondi par Perron(1989).

Pour tester l'existence d'une racine unitaire dans chacune des séries, nous procédons à des tests de Dickey-Fuller augmentés (procédure ADF) en suivant la procédure recommandée par Campbell et Perron (1991).

Perron (1989) a montré que les tests de racine unitaire étaient biaisés vers le non-rejet de la racine unitaire si des ruptures de pente ou des changements de niveau importants survenaient dans l'échantillon. Or, à partir de l'analyse descriptive, et à partir des tableaux U-1,...,U-4, on sait que nos séries changent de moyenne et de variance. Dès lors, on s'attend à une faible puissance des tests de ADF.

Le modèle général de Perron (1989) ;

$$y_t = \hat{\mu} + \hat{\theta} DU_t + \hat{\beta} t + \hat{\gamma} DT_t + \hat{d} D(TB)_t + \hat{\alpha} y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c} \Delta y_{t-i} + \hat{e}_t$$

où $DU_t = DT_t = 0$ si $t \leq T_B$ et $DU_t = 1$, $DT_t = t$ si $t \geq T_B$.

Il serait donc important de reprendre les tests en tenant compte de ces ruptures possibles de pente et changements de niveau. Des programmes ont été développés sur GAUSS, sous forme de procédure, qui permet de l'appeler en spécifiant le nombre de retards, le modèle à tester (avec ou sans rupture combiné avec et sans constante et tendance) et le point de rupture dans la série. Perron (1989) fournit des tables de valeurs critiques. De même une note technique, qui décrit la procédure, est disponible pour permettre une utilisation simple et rapide aux chercheurs¹².

La procédure nous fournit l'estimation du modèle choisi. À partir des résultats obtenues, on élimine les retards les moins significatifs, un à un, et on s'arrête au retard qui est significatif et on rapporte les résultats dans les tableaux qui suivent ;

- R : Rejet
 NR : Non-rejet
 retard : Le nombre de retards significatifs tel que décrit dans Campbell et Perron.
 alpha : Le coefficient de Y_{t-1}
 theta1 : Test conjoint que les coefficients sont égaux à 0. (sans tendance)
 theta2 : Test conjoint que les coefficients sont égaux à 0. (avec tendance)

Les Données MENSUELLES de 44:01 à 91:08

	Avec Tendance			Sans Tendance		
	retards	alpha	theta2	retards	alpha	theta1
IGPM	15	NR	NR	15	NR	NR
IPAM	10	R	R	XXX	XXX	XXX
IPCM	15	NR	NR	15	NR	NR
INCCM	13	NR	NR	13	NR	NR

¹² Voir Prof. Garcia René, Dépt de Sciences Économiques, Université de Montréal.

RUPTURE en 73 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPM	15	-0.707	-0.188	0.744	1.93
IPAM	10	-0.855	-0.210	0.919	2.22
IPCM	15	-0.845	-0.221	0.748	1.93
INCCM	13	-0.265	-0.0551	0.947	1.93

RUPTURE en 84 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPM	15	-3.47	-0.917	2.11	2.98
IPAM	10	-3.80	-0.928	2.53	3.50
IPCM	15	-1.49	-0.390	2.30	3.22
INCCM	13	-7.97	-1.64	2.82	3.12

RUPTURE en 73 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPM	15	-0.0800	-2.77	-4.24
IPAM	10	-0.107	-3.57	-4.24
IPCM	15	-0.0801	-2.76	-4.24
INCCM	13	-0.103	-2.78	-4.24

RUPTURE en 84 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPM	15	-0.144	-3.61	-4.04
IPAM	10	-0.176	-4.49	-4.04
IPCM	15	-0.153	-3.81	-4.04
INCCM	13	-0.190	-3.73	-4.04

Les Données ANNUELLES**de 44:01 à 90:01**

	Avec Tendance			Sans Tendance		
	retards	alpha	theta2	retards	alpha	theta1
IGPA	7	NR	NR	7	R	R
IPAA	7	NR	NR	7	R	R
IPCA	3	NR	R(****)	XXX	XXX	XXX
INCCA	9	NR	NR	9	NR	NR

RUPTURE en 73 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPA	3	0.315	0.125	0.951	0.994
IPAA	7	0.0276	0.0108	0.725	0.715
IPCA	3	0.177	0.0687	0.938	0.975
INCCA	9	3.35	1.09	0.966	0.889

RUPTURE en 84 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPA	7	-2.80	-0.927	3.15	1.27
IPAA	7	-3.69	-1.24	3.47	1.44
IPCA	3	-2.31	-0.823	2.53	1.05
INCCA	9	-2.82	-0.795	4.21	1.54

RUPTURE en 73 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPA	3	0.546	3.02	-4.24
IPAA	7	0.797	3.15	-4.24
IPCA	3	0.575	3.01	-4.24
INCCA	9	0.338	0.873	-4.24

RUPTURE en 84 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPA	7	0.436	1.10	-3.80
IPAA	7	0.415	1.10	-3.80
IPCA	3	0.422	1.46	-3.80
INCCA	9	0.0164	0.0321	-3.80

Les Données TRIMESTRIELLES

de 44:01 à 91:02

	Avec Tendance			Sans Tendance		
	retards	alpha	theta2	retards	alpha	theta1
IGPQ	15	NR	NR	15	NR	NR
IPAQ	15	NR	NR	15	NR	NR
IPCQ	15	NR	NR	15	NR	NR
INCCQ	12	NR	NR	12	NR	NR

RUPTURE en 73 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPQ	15	-2.77	-0.787	1.13	1.73
IPAQ	15	-3.29	-0.881	1.17	1.69
IPCQ	15	-2.62	-0.767	1.07	1.71
INCCQ	14	-1.96	-0.455	1.34	1.71

RUPTURE en 84 :

	Avec rupture dans constante et tendance				
	retards	Constant	t:Const	Tendance	t:Tendance
IGPQ	15	-3.20	-0.883	2.76	1.88
IPAQ	15	-4.62	-1.20	2.76	1.79
IPCQ	15	-1.49	-0.424	3.10	2.18
INCCQ	12	-4.12	-0.937	5.80	3.70

RUPTURE en 73 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPQ	15	0.0480	0.401	-4.24
IPAQ	15	0.0446	0.362	-4.24
IPCQ	15	0.0360	0.297	-4.24
INCCQ	14	-0.0853	-0.607	-4.24

RUPTURE en 84 :

	ALPHA Test			
	retards	Alpha	t:alpha	t:lamda
IGPQ	15	-0.122	-0.691	-3.80
IPAQ	15	-0.112	-0.619	-3.80
IPCQ	15	-0.188	-1.05	-3.80
INCCQ	12	-0.596	-3.77	-3.80

Une analyse des tableaux nous montre que :

- 1) Les séries IGPM et IGPQ sont identiques.
- 2) l'IPCA : on rejette la racine unitaire mais pas le test conjoint.
- 3) Sans tendance, la série IGP ne passe le test ni Mensuellement, ni trimestriellement mais elle le passe annuellement.

Avec l'introduction de la rupture, d'une façon générale, on voit que les valeurs de t sont proches des valeurs critiques de rejet (à 5%) de la racine unitaire et y sont supérieures dans certains cas. Ce qui appuie fortement la proposition de Perron (1989).

La puissance des tests de racine unitaire¹³ dépend plus de la période couverte de l'échantillon des données que du nombre d'observation. Ainsi, pour les données macroéconomiques où les cycles économiques ont de l'importance, on préférera avoir plus de données annuelles sur une période plus longue qu'avoir un grand nombre de données mensuelles sur une période plus courte¹⁴.

À partir des résultats, on ne parvient pas à rejeter la racine unitaire même en tenant compte de la tendance, fort probable à cause que les séries possèdent plus qu'un changement dans la moyenne et la pente, ou un changement dans la moyenne seulement, ce qui rend les tests moins puissants et ce qui correspond à nos attentes.

¹³ Campbell et Perron (1991)

¹⁴ Suivant Ghysels et Perron (1990), même si la composante saisonnière existe, l'ajustement saisonnier des données a été négligé, pour ne pas biaiser les statistiques de Phillips et Perron vers un non-rejet de la racine unitaire. Cette perte de puissance du test vient du fait que l'ajustement saisonnier inclut un biais positif dans l'autocorrélation du premier ordre des données.

IV Modèles à changements de régime markoviens :

Pour identifier toutes les ruptures et déterminer le moment précis où elles surviennent nous devons utiliser un modèle permettant d'identifier de telles ruptures de façon endogène. Les modèles à changement de régime markoviens récemment introduits par Hamilton (1989) sont une possibilité. Dans ce modèle non linéaire, le taux d'inflation serait décrit par une équation du type:

$$\pi_t = \alpha_0 + \alpha_1 S_t + z_t$$

$$z_t = \phi_1(z_{t-1}) + \phi_2(z_{t-2}) + \dots + \phi_r(z_{t-r}) + (\omega_0 + \omega_1 S_t) \varepsilon_t$$

où la variable S_t est une chaîne de Markov qui dans le cas le plus simple où il y a deux régimes prend les valeurs 0 ou 1 telles que : $P(S_t = 1 | S_{t-1} = 1) = p$, $P(S_t = 0 | S_{t-1} = 0) = q$.

Les deux régimes peuvent s'interpréter comme une inflation faible et une inflation forte par exemple. La variable de Markov peut modifier uniquement la moyenne ou encore tous les paramètres peuvent dépendre du régime dans lequel se trouve la série. Garcia et Perron (1989) ont appliqué ce modèle à la modélisation du taux d'intérêt réel aux États-Unis.

Un processus Markovien $\{X_t\}$ est un processus stochastique ayant la propriété suivante: si on connaît la valeur de X_t , les valeurs de X_s pour $s > t$ ne sont pas influencées par les valeurs de X_u pour $u < t$. La probabilité du comportement futur du processus, étant donné son état actuel, n'est pas modifiée par plus d'informations sur le passé du processus. C'est à dire que le présent contient toute l'information passée. Formellement :

$$\begin{aligned} Pr \{X_{n+1} = j \mid X_0 = i_0, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i\} \\ = Pr \{X_{n+1} = j \mid X_n = i\}. \end{aligned}$$

pour tous les points n et les états $i_0, \dots, i_{n-1}, i, j$.

La probabilité que X_{n+1} est dans l'état j étant donné que X_n est dans l'état i est appelée une probabilité de transition sur une période.

$$P_{ij}^{n, n+1} = Pr \{X_{n+1} = j \mid X_n = i\}.$$

C'est un processus stochastique qui ne dépend que de l'état qui le précède immédiatement. C'est donc un processus stochastique d'ordre 1.

$$\begin{aligned}
 P\{X_{t+1} = j / x_0 = k_0, x_1 = k_1, \dots, x_{t-1} = k_{t-1}, x_t = i\} \\
 = P\{X_{t+1} = j / x_t = i\}
 \end{aligned}$$

Propriétés générales des chaînes de Markov :

- 1) Nombre fini d'états possibles.
- 2) La propriété Markovienne (ordre du processus = 1).
- 3) La propriété de stationnarité.
- 4) Une distribution initiale des états possibles.

Une chaîne de Markov finie peut être définie par une matrice carrée P d'ordre M+1.

Ordre du processus :

Si l'état actuel du système dépend d'un nombre fini de ses états passés les plus récents. Le nombre d'états passés dont dépend l'état présent d'un processus stochastique est appelé l'ordre du processus.

$$P : [P_{ij}] = \begin{pmatrix} P_{00} & P_{01} & \dots & P_{0M} \\ P_{10} & P_{11} & \dots & P_{1M} \\ & & P_{ij} & \\ P_{M0} & & & P_{MM} \end{pmatrix}$$

$$P_{ij} \geq 0 \quad \text{pour } i, j = 0, 1, 2, \dots$$

$$\sum_{j=0}^{\infty} P_{ij} = 1 \quad \text{pour } i = 0, 1, 2, \dots$$

Un processus de Markov est complètement défini une fois que la matrice de probabilité de transition et l'état initial X_0 sont définis.

La probabilité que le processus saute de l'état i à l'état j en n transitions est¹ :

$$P_{ij}^{(n)} = Pr \{ X_{m+n} = j \mid X_m = i \}$$

Les modèles à coefficients variables dans le temps (time-varying coefficients) ont été utilisés par Sims (1982) comme une approche importante pour expliquer les changements de politique gouvernementale et des institutions financières. Souvent ces changements prennent la forme d'événements dramatiques, discrets, comme : les guerres, les paniques financières, etc. Alors, il était intéressant de considérer des modèles économétriques qui permettent aux coefficients de réagir suivant le changement discret des régimes.

Si les probabilités P_{ij} ne dépendent pas de l'état précédent, alors c'est le modèle " Switching Regression model " de Quant (1958); avec plusieurs probabilités de transition, c'est le " Markov-Switching Regression model " de Goldfeld et Quant (1973). Quand le modèle inclut des variables retardées, c'est le modèle à changements de régime markoviens (Markov-Switching time-series model) de Hamilton (1989). L'algorithme de Hamilton² peut être considéré comme la version discrète du filtre de Kalman, qui facilite l'évaluation de la fonction de vraisemblance et l'estimation des paramètres. Une différence est que le filtre de Kalman produit des prévisions linéaires dans les données tandis que le modèle discret décrit est non-linéaire.

Ces modèles posent des problèmes particuliers quand il s'agit de les tester par rapport à des modèles linéaires où la moyenne et la variance resteraient constants au lieu de varier avec le régime³. En effet, sous l'hypothèse nulle de constance des paramètres, les paramètres de probabilité de transition de la chaîne de Markov ne sont pas identifiés. Dès lors, le test du ratio de vraisemblance n'a plus la distribution standard du chi-carré et on ne peut donc utiliser les valeurs critiques habituelles pour juger de la validité du modèle de Markov par rapport au modèle linéaire.

¹ *Stationnarité du processus :*

Quand le passage d'un état à un autre ne dépend pas de la date à laquelle on se trouve, on dit que le processus vérifie la propriété de stationnarité.

Quand les probabilités de transition sur une période sont indépendants du temps n , alors la chaîne de Markov est dite stationnaire.

² *pour une excellente description de l'algorithme voir Hamilton(1991).*

³ *Garcia (1992).*

Garcia (1992) a dérivé la distribution asymptotique du ratio de vraisemblance dans ce cas non-standard pour le modèle de Markov le plus simple à 2 états et a fourni les valeurs critiques à utiliser pour tester l'hypothèse nulle du modèle linéaire contre l'hypothèse alternative d'un modèle de Markov à deux états.

Ces résultats devraient être généralisés pour des modèles à plus de deux états si on veut pouvoir les appliquer pratiquement à des séries comme le taux d'inflation brésilien qui devrait contenir au moins trois états. En fait, le modèle à trois états est estimé, et les résultats suivent.

Un tel modèle pour l'inflation pourra servir à savoir si le taux d'inflation est plus variable lorsqu'il est plus élevé⁴. Les chiffres des tableaux U-2, U-3 et U-4 tendraient à le suggérer si les régimes identifiés venaient à correspondre à ces périodes. Il sera intéressant de comparer les réponses obtenues à l'aide de ce modèle aux réponses auxquelles conduisent les méthodes plus traditionnellement utilisées pour répondre à une telle question, à savoir les techniques ARCH⁵ (Autoregressive conditional heteroskedasticity) introduites par Engel (1982). Ce modèle a donné naissance à de multiples dérivés tels que GARCH, ARCH-M, E-GARCH. Il sera utile d'établir quel modèle dans cette classe caractérise le mieux le taux d'inflation brésilien et de comparer les réponses qu'il offre à la question précédente à celles du modèle Markovien.

Le tableau M-1 présente les résultats des estimations pour le modèle linéaire, le modèle à changements de régime markoviens à 2 états et le modèle à 3 états. Nous avons retenu quatre paramètres autorégressifs et uniquement la série IGPD, la moyenne pondérée des autres indices à une fréquence trimestrielle.

⁴ Garcia (1992).

⁵ Prochain Chapitre.

Les méthodes et techniques d'optimisation sont basées sur celles de DFP et de GRADX du package GQOPT. Le programme de base est fourni par Hamilton et modifié par Garcia pour les routines d'optimisation. Toutes les valeurs initiales des paramètres des probabilités de transition sont égaux, ce qui signifie une équiprobabilité entre les différents états, soit deux ou trois états.

Les résultats qui sont présentés dans le tableau M-1 sont les paramètres estimés du maximum de vraisemblance, leurs écart-types, ainsi que la valeur de la fonction. La période couverte par les données va de 1944:01 à 1991:02.

Le modèle à 3 états prend en considération la campagne de réforme de Bulhoes en 1964, les politiques de 1973 et finalement celle de 1984. D'après les graphiques (MG-1,...,MG-3), on voit très bien la bonne et meilleur présentation du modèle de 3-états avec autocorrélation.

Les dates où la série de IGPD change de moyenne sont : 1973 et 1984, ce qui est conforme à l'analyse descriptive (chap 1). Le taux d'inflation a changé de moyennes (en gros) deux fois : en 1973 à cause des politiques monétaires combinées avec le premier choc pétrolier, en 1984 à cause du contrôle du taux d'intérêt et de la nouvelle loi sur les salaires. En effet l'inflation a atteint les 210% vers la fin de 1984. L'accroissement de la fonction de vraisemblance du modèle à 2 états au modèle à 3 états est de l'ordre de 10, ce qui tend à supporter le modèle à 3 états même si on connaît pas les valeurs critiques. Les moyennes sont :

$\hat{\alpha}_0 = 3\%$, $\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 = 3.30\%$ et $\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_2 = 36.7\%$ ce qui n'est pas ce que l'on avait trouvé en séparant grossièrement la période en trois sous-périodes mais l'ordre de grandeur y est sauf pour le dernier état. Par contre, pour les écarts-types, nous sommes très proches des chiffres obtenues aux tableaux U-i (i=2,3,4)⁶.

En utilisant la spécification de Hamilton, les résultats, en général, montrent que le rejet de la racine unitaire peut être dû au fait que la série contient plusieurs ruptures et changements dans la moyenne, comme le suggère Perron (1988).

⁶ page 6, chap 1.

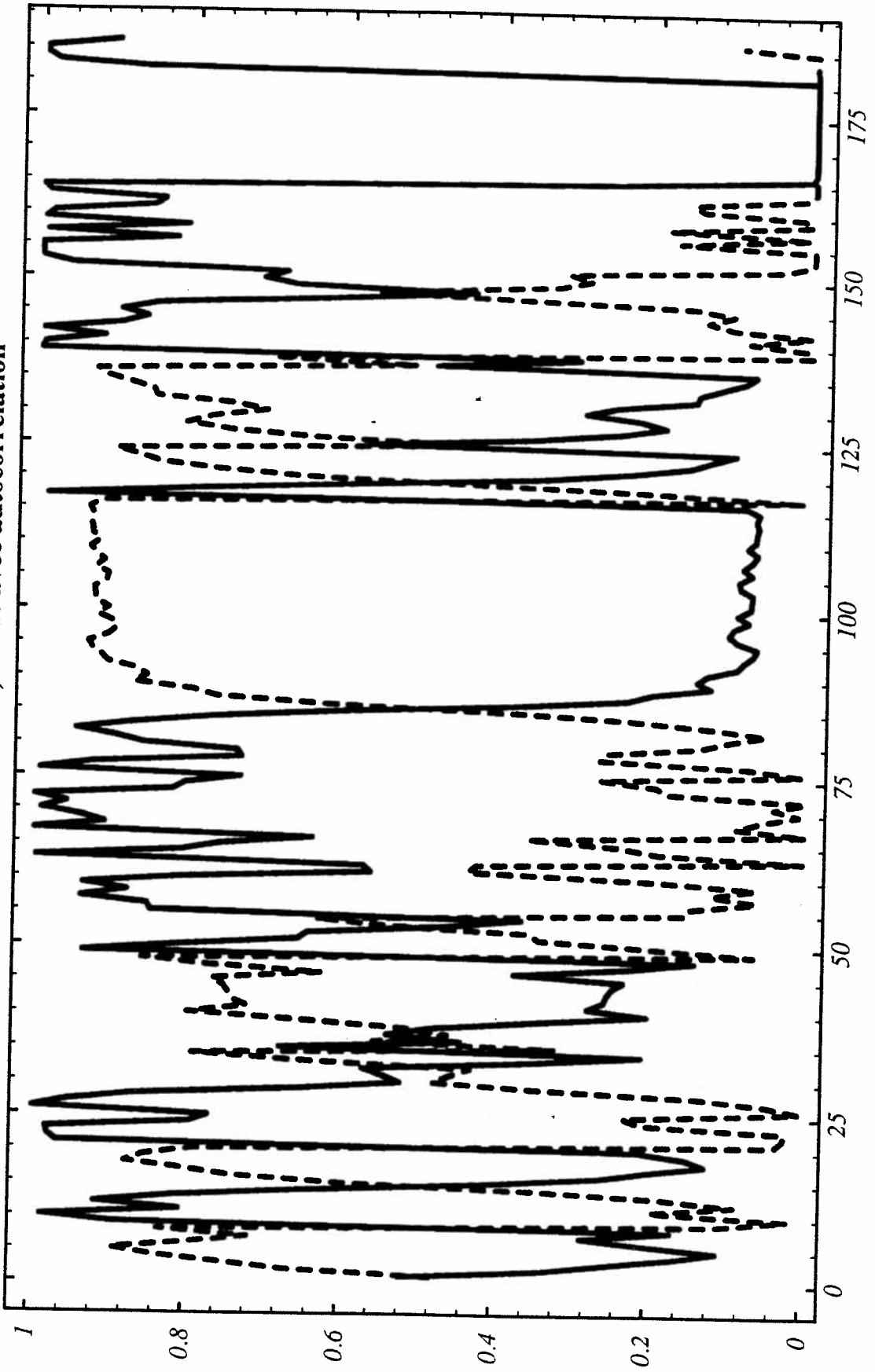
TABLEAU M-1 : Résultat D'estimation, Série IGPD, avec 4 retards.

	AR(4)	AR(4) 2-états	AR(4) 3-états
α_0	0.007105 (0.004016)	-0.06092252 (0.10445)	0.0324741 (0.00281)
α_1		0.20898310 (0.99930)	0.0006074 (0.05395)
α_2			0.3348460 (0.01805)
ω_0		0.01154665 (0.00061)	-0.0062478 (0.00099)
ω_1		0.56157507 (0.07077)	0.0214988 (0.00298)
ω_2			0.1540310 (0.25640)
ϕ_1	0.7886432 (0.073165)	0.08101274 (0.08024)	0.5325147 (0.07661)
ϕ_2	-0.1534996 (0.093706)	0.03678336 (0.07967)	-0.0347418 (0.09332)
ϕ_3	0.0578293 (0.094288)	0.31442063 (0.00001)	0.2416231 (0.08253)
ϕ_4	0.1773632 (0.073860)	0.11640334 (0.00001)	0.1935878 (0.58141)
p_{11}		0.98000000 (0.15904)	0.918074 (0.685E-01)
p_{12}			0.000001 (0.394E-04)
p_{21}			0.054902 (0.410E-03)
p_{22}		0.98000000 (0.03472)	0.945098 (0.160E-04)
p_{31}			0.096562 (0.335E+00)
p_{32}			0.004461 (0.142E-07)
F min		-675.540692	-685.458762

Tandis que le modèle à 2 états n'arrive à déterminer un changement significatif qu'en 1979, ce qui est irréaliste, son homologue à 3 états arrive à définir et tracer les 3 états majeurs de la série, ce qui nous conduit à prendre le modèle de 3 états avec autocorrélation comme meilleur modèle dans la classe des modèles de changements de régimes markoviens pour la série IGPO.

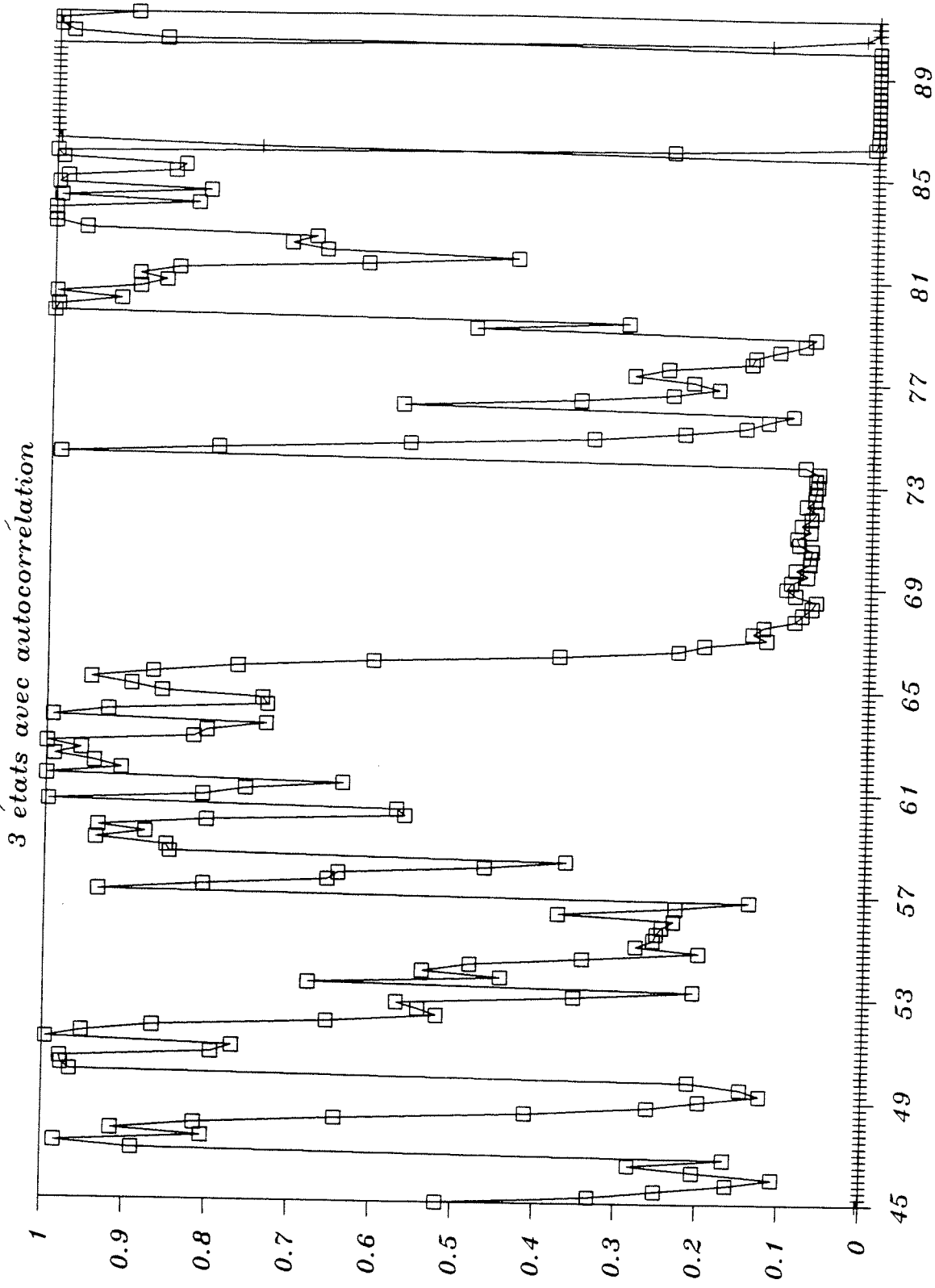
À partir des résultats obtenus, on peut même dater les sauts de façon endogène, ce qui promet un avenir riche aux modèles de changements de régime selon un processus de Markov. Une extension intéressante possible, proposée par Garcia (1989) est de développer cette analyse univariée à une structure bivariée pour le taux d'inflation et le taux d'intérêt brésilien, tout en suivant les lignes du modèle de Hamilton (1985).

Filtre de Probabilité ; 3 état avec autocorrelation



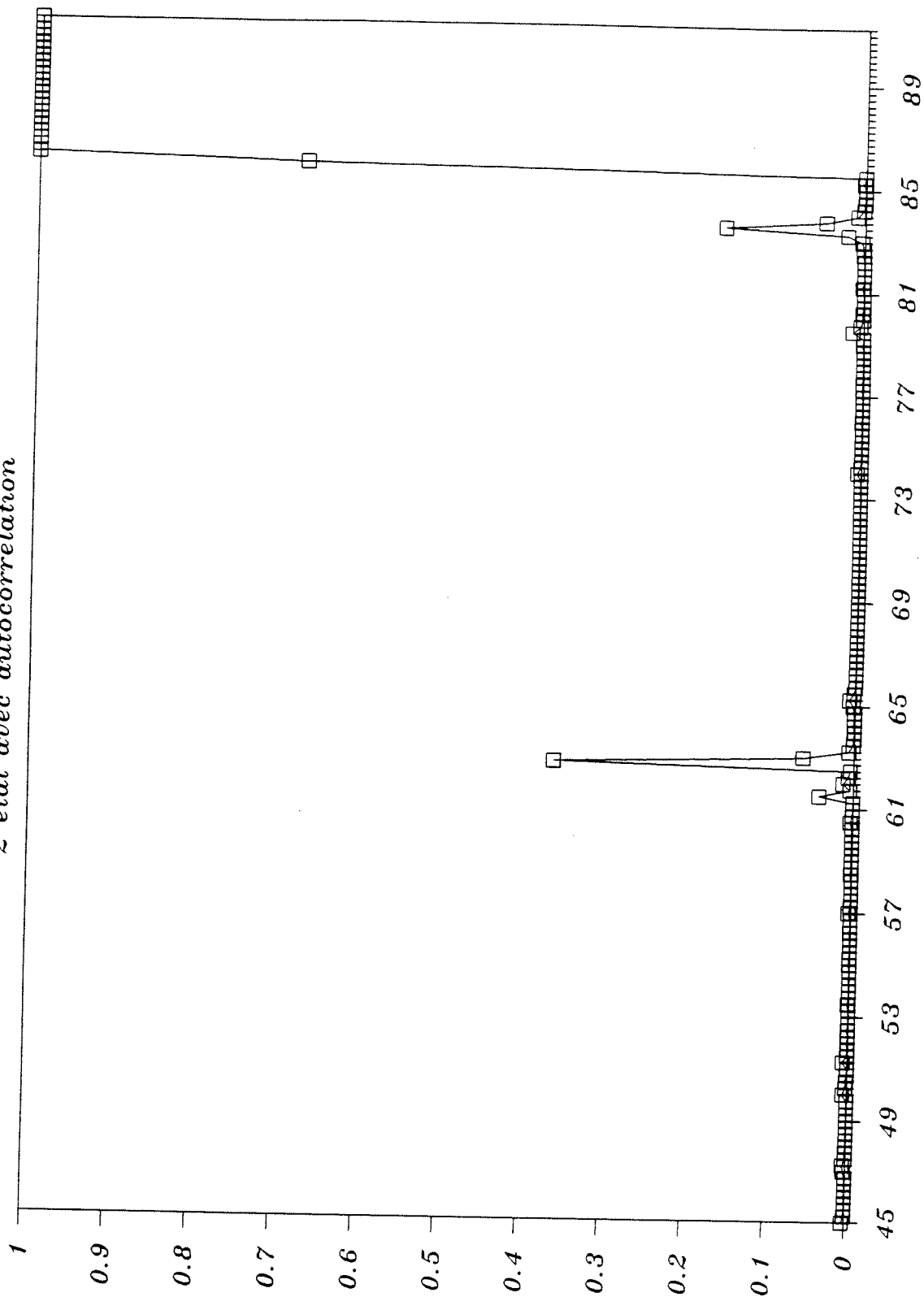
3 états avec autocorrelation

3 états avec autocorrelation



Filtre de Porabilité

2 état avec autocorrélation



V Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive : (ARCH)

¹Les modèles de séries temporelles ont été historiquement développés soit dans des buts descriptifs, soit dans des buts de contrôle de systèmes. Ces divers problèmes ont vers le milieu des années 70 conduit au développement d'une classe des modèles : ARMA, qui se révéla facile d'emploi. Ces modèles sont fondés sur une écriture de la présente des séries comme fonction linéaire de ses valeurs passées et de la valeur présente d'un bruit, s'interprétant comme l'innovation de la série. Cette formulation présente cependant divers inconvénients : elle est fondamentalement linéaire, ce qui restreint automatiquement le type de dynamiques, pour lesquelles elle fournit des bons ajustements ; elle est généralement mise en oeuvre en imposant peu de contraintes sur les paramètres autorégressifs, ce qui nuit pour des interprétations plus structurelles des phénomènes.

Parmi les domaines d'applications où la formulation ARMA classique se révèle insuffisante figurent les problèmes financiers et monétaires. Les séries disponibles présentent d'abord certaines caractéristiques de dynamique non linéaire, dont la plus importante est le fait que la variabilité instantannée de la série (ou volatilité) dépend de façon importante du passé. Les modèles ARCH [Autorégressifs Conditionnellement Hétéroscédastiques] introduits par ENGLE en 1982 fournissent un cadre plus adapté pour ce type de problème.

De point de vue de la théorie statistique, ces modèles ARCH sont des modèles non linéaires pour lesquelles on peut tester la marche aléatoire, la détermination d'intervalles de prévision et la recherche de séries sous-jacentes.

Une forme populaire d'hétéroscédasticité dans les séries chronologiques est donné par le modèle ARCH (Engle 1982). Engle a remarqué que dans la plupart des séries économiques étudiées et spécialement les séries financières, la variance de l'erreur dépendait de l'ampleur de l'erreur précédente, ce qui est formulé par : la variance de ε_t , conditionnelle à ε_{t-1} , est une fonction linéaire du carré de ε_{t-1} .

La variance non-conditionnelle est constante, alors les MCO sont les meilleurs estimateurs linéaires non-biaisés, mais à cause de l'hétéroscédasticité de la variance, il est possible de trouver un estimateur non-linéaire, basée sur une considération de MLE (maximum de vraisemblance),

¹ Gouriéroux (1990).

qui est plus efficace, Greene (1990, pp. 416-18).

Est-ce que l'incertitude augmente avec l'inflation ? ² Le modèle proposé par Welch (1989) suggère que les individus utilisent toutes les informations disponibles en formulant les prévisions de l'inflation future. La variance autour de ses prévisions est définie comme la variabilité non-anticipée de l'inflation. Dans son modèle, la moyenne est estimée explicitement et la variance est estimée autour de cette moyenne, contrairement au calcul de la variabilité autour d'une moyenne mobile ou d'une tendance. Un modèle ARCH, comme celui de Weiss (1985), peut être utilisé pour générer les estimés de la variance de l'inflation, au lieu de croire que la variance dépend seulement sur le taux d'inflation anticipé.

Bollerslev (1986) a généralisé ARCH à GARCH, où la variance conditionnelle est aussi une fonction des variances conditionnelles passées. Le test le plus simple d'ARCH est un test de LM : le carré des résidus des MCO est regressé sur une constante et ses valeurs passées, avec le nombre d'observations multiplié par le R^2 qui est distribué comme un chi-carré avec un nombre de degrés de liberté égal au nombre de valeurs retardées. Les tests LM figurent dans les tableaux des modèles estimés.

Engle et al. (1985) ont reporté une étude de Monte Carlo qui examine les propriétés de petit échantillon des estimés ARCH et des tests pour ARCH. Bera et Higgins (1991) ont inclus une excellente revue de la littérature.

² Welch, John H. (1989)

Description du modèle :³**i) Les équations autorégressives :**

On considère un modèle autorégressif d'ordre un, avec un coefficient de régression ϕ supposé de module inférieur à un pour assurer la stabilité du système. La valeur présente du processus est donné par :

1) $Y_t = \mu + \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t$, $\forall t, |\phi| < 1$ où ε est un bruit blanc faible, satisfaisant la condition de différence de martingale :

2) $E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-1}) = 0$, $\forall t$. Condition d'orthogonalité au passé.

On ne suppose pas cependant que la variance conditionnelle du bruit, c-à-d $V(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-1})$, est indépendante du temps. Au contraire, on introduit la possibilité d'une liaison temporelle, par l'intermédiaire d'une équation autorégressive d'ordre un portant sur le carré des innovations :

3) $\varepsilon_t^2 = c + a \varepsilon_{t-1}^2 + u_t$ $\forall t$ où u est un bruit blanc strict.

Un tel processus est dit autorégressif d'ordre un avec des erreurs ARCH(1). Ses propriétés se déduisent directement des deux équations de récurrence définissant (Y_t) et (ε_t^2) .

ii) Quelques conditions assurant l'existence du processus :

Certaines restrictions (2) et (3) ont été imposées au processus d'innovation ε et il n'est pas évident a priori qu'elles soient compatibles entre elles.

a) Nous pouvons d'abord remarquer que l'équation de récurrence (3) ne suffit pas à définir de façon non ambiguë le processus (ε_t^2) . Cette équation a un sens, lorsqu'elle est complétée par la donnée d'une condition initiale. Dans un tel cas la moyenne du carré de l'innovation est telle que :

$$m_t = E \varepsilon_t^2 = c + a m_{t-1} \quad \text{où } m_0 \text{ par exemple est donné.}$$

³ Étant donné qu'on fait une application, sans développement théorique, une grande partie de la prochaine partie théorique est tirée de Gouriéroux (1990). On a ajouté les remarques d'estimations que nous avons utilisées.

Pour assurer que cette moyenne non conditionnelle soit invariante dans le temps et pour avoir une certaine robustesse de cette propriété, nous supposons que le paramètre a est de module strictement inférieur à 1 et que la condition initiale correspond à une valeur d'équilibre

$$m_0 = \frac{c}{1-a}$$

b) Par ailleurs, il faut assurer la positivité du processus (ε_t^2) . Des conditions suffisantes pour cette positivité sont $a > 0$ et $c + u \geq 0$, pour toute valeur admissible de u_t .

c) Finalement, considérons deux processus indépendants (Z_t) , (δ_t) où Z_t est à valeurs positives, tel que :

$$Z_t = c + aZ_{t-1} + u_t,$$

et où les variables aléatoires δ_t sont indépendantes, de même loi discrète définie par :

$$P[\delta_t = +1] = P[\delta_t = -1] = \frac{1}{2}.$$

On remarque que le processus $\varepsilon_t = \delta_t \sqrt{Z_t}$ satisfait les deux conditions (2) et (3) et ceci établit la comptabilité de ces conditions.

Propriétés du processus d'innovation ε :

Ce processus doit en particulier satisfaire la condition (2) d'orthogonalité au passé. Cette contrainte a plusieurs conséquences.

i) On peut d'abord noter que le processus d'erreur est aussi orthogonal à tout passé :

$$E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = 0 \quad \forall h > 0. \text{ C'est une conséquence du théorème des projections itérées.}$$

En effet, l'information contenue dans ε_{t-h} étant plus faible que celle contenue dans ε_{t-1}

$$\text{, on obtient : } E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = E[E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-1}) / \varepsilon_{t-h}] = E[0 / \varepsilon_{t-h}] = 0$$

ii) Cette propriété d'orthogonalité implique diverses non corrélations conditionnelles. Considérons ainsi deux entiers h et k strictement positifs, on a :

$$\begin{aligned}
 & Cov [(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}) / \varepsilon_{t-h}] \\
 &= E [(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}) / \varepsilon_{t-h} - E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) E(\varepsilon_{t+k} / \varepsilon_{t-h})] \\
 &= E(\varepsilon_t \varepsilon_{t+k} / \varepsilon_{t-h}) \\
 &= E(E(\varepsilon_t \varepsilon_{t+k} / \varepsilon_{t+k-1}) / \varepsilon_{t-h}) \\
 &= E(\varepsilon_t E(\varepsilon_{t+k} / \varepsilon_{t+k-1}) / \varepsilon_{t-h}) \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

Il y a donc, à toute date $t-h$, non corrélation entre les valeurs futures de l'innovation. D'autres propriétés du processus d'erreur se déduisant de l'équation autorégressive (3) :

$$\varepsilon_t^2 = c + a \varepsilon_{t-1}^2 + u_t. \text{ Elles concernent la variance conditionnelle.}$$

Les variances conditionnelles sont données par :

$$V(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = c \frac{1 - a^h}{1 - a} + a^h \varepsilon_{t-h}^2$$

Elles ne dépendent de l'ensemble d'information qu'à travers la valeur la plus récente de ε_{t-h}^2 . Lorsque le retard h tend vers l'infini, ces variances convergent vers la variance non-

$$\text{conditionnelle : } V \varepsilon_t = E V(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = \frac{c}{1 - a}$$

L'importance de l'erreur de prévision, ce qu'on va utiliser pour les graphiques A-i, à horizon un, peut être donnée par : $V(Y_t / Y_{t-1})$.

$$V(Y_t / Y_{t-1}) = V(\varepsilon_t / Y_{t-1}) = c + a \varepsilon_{t-1}^2.$$

Pour les graphiques, on a utilisé cette variance conditionnelle pour pouvoir tracer les intervalles de prévision (in-sample) de IGPO.

Pour les extensions de ARCH, comme GARCH et ARCH-M, les modèles ont été estimés, on se limite ici à présenter les extensions sans dérivation, pour une excellente dérivation théorique voir Bollerslev et al. (1990).

1) **Modèles ARCH(q) :**

L'idée est d'accroître l'ordre autorégressif du ARCH(1).

$$E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-1}) = 0$$

$$\varepsilon_t^2 = c + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + u_t$$

où u_t est une différence de martingale. La variance conditionnelle est :

$$V(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = c + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2$$

et dépend du passé à travers les q observations les plus récentes de ε_t^2 .

2) **Modèles GARCH(p,q) :**

On obtient les processus GARCH, en ajoutant une partie moyenne mobile d'ordre p au processus ARCH(q).

$$E(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-1}) = 0$$

$$V(\varepsilon_t / \varepsilon_{t-h}) = h_t = c + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$$

On utilise la forme du GARCH (p,q) pour nos estimations dans le tableau A-2 et une forme pour le calcul du test LM :

$$\varepsilon_t^2 = c + \sum_{i=1}^{\max(p,q)} (a_i + \beta_i) \varepsilon_{t-i}^2 + u_t + \sum_{j=1}^p \beta_j u_{t-j}$$

avec $a_i = 0$, si $i > q$ et $\beta_j = 0$ si $j > p$. Le terme d'erreur u_t ne doit pas être nécessairement de variance constante mais pour nos estimations, on a fixé la variance à 1.

3) Modèles ARCH-M : (Engle, Lilien et Bollerslev (1987)) :

La variance conditionnelle apparaît comme variable explicative dans la moyenne conditionnelle de la série IGPQ. Nous estimons ce modèle et le IARCH-M à cause du fait que la série IGPQ contient des ruptures dans la moyenne⁴.

$$Y_t = X_t \beta + \delta h_t + \varepsilon_t$$

où les erreurs ε_t suivent un modèle GARCH.

Comme nous l'avons déjà mentionné, pour des dérivations plus complètes, voir Bollerslev et al. (1990).

Les conditions de Stationnarité d'un modèle GARCH (p,q) :

Gouriéroux (1990) l'a décrit :

" Un processus ε satisfaisant un modèle GARCH (p,q) avec des coefficients positifs $c \geq 0$, $\alpha_i \geq 0$ pour $i=1, \dots, q$, $\beta_j \geq 0$ pour $j=1, \dots, p$. est asymptotiquement stationnaire au second ordre

$$si : \alpha(1) + \beta(1) = \sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1 ."$$

Cette condition de stationnarité servira de critère de sélection entre les différents modèles au lieu d'appliquer des tests emboîtés entre modèles.

Les résultats des différents modèles suivent, ainsi que les graphiques des intervalles de prévision.

⁴ Voir la partie descriptive, chap. 1 de ce rapport.

Tableau A-1 ; Résultats des ARCH ;

	AR(1)-ARCH(1)	AR(4)-ARCH(1)	AR(4)-ARCH(4)
μ	0.0061828 (0.00139)	0.0017481 (0.00105)	0.00082 (0.0016)*
ϕ_1	0.7928254 (0.02135)	0.6701327 (0.05611)	0.65580 (0.0800)
ϕ_2		-.0399184 (0.05747)*	-.07720 (0.1131)*
ϕ_3		0.1453156 (0.04075)	0.10680 (0.0985)*
ϕ_4		0.1656266 (0.02761)	0.25920 (0.0674)
c	0.0001434 (0.00001)	0.0000731 (0.00001)	0.00003 (0.0001)*
a_1	0.8754413 (0.21731)	1.1306394 (0.19694)	0.62220 (0.1805)
a_2			0.19490 (0.0948)
a_3			0.13340 (0.1278)*
a_4			0.20440 (0.1025)
LM	19.641	28.593	59.064

* : Non-significatif ; Les écarts-types sont entre parenthèses.

Le test LM est distribué suivant une χ_q^2 où q est égal au nombre de coefficients dans le ARCH(q).

À partir des résultats, on rejette H_0^5 dans les trois modèles.

⁵ H_0 est défini après les tableaux des résultats.

Tableau A-2 ; Résultats des GARCH :

	AR(1)-GARCH(1,1)	AR(4)-GARCH(1,1)	AR(4)-GARCH(4,4)
μ	0.00349 (0.0011)	1.5E-3 (0.1E-3)*	0.00054 (0.0010)*
ϕ_1	0.83012 (0.0371)	0.6566 (0.1000)	0.55524 (0.0811)
ϕ_2		-.0230 (0.1210)	0.00741 (0.0968)*
ϕ_3		0.1413 (0.0839)	0.06132 (0.0898)*
ϕ_4		0.1745 (0.0683)	0.31882 (0.0781)
c	0.00001 (0.4E-5)	0.2E-6 (0.7E-7)	0.00003 (0.0001)*
a_1	0.31792 (0.1061)	0.8285 (0.2764)	0.34779 (0.1149)
a_2			0.56601 (0.1908)
a_3			0.24858 (0.2086)*
a_4			0.08145 (0.1872)*
β_1	0.71959 (0.0849)	0.3607 (0.1516)	-.54928 (0.1804)
β_2			-.04273 (0.3383)*
β_3			0.04031 (0.1266)*
β_4			0.48623 (0.2163)
LM	19.932	29.665	66.073

* : Non-significatif ; Les écarts-types sont entre parenthèses.

Tableau A-3 ; Résultats du ARCH-M et du IARCH-M ;

	AR(1)-ARCH-M	AR(1)-IARCH-M
μ	0.0080162 (0.001795)	-.2348202 (0.205311)
ϕ_1	0.8619966 (0.030946)	1.0168505 (0.022104)
δ	-.2774185 (0.109125)	6.8578887 (5.912193)
c	0.0001322 (0.000172)	0.0012063 (0.000041)
a_1	0.8394792 (0.229856)	0.0029242 (0.001419)
LM	19.641	19.641

Les écarts-types sont entre parenthèses.

Le test LM est distribué suivant une χ_q^2 où q est égal au nombre de coefficients dans le ARCH(q).

Sous $\alpha = 5\%$

Pour $q=1$, $H_0 : a_1 = 0$, $\chi_1^2 = 3.84$

Pour $q=4$, $H_0 : a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0$, $\chi_4^2 = 9.49$

Sous $\alpha = 1\%$

Pour $q=1$, $H_0 : a_1 = 0$, $\chi_1^2 = 6.63$

Pour $q=4$, $H_0 : a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = 0$, $\chi_4^2 = 13.28$

L'utilisation de la méthode du maximum de vraisemblance est certainement plus efficace puisque nos estimations α_1 sont proches de 1 dans les modèles ARCH, GARCH et ARCH-M estimés comme le suggère Engle (1982)⁶.

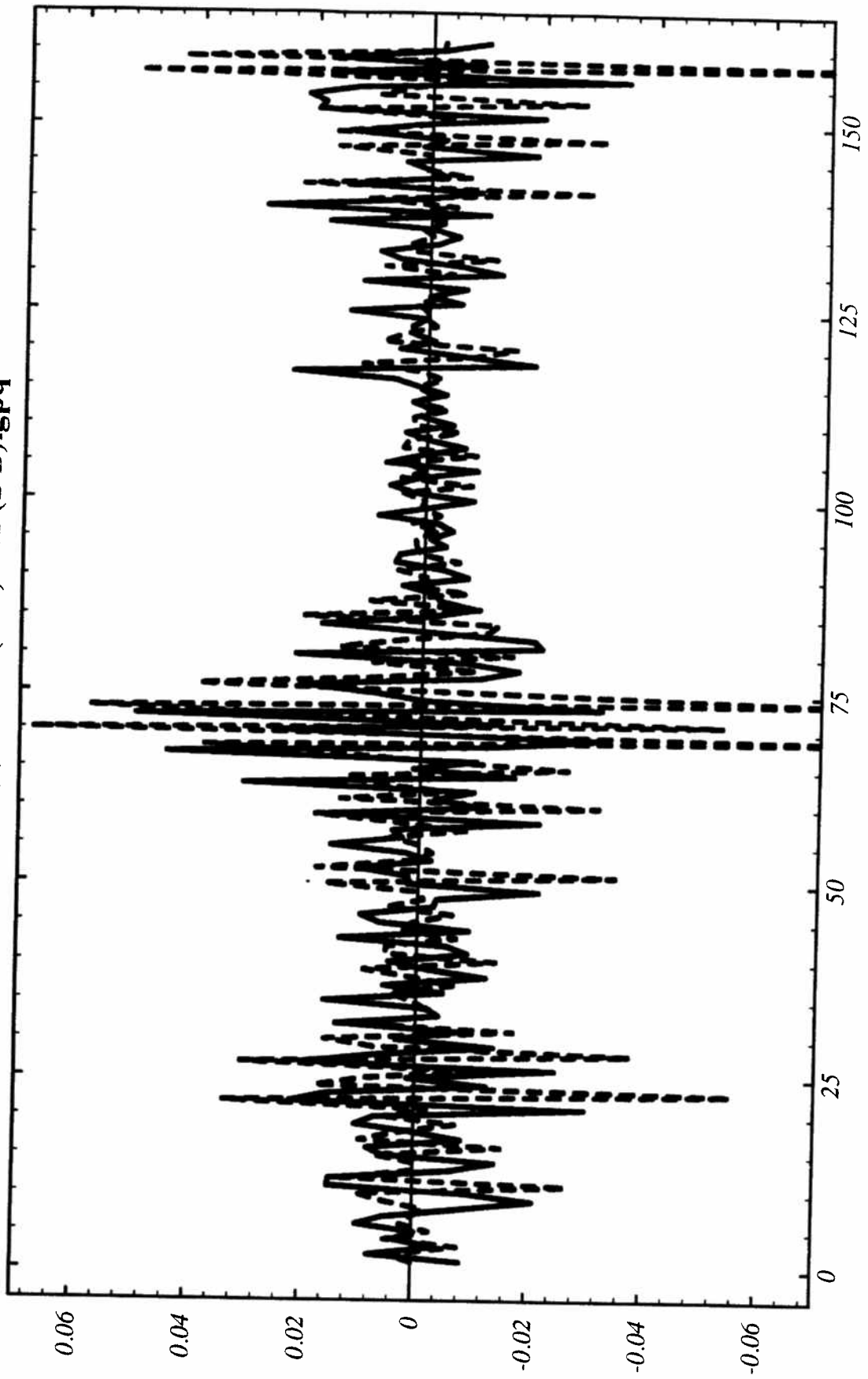
D'après les résultats, on rejette H_0 dans tous les modèles estimés. Basée sur le critère des tests individuels des coefficients, le modèle AR(4)-ARCH(4) est le plus faible. Le modèle AR(1)-ARCH-M est très significatif et suggère que la moyenne de la série dépend de sa variance conditionnelle, ce qui intuitivement correspond à la réalité des ruptures dans la série IGPD. Ce qui nous a incité à estimer le modèle IARCH-M car le coefficient de la partie ARCH est proche de 1 (égale à 0.8).

Les conditions de stationnarité au second ordre des modèles AR(1)-GARCH(1,1) et AR(4)-GARCH(1,1) ne sont pas satisfaites, le seul modèle GARCH stationnaire est celui AR(4)-GARCH(4,4) malgré le grand nombre des coefficients non-significatifs.

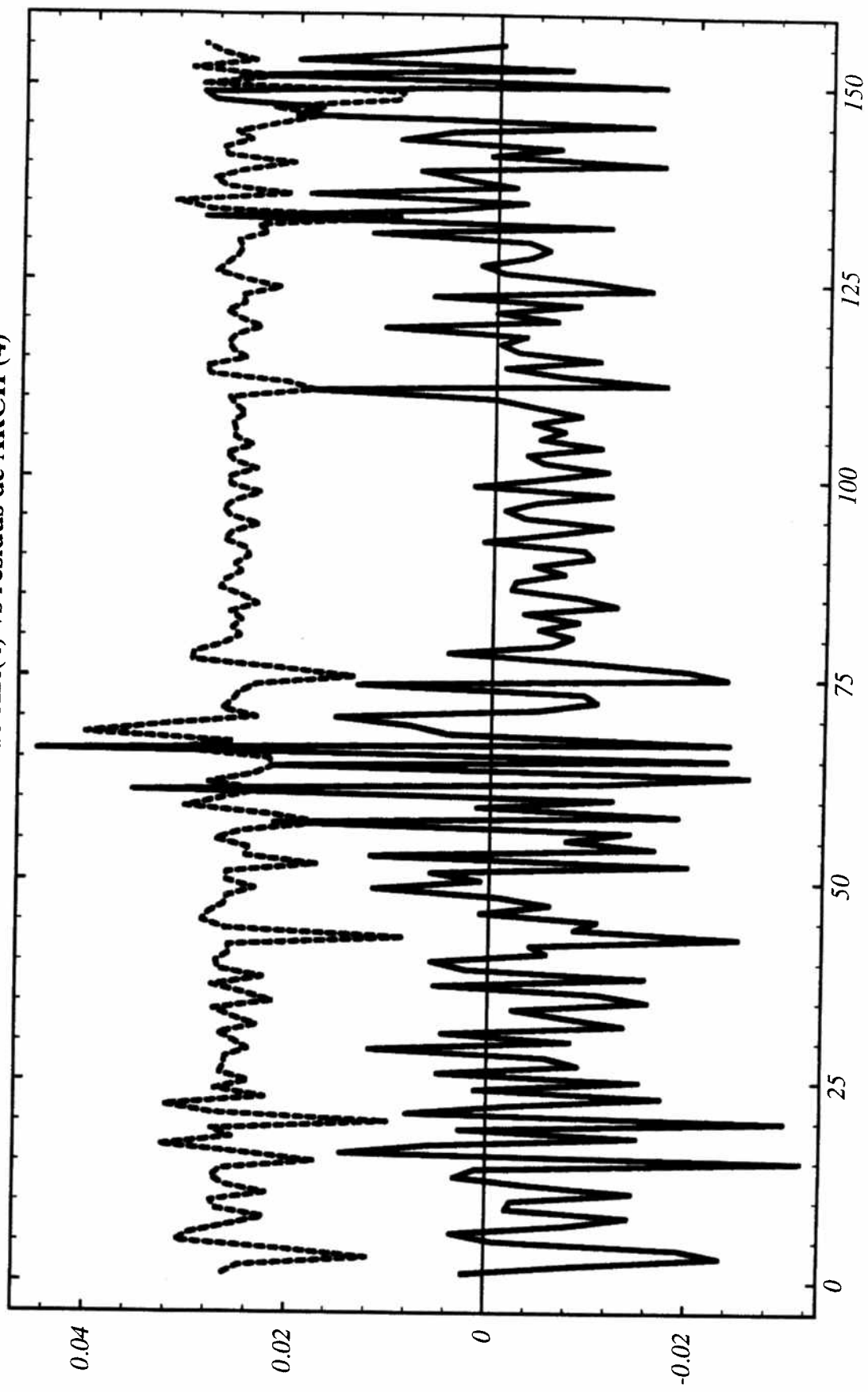
⁶ page 999.

Les graphiques des résidus des modèles AR et des résidus des modèles ARCH sont présentés en annexe. À partir de ce graphiques, on peut visualiser la ressemblance entre ceux du AR(1) et du ARCH(1), ce qui nous conduit à dire que le AR(1)-ARCH(1) explique bien le comportement de la série brute. De même pour les modèles ARCH , le seul qui est asymptotiquement stationnaire au second ordre est le AR(1)-ARCH(1). Ce qui nous amène à la conclusion que la série IGPD est mieux modélisée par un AR(1)-ARCH(1), par un AR(1)-ARCH-M ou par un AR(1)-IARCH-M.

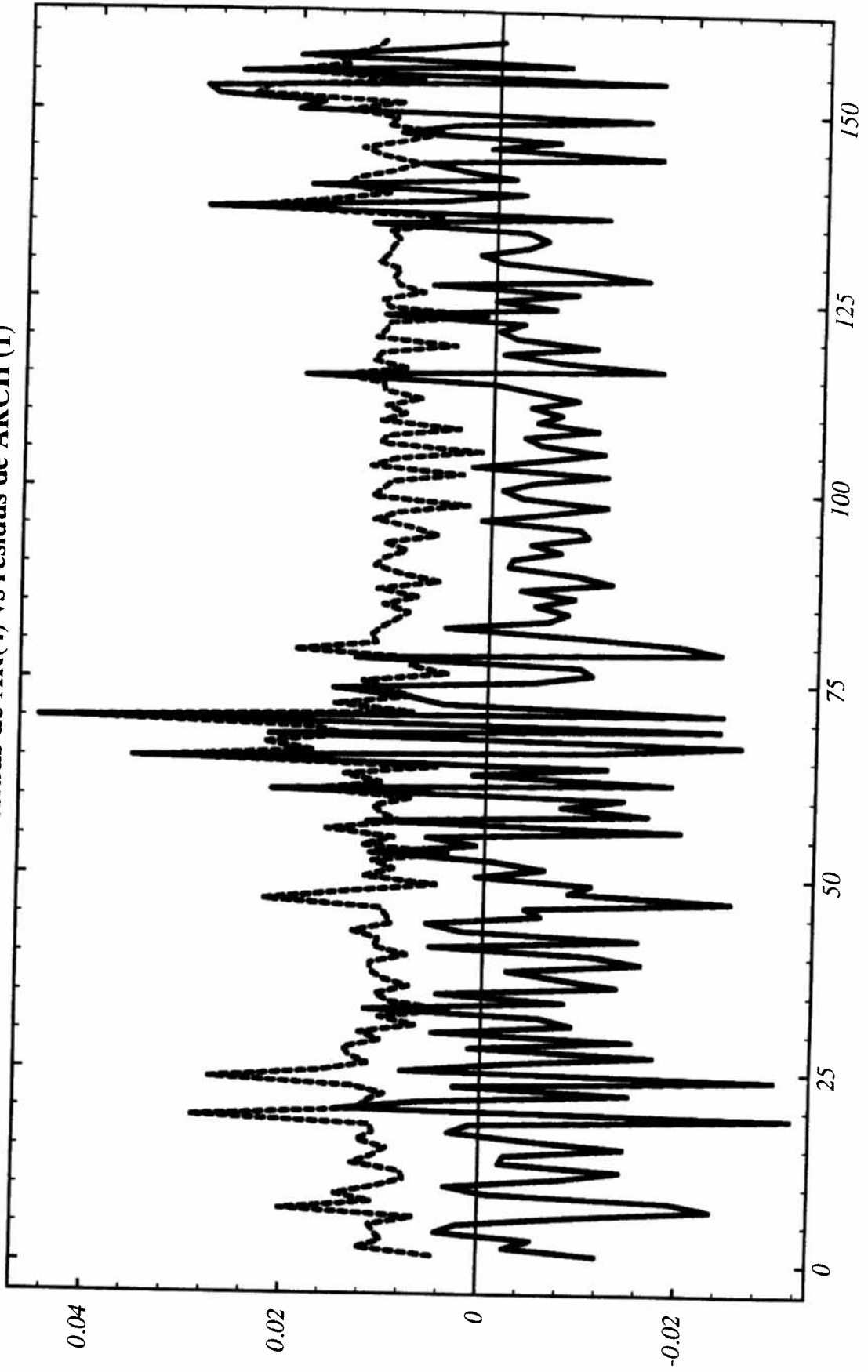
IARCH(1) - M // (1-B)h vs (1-B)igppq



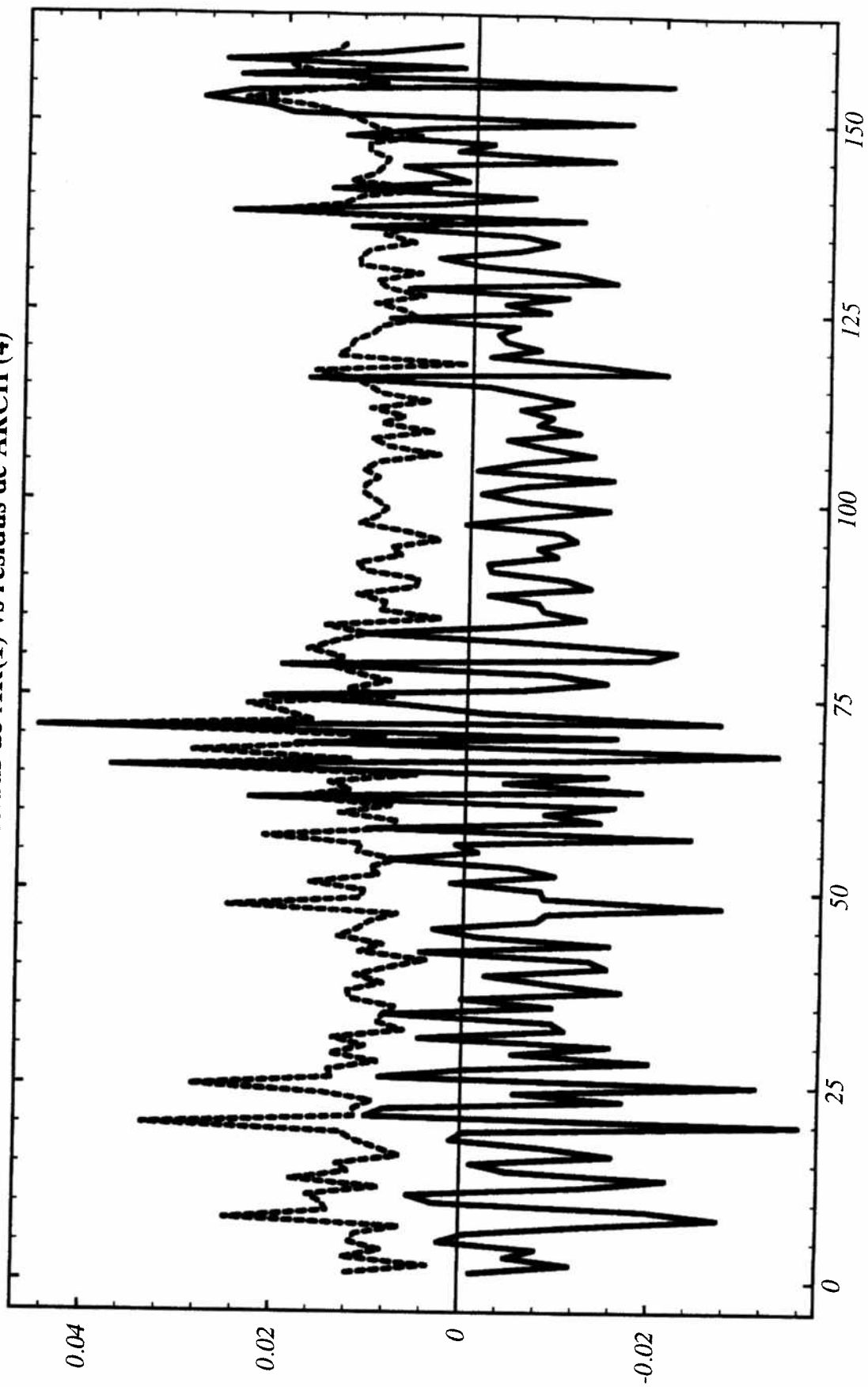
46:3 85:1 residus de AR(4) vs residus de ARCH (4)



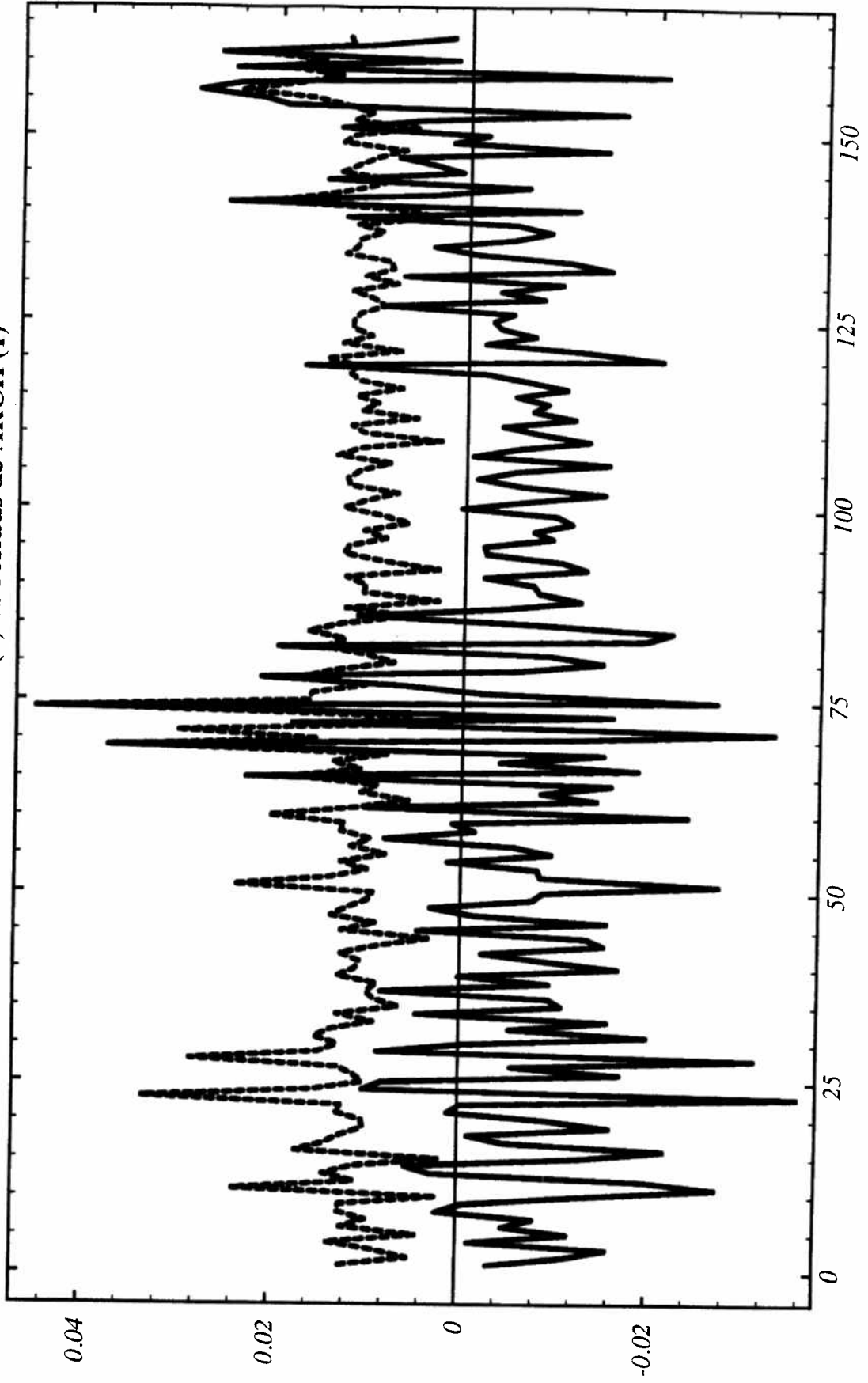
45:3 85:1 residus de AR(4) vs residus de ARCH (1)



44:1 85:1 residus de AR(1) vs residus de ARCH (4)



44:3 85:1 residus de AR(1) vs residus de ARCH (1)



VI. Conclusion :

En se basant sur le critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne pour les prévisions à l'intérieur de l'échantillon ;

Tableau C-1 :

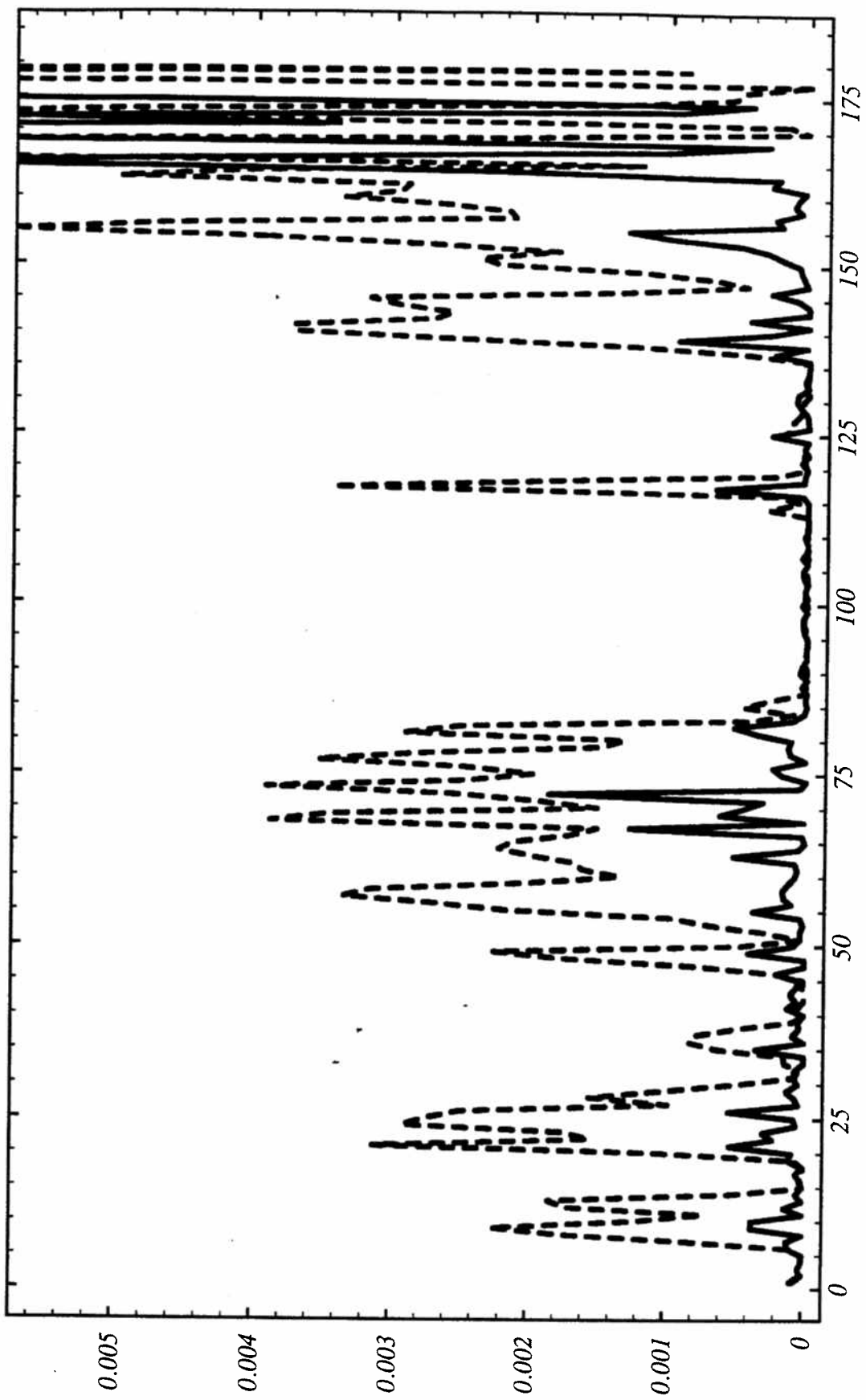
Modèles	EQM
AR(4)	0.00194
Markov 2 états avec autocorrélation	0.00869
Markov 3 états avec autocorrélation	0.00196
AR(1)-IARCH-M	2.39

EQM : Erreur quadratique moyenne.

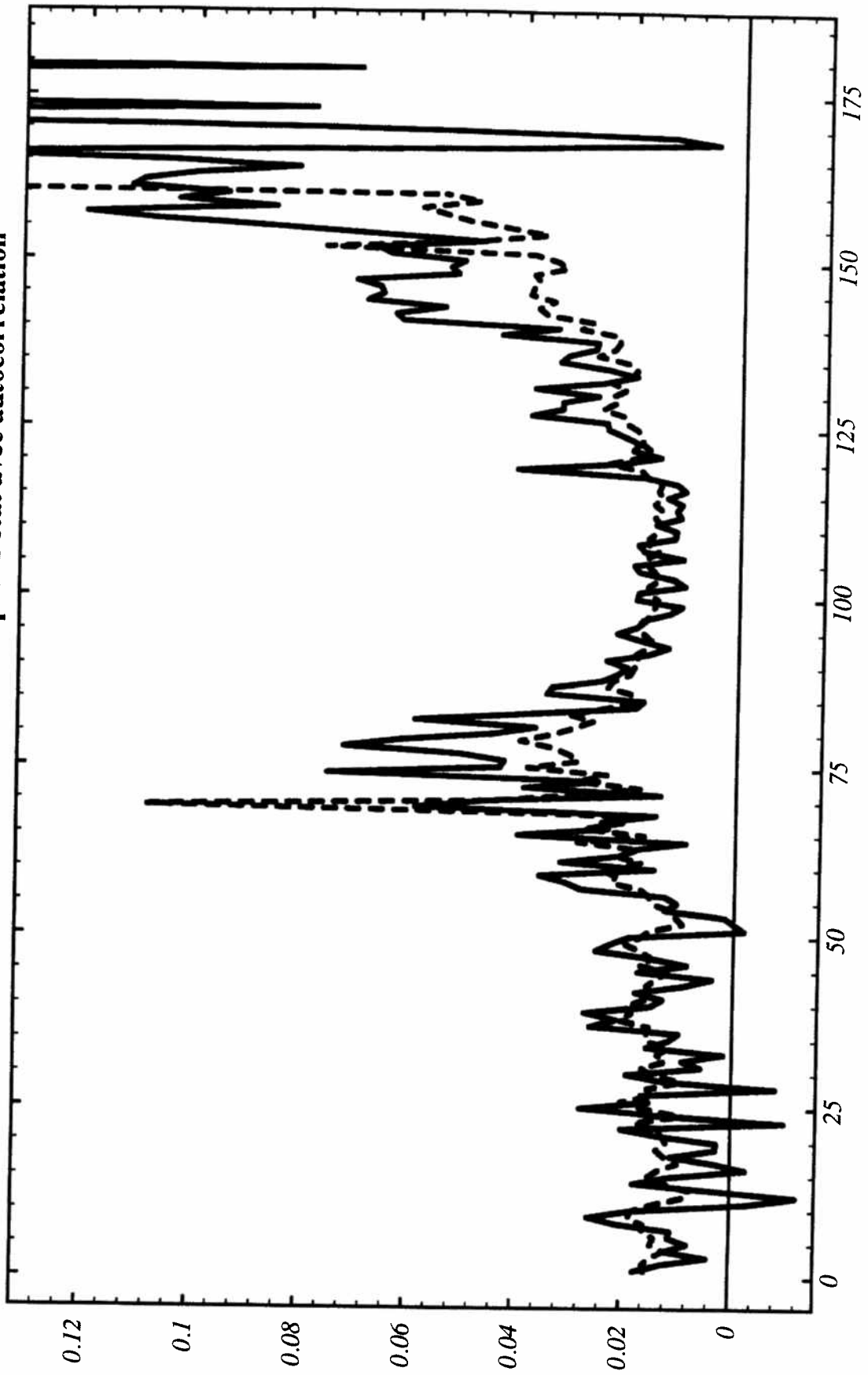
Si on considère la série DIGPQ pour l'estimation du AR(1)-IARCH-M et Markov 3 états avec autocorrélation , on remarque que l'erreur quadratique moyen devient 0.00226 et 0.0001 respectivement.

À partir des résultats, le modèle à changements de régime markoviens 3 états avec autocorrélation est le meilleur dans la classe des modèles non-linéaires étudiées dans ce rapport.

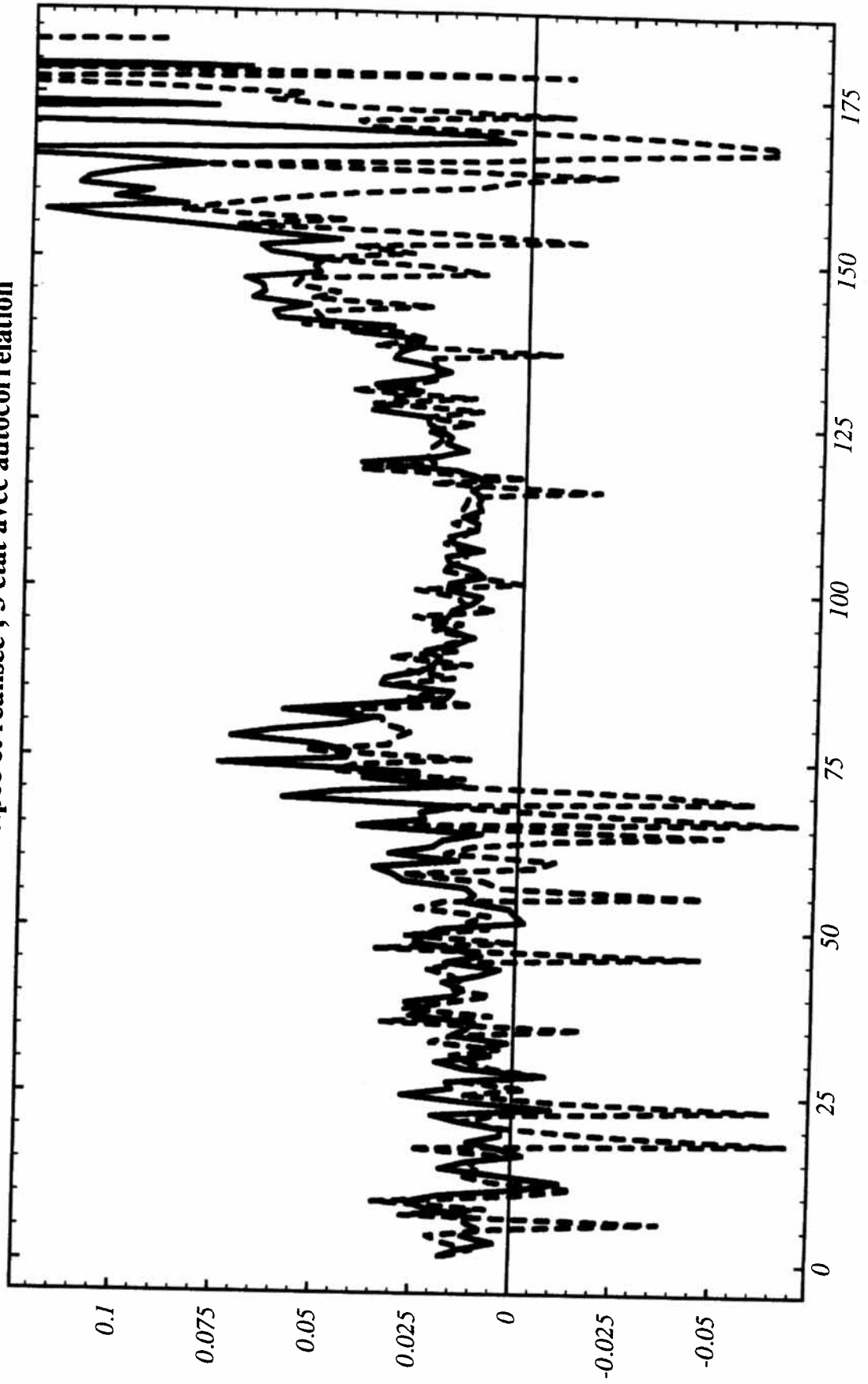
Erreur au carre du AR(4) vs Erreur au carre du Markov 3



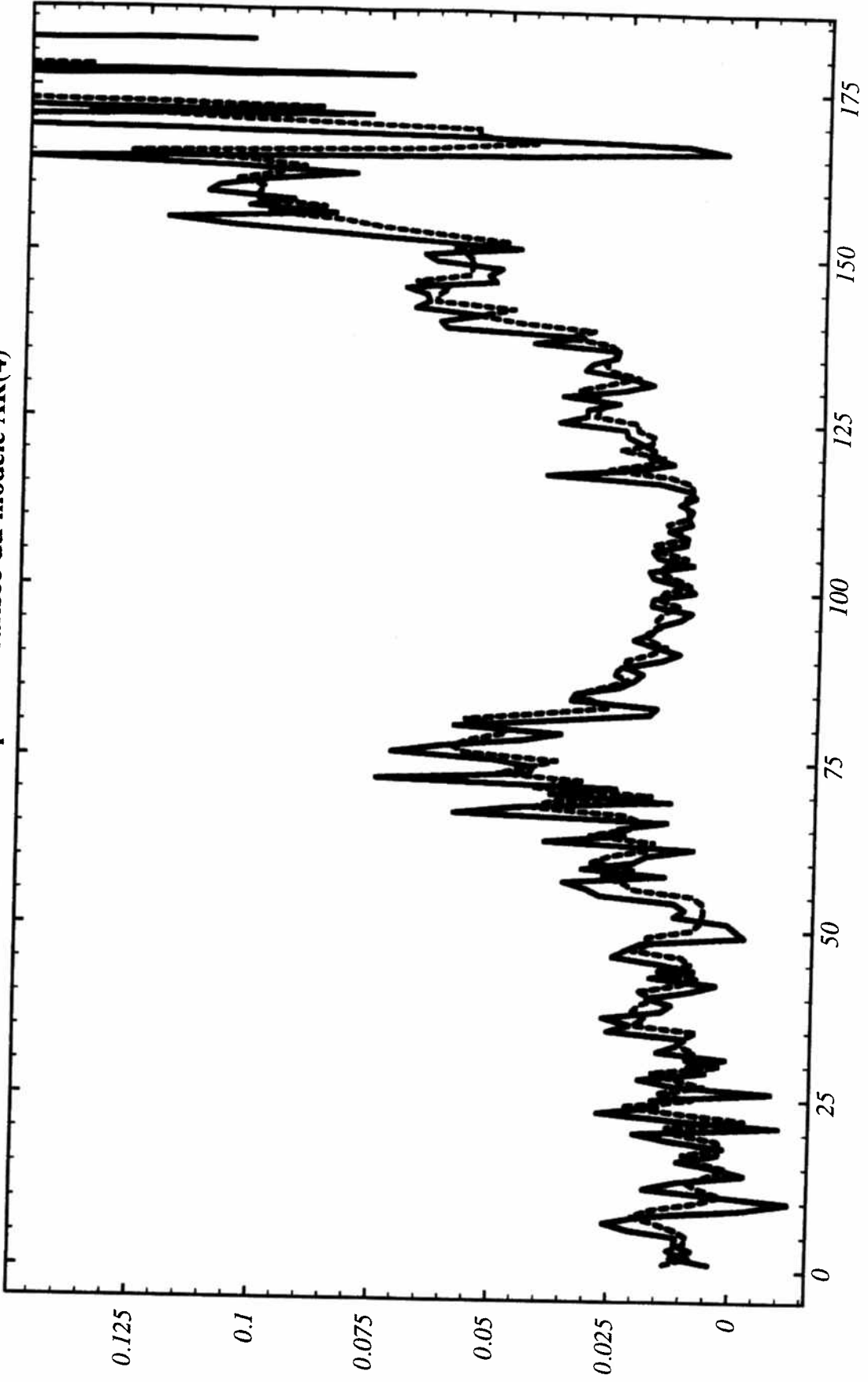
Taux d'inflation réalisée et anticipée 2 état avec autocorrelation



Inflation anticipée et réalisée ; 3 état avec autocorrélation



Inflation anticipée et réalisée du modèle AR(4)

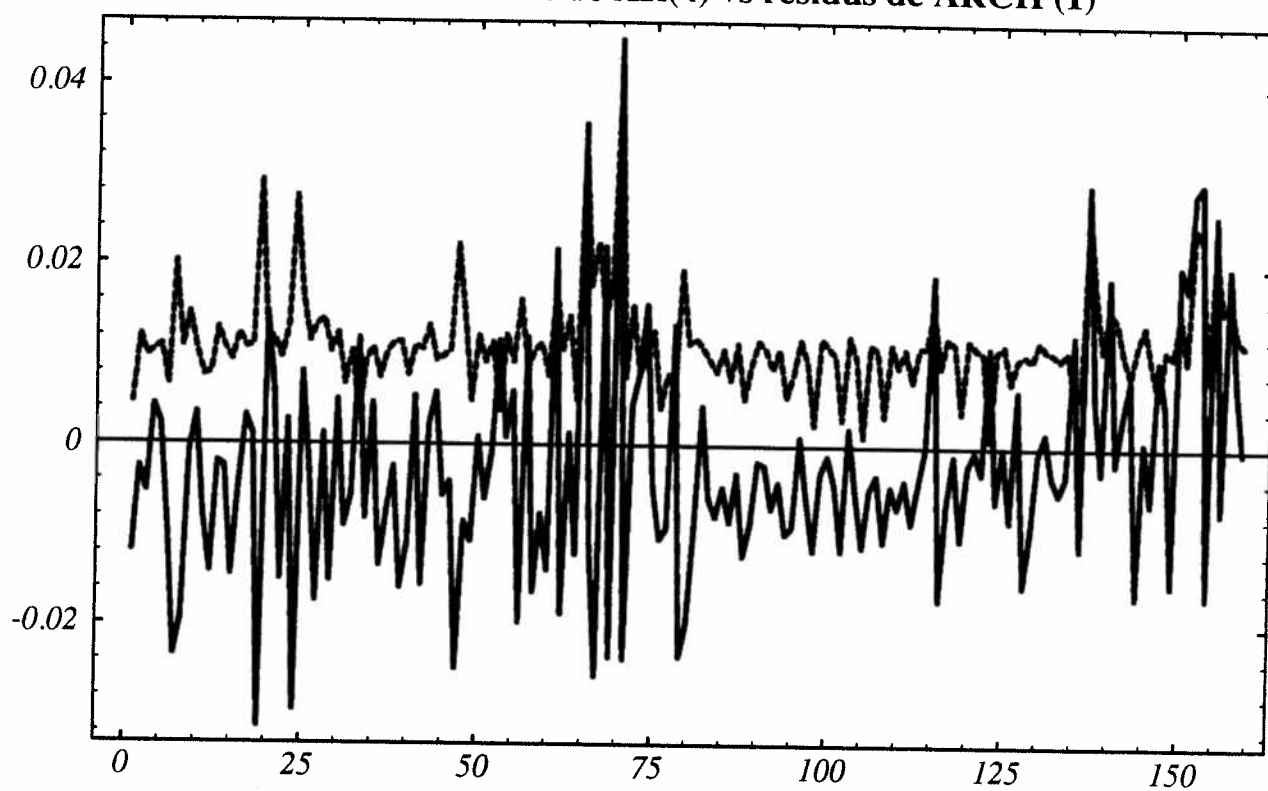


-
- Arida, P. et Lara-Resende, A. (1985) " *Inertial Inflation and monetary reform in Brazil* " Cambridge, Mass: MIT Press, pp. 27-45.
- Amemiya T. (1985) " *Advanced Econometrics* " Harvard University Press (Chap. 11) Markov Chain and Duration Models.
- Bera, A. and Higgins, M. (1991) " *A review of ARCH Models : Motivation, Theory and Applications* " Journal of Economic Surveys, forthcoming.
- Bollerslev, T. (1986) " *Generalized Autoregressive Conditionnal Heteroskedasticity* " Journal of Econometrics, 31, 307-27.
- Bollerslev, T. Chou, R. Jayaraman, N. et Kroner, K. (1990) " *ARCH Modeling in Finance : a Selective Review of the Theory and Empirical Evidence, with Suggestions for Future Research* " mimeo, University of NorthWestern.
- Box, G.E.P et Jenkins, J.G. (1970) " *Time series analysis : Forecasting and control* " San Francisco : Holden Day (revised edition 1976).
- Campbell, John Y. and Perron, Pierre (1991) " *Pitfalls and opportunities : what macroeconomics should know about unit roots* " Centre de recherche et développement en économie (CRDE), cahier 2591.
- Dickey, D. and W. Fuller (1981) " *Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root* " Econometrica, 49, 1057-72.
- Engle R.F. (1982) " *AutoRegressive Conditionnal Heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom Inflation* ". Econometrica, 50, 987-1001.
- Engle, R.F., D.F. Hendry and D. Trumble (1985) " *Small-sample properties of ARCH estimators and Tests* " Canadian Journal of Economics, 18, 66-93.
- Fuller, W. (1976) " *Introduction to Statistical Time Series* " New-York; John Wiley.
- Garcia, R. (1989) " *Modeling The Real Interest Rate under Regime Shifts* ", mimeo, Princeton University.
- (1992) " *Asymptotic null distribution of the Likelihood Ratio Test in Markov switching models* " Centre de recherche et développement en économie (CRDE).
- Garcia, R. and Perron, P. (1991) " *An analysis of the Real Interest rate under Regime Shifts* " Centre de recherche et développement en économie (CRDE), cahier 2391.

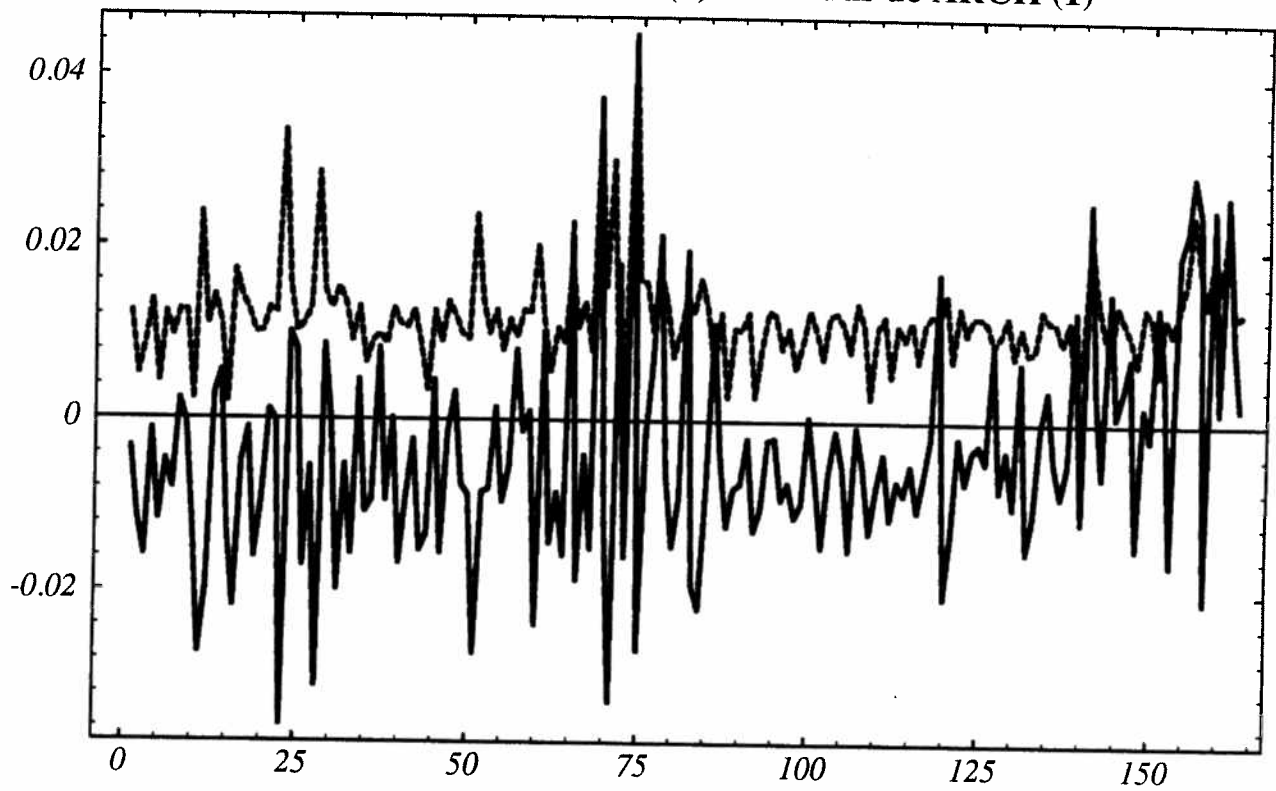
- Ghysels E. et Perron P. (1990) "*The effect of seasonal adjustment filters on tests for a unit root*" CRDE , cahier 3990.
- Goldfeld, Stephen M. et Quandt, Richard E. (1973) "*A Markov model for switching regressions*" *Journal of Econometrics* 1 , pp 3-16.
- Gouriéroux C. (1990) "*Modèles ARCH ; Applications Financières et Monétaires*" mimeo, Crest et Cepremap.
- Gouriéroux, C. et Monfort, A. (1990) "*Séries Temporelles et modèles Dynamiques*", chap. V Quelque résultats sur les processus univariés.
- Granger, C.W.J. and P. Newbold (1974) "*Spurious regressions in Econometrics*" *Journal of Econometrics*, 2, 111-20.
- Hall, A.D. et McAleer, M. (1989) "*A Monte Carlo Study of some Tests of Model Adequacy in Time Series Analysis*" *Journal of Business and Economic Statistics*, 24, 215-22.
- Hamilton, James D. (1985) "*Analysis of time series subject to changes in regime*" mimeo, University of Virginia.
- _____ (1990) "*Specification testing in Markov-Switching time series models*" mimeo, University of Virginia.
- _____ (1991) "*State-Space Models*" *Handbook of Econometrics*, vol 4, edited by Robert Engle and Daniel MacFadden.
- Handa, J. and B.K. Ma (1989) "*Four Tests for the random walk hypothesis : Power versus Robustness*" *Economics letters*, 29, 141-5.
- Hendry, D.F. (1980) "*Econometrics - Alchemy or Science ?*" *Economica*, 47, 387-406.
- Howard M. Taylor and Samuel Karlin (1984) "*An introduction to Stochastic Modeling*" Academic Press, (chap. 3) Markov Chains : Introduction.
- Kennedy, Peter (1992) "*A Guide to Econometrics*" The MIT Press : Cambridge, Massachusetts. 3rd Edition.
- Lopes, F.L. (1976) "*Inflação, Correção Monetária, e Controles de Preços*" *Revista Brasileira de Economica*, 30, 4, Octobre-Décembre 76.

-
- (1984) " *Inertial inflation, hyperinflation, and disinflation: Notes and conjectures* " Revista da ANPEC (Novembre), 9.
- Mills, T.C. (1990) " *Time Series Techniques for Economists* " Cambridge : Cambridge University Press.
- Modiano. E.M. et Carneiro, D.D. (1984) " *The Magic of the New Cruzeiro and generation of New Inflation* " Discussion paper 78. Dept. of Economics, Catholic University, Rio de Janeiro.
- Modiano. E.M. (1985) " *On Argentine Shocks and the Brazilian Dilemma* " Discussion paper 112. Dept. of Economics, Catholic University, Rio de Janeiro.
- Modiano. E.M. (1988) " *The Cruzado First Attempt : The Brazilian Stabilization Program of February 1986* " Inflation Stabilization, Cambridge, Mass: MIT Press, chap 5.
- Perron, P. (1988) " *Trends and Random Walks in Macroeconomic Time series : Further evidence on a new approach* " Journal of Economic Dynamics and Control, 12, 297-332.
- Perron, P. (1989) " *The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis* " Econometrica, vol 57, no 6, p 1361.
- Perron, P. (1991) " *Racines unitaires en macroéconomie : le cas d'une variable* " Centre de recherche et développement en économie (CRDE), cahier 2491.
- Phillips, P. (1987) " *Time series regression with a Unit Root* " Econometrica, 55, 277-302.
- Phillips P. and Perron, P. (1988) " *Testing for a Unit Root in Time series Regresison* " Biometrika, 75, 335-46.
- Sims, C.A. (1988) " *Bayesian skepticism on unit root econometrics* " Discussion paper no 3. (May) Minneapolis : Institute for the Empirical Macroeconomics, Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- Weiss, A.A. (1985) " *On the Stability of a Heterosceddastic Process* " Journal of Time Series Analysis, 7, 4.
- Welch, John H. (1989) " *The Variability of Inflation in Brazil : 1974 - 1982* " Journal of economic Development, Vol 14, Number 1, June 1989.

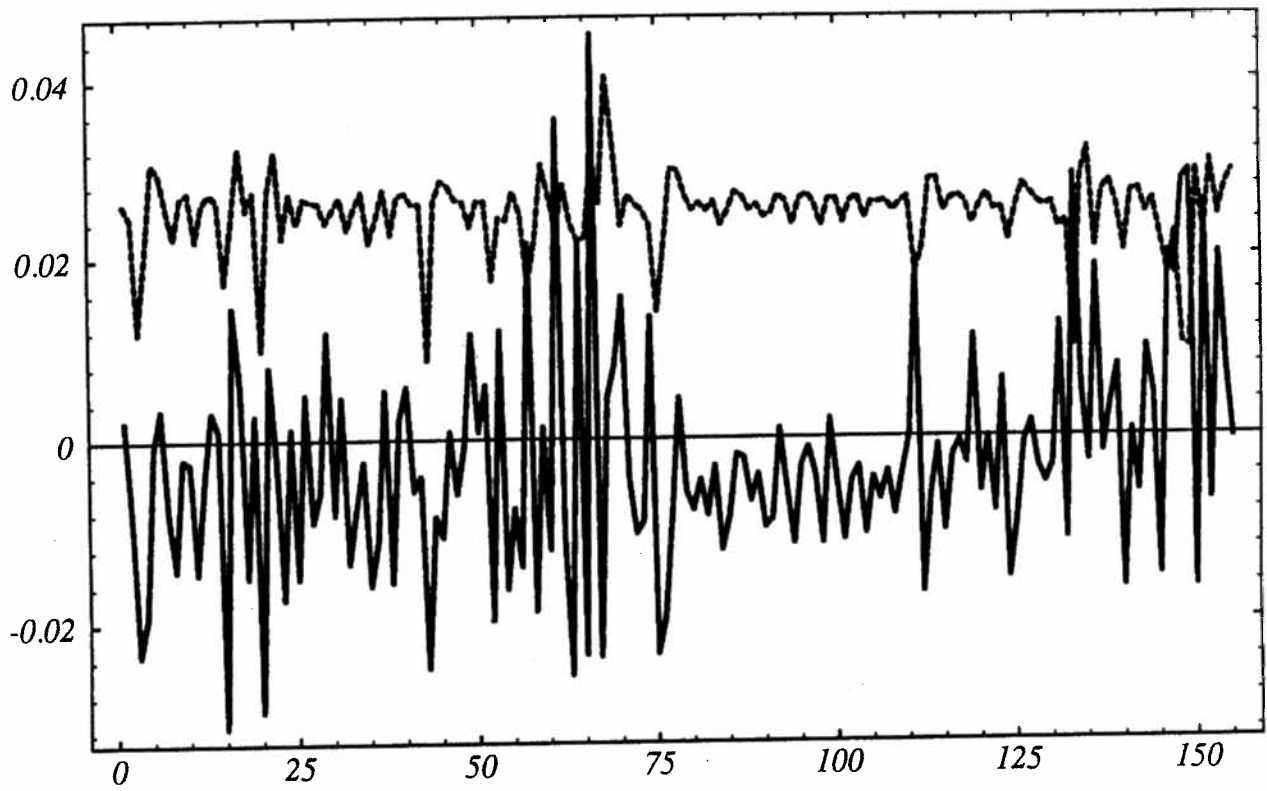
45:3 85:1 residus de AR(4) vs residus de ARCH (1)



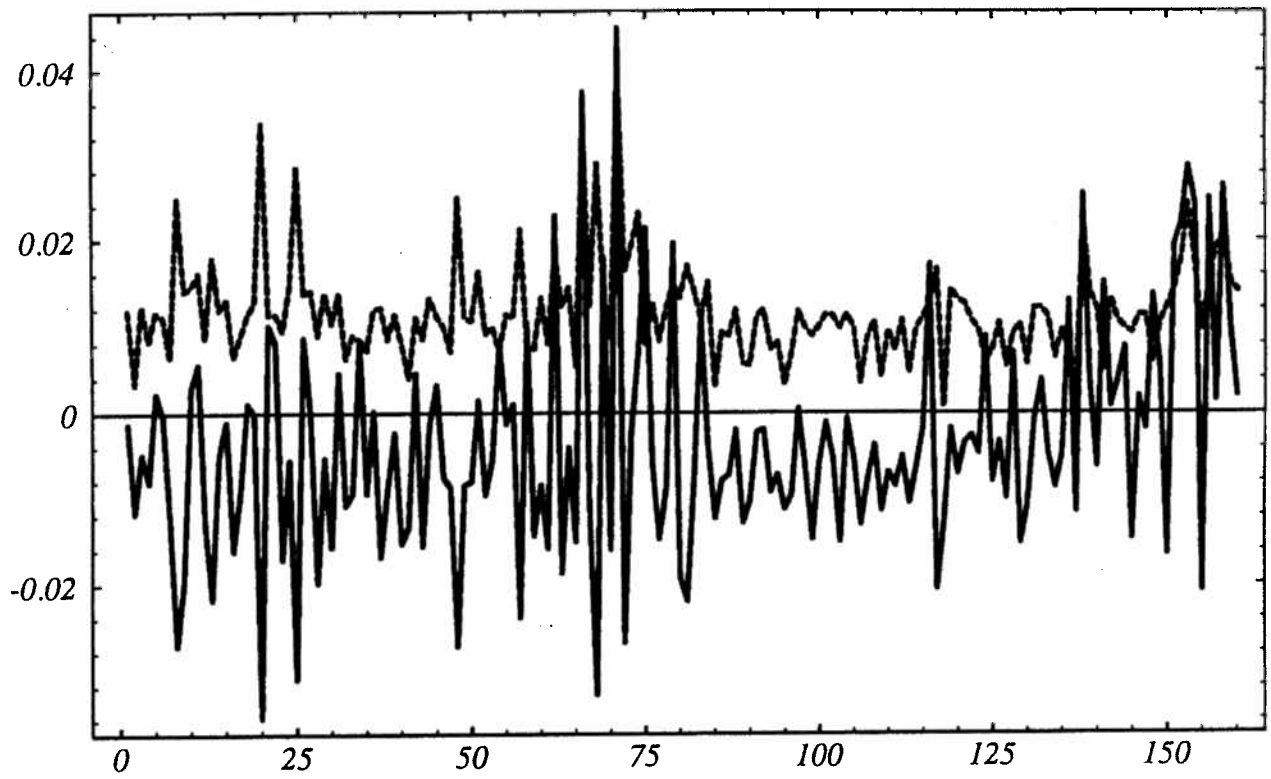
44:3 85:1 residus de AR(1) vs residus de ARCH (1)

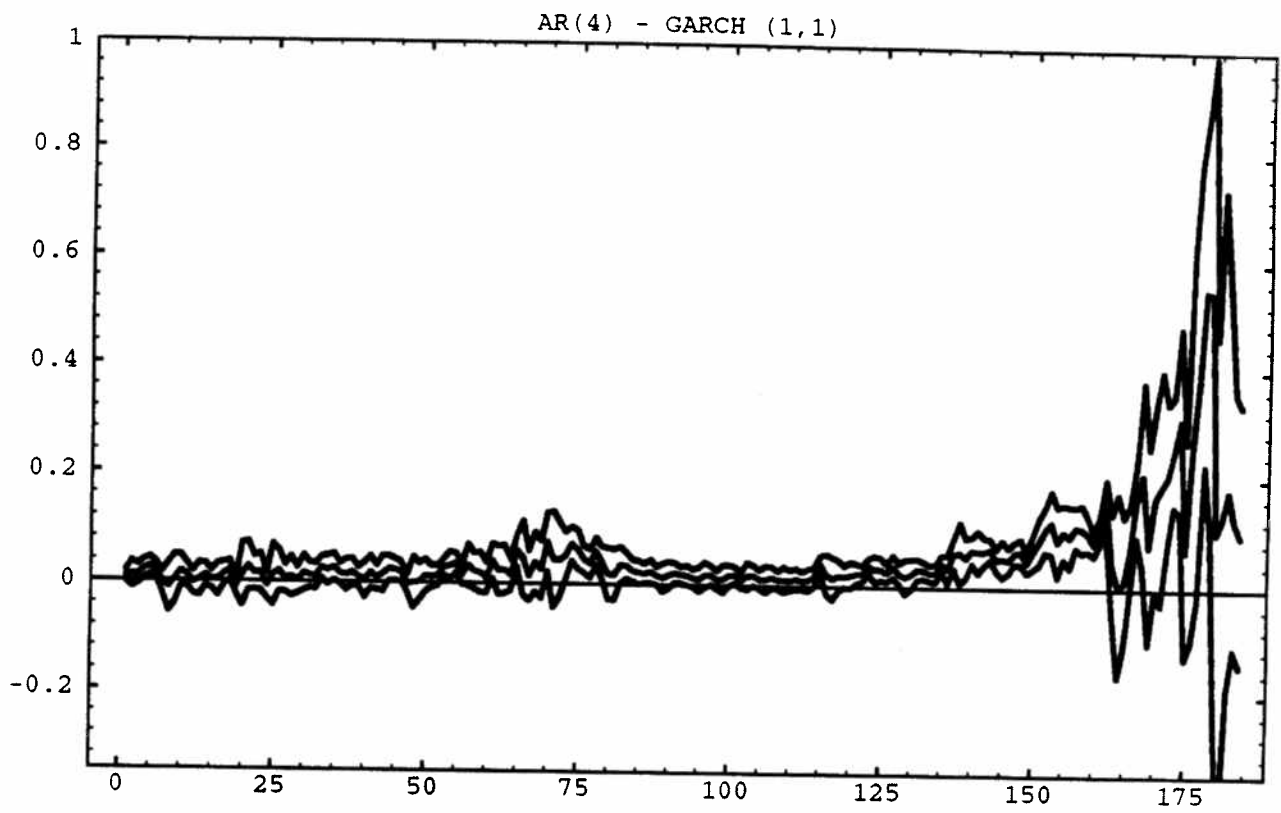


46:3 85:1 residus de AR(4) vs residus de ARCH (4)

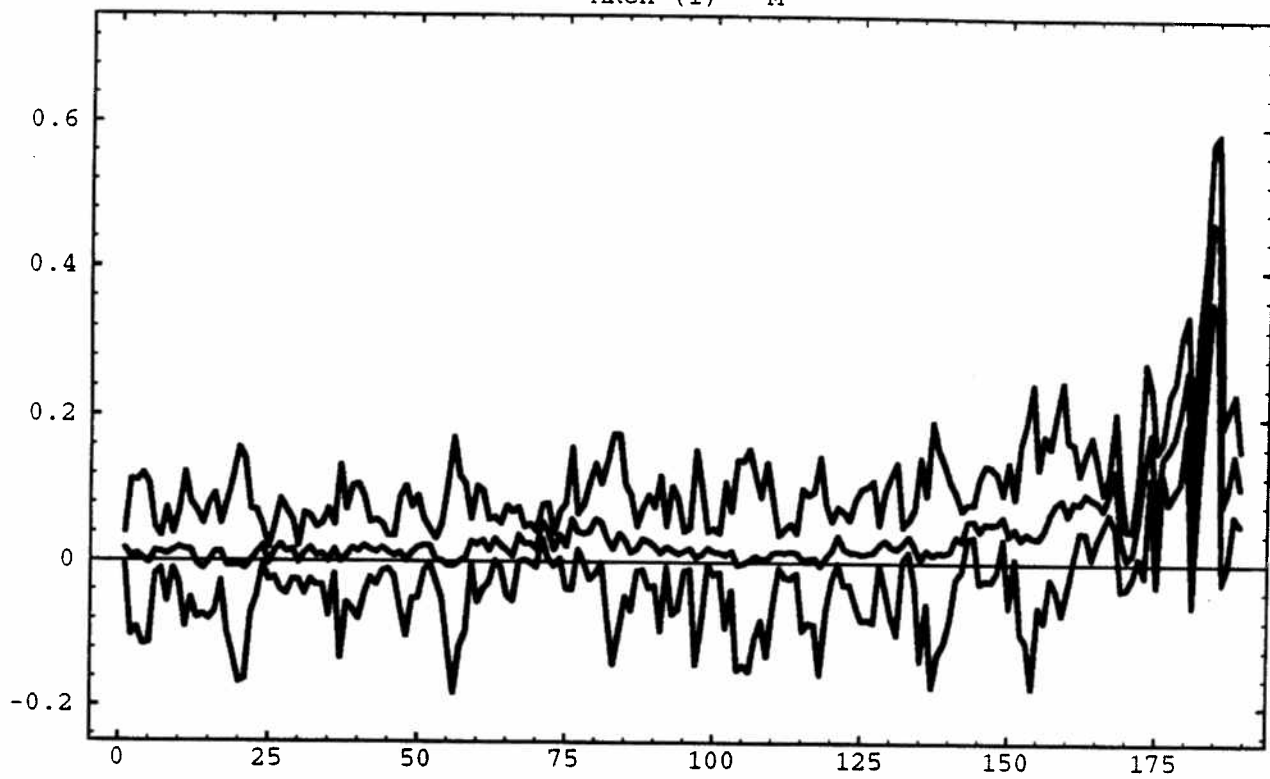


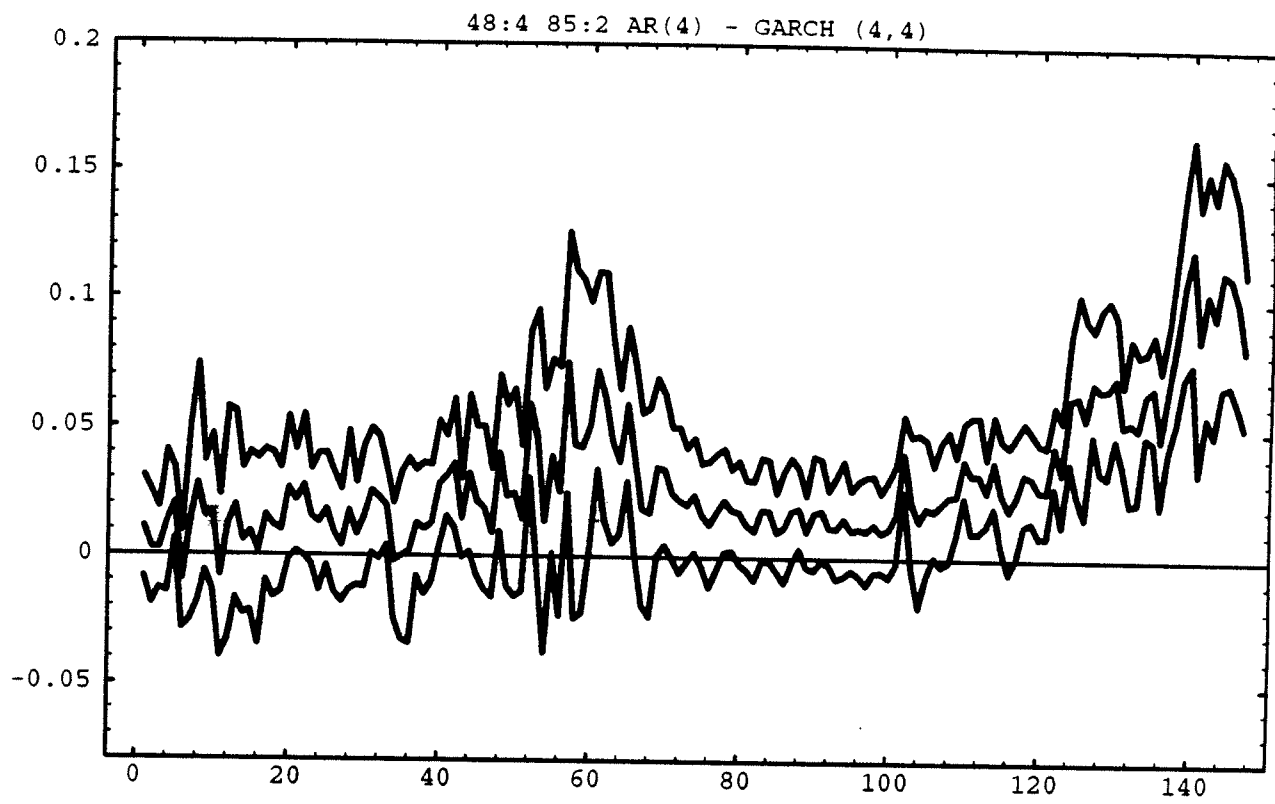
44:1 85:1 residus de AR(1) vs residus de ARCH (4)

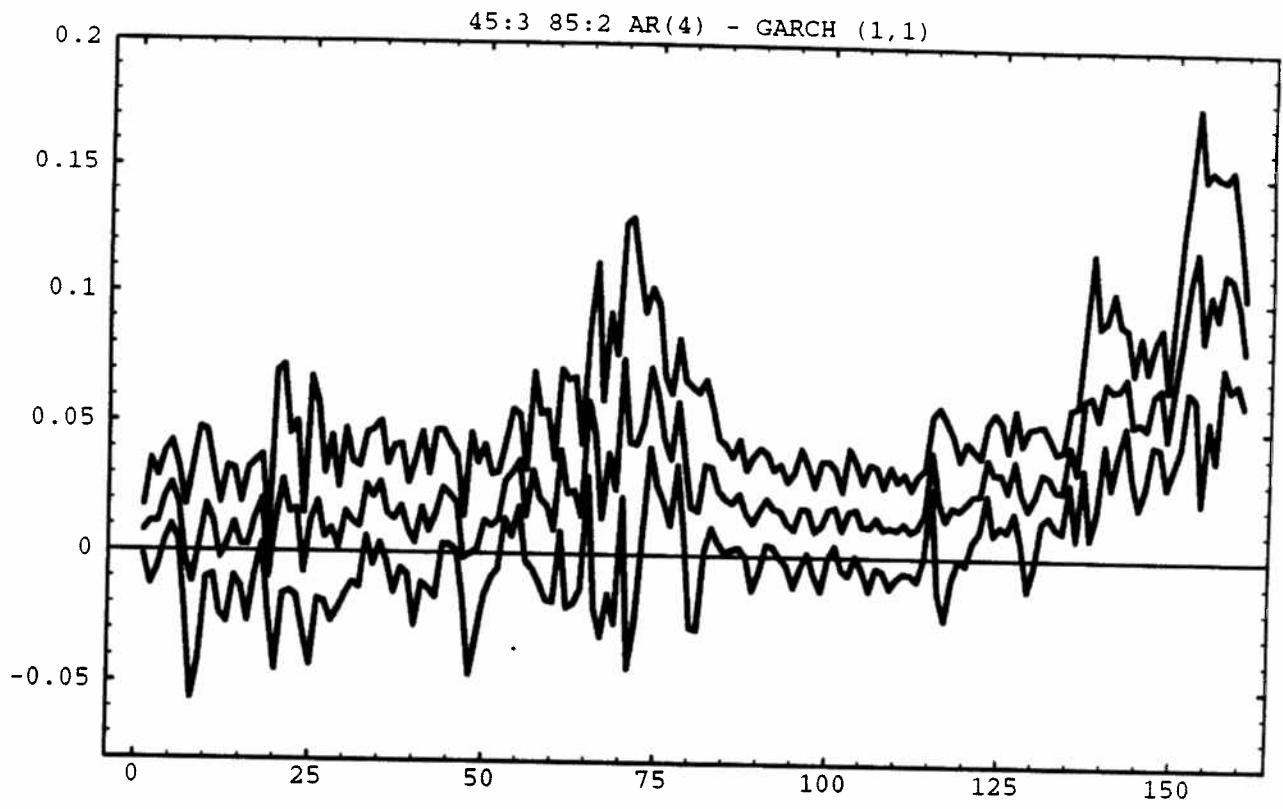




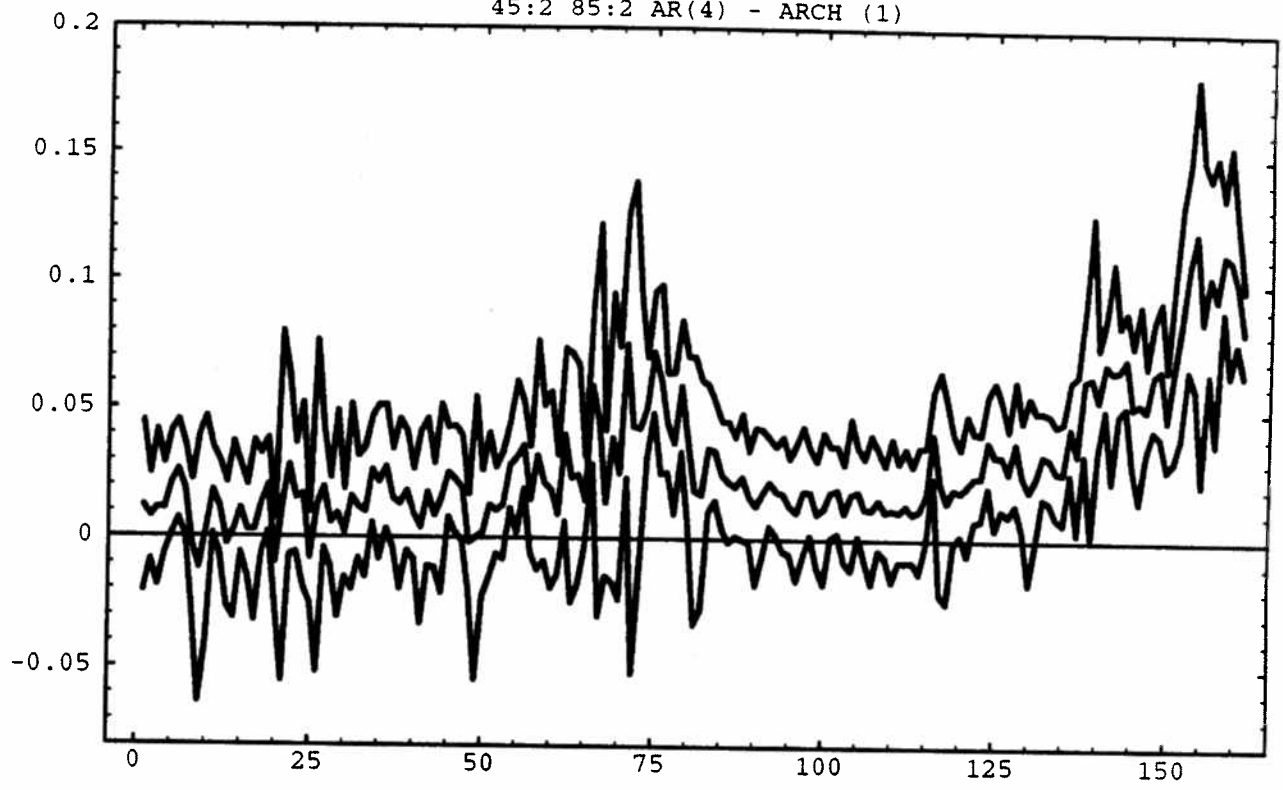
ARCH (1) - M

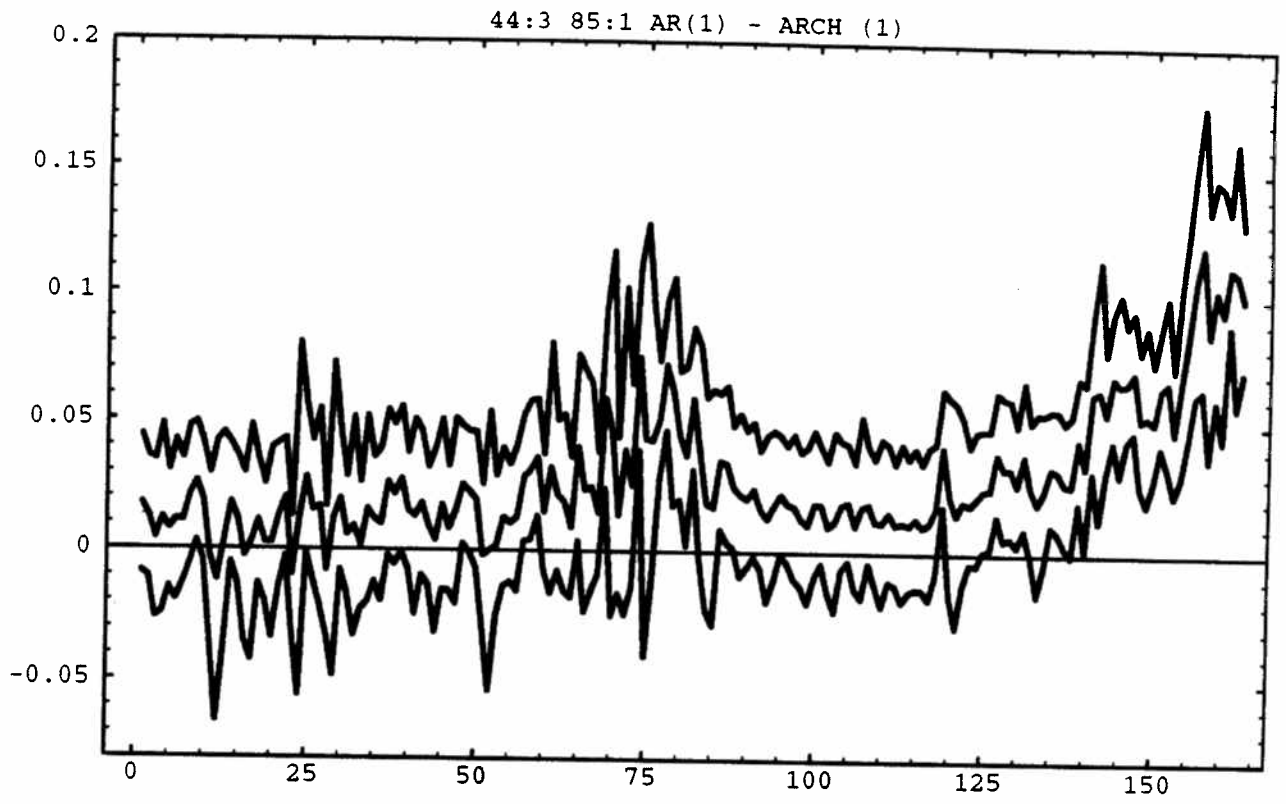




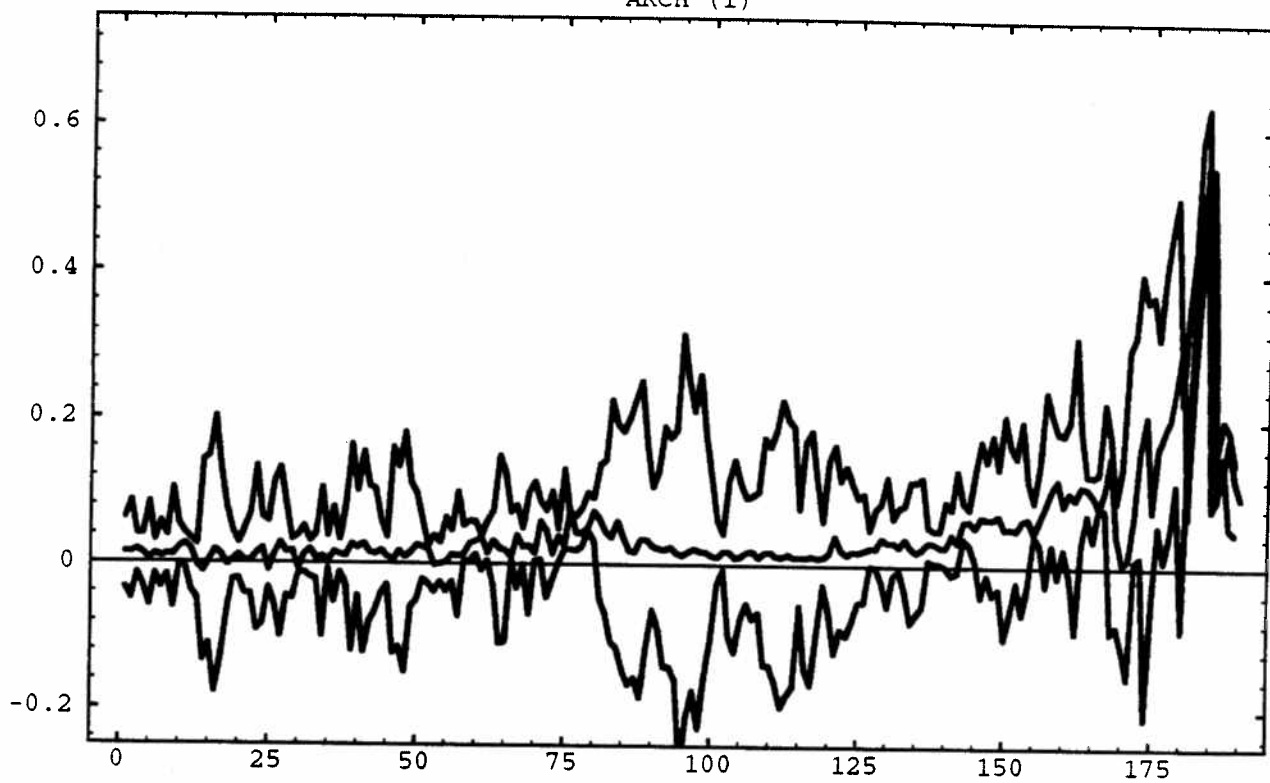


45:2 85:2 AR(4) - ARCH (1)

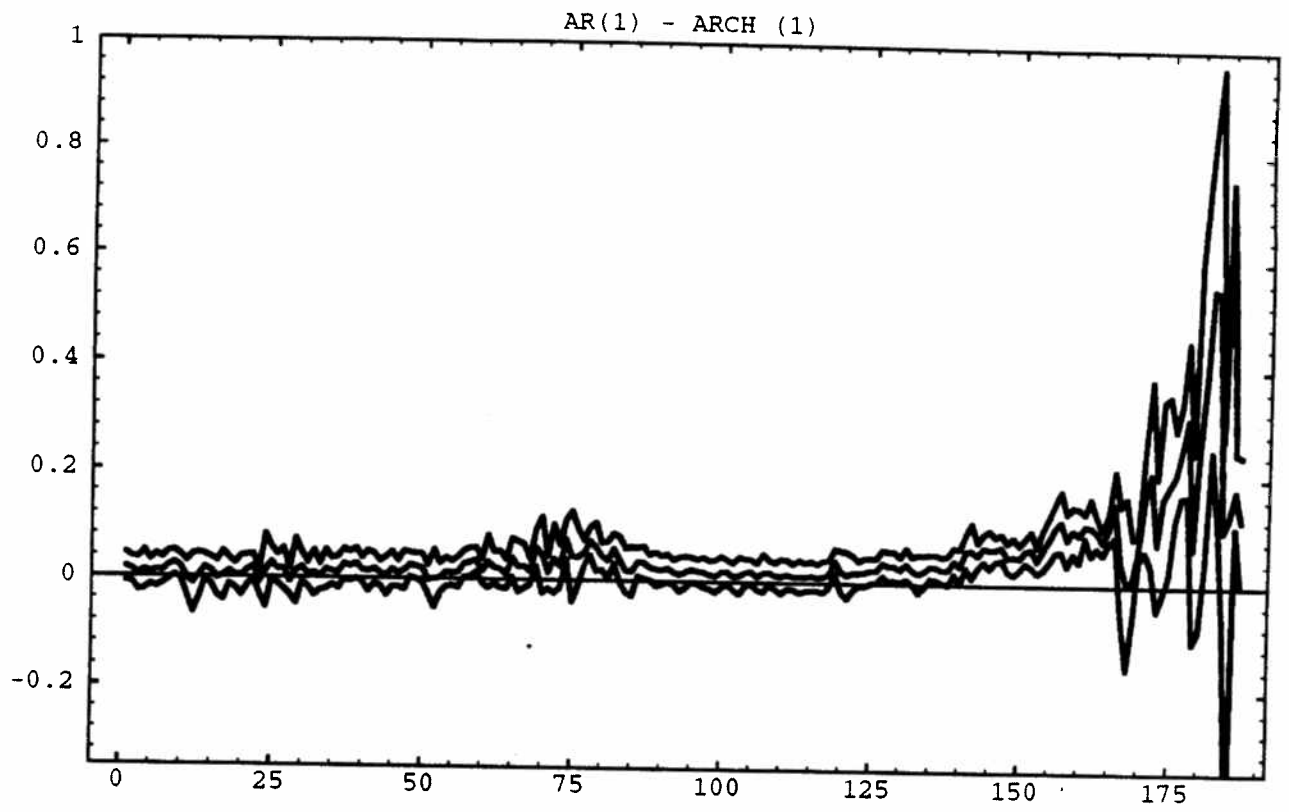


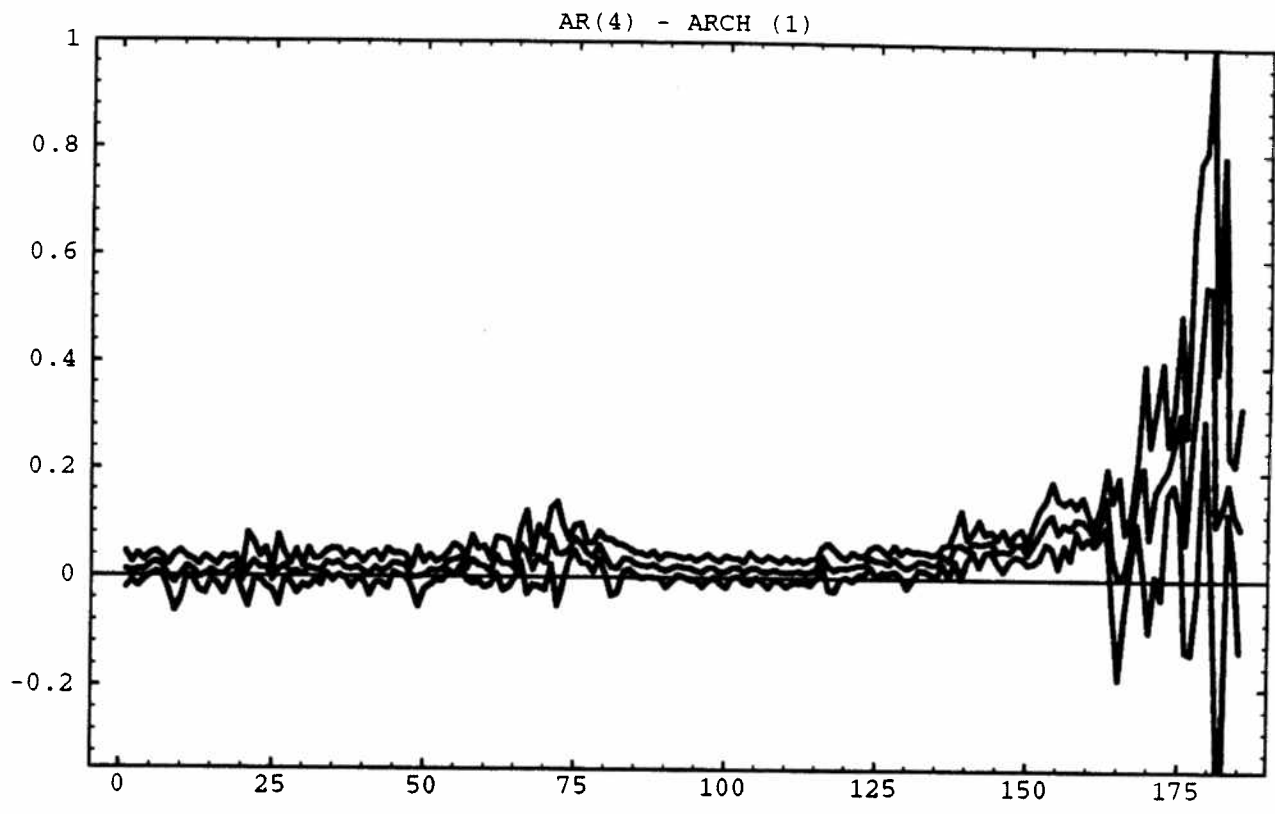


ARCH (1)

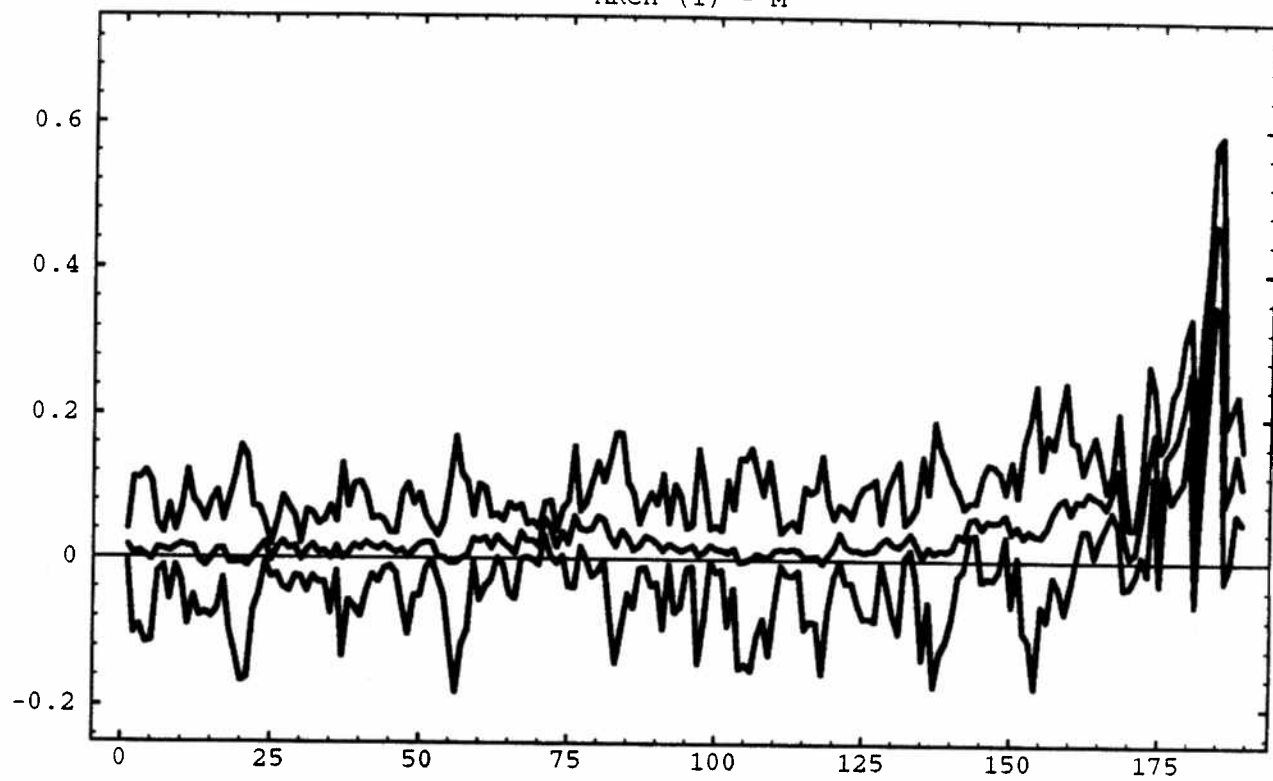


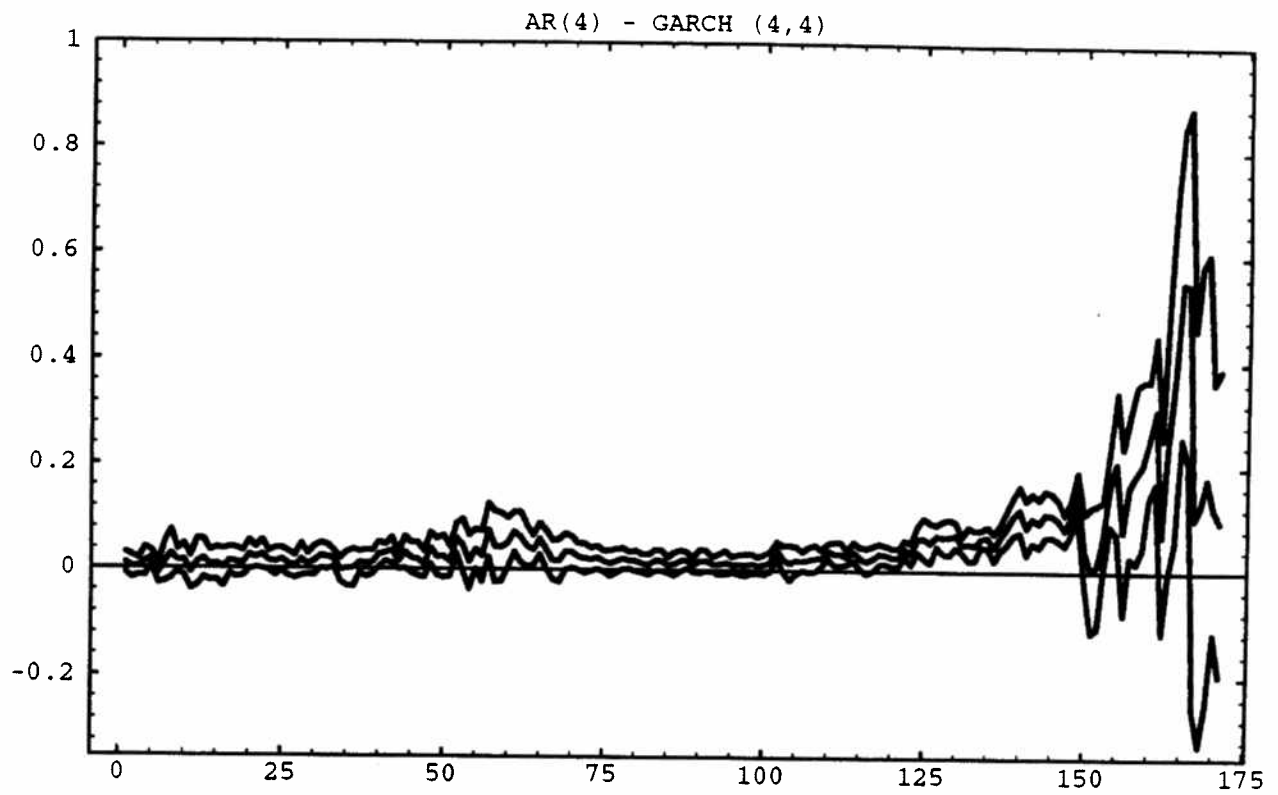




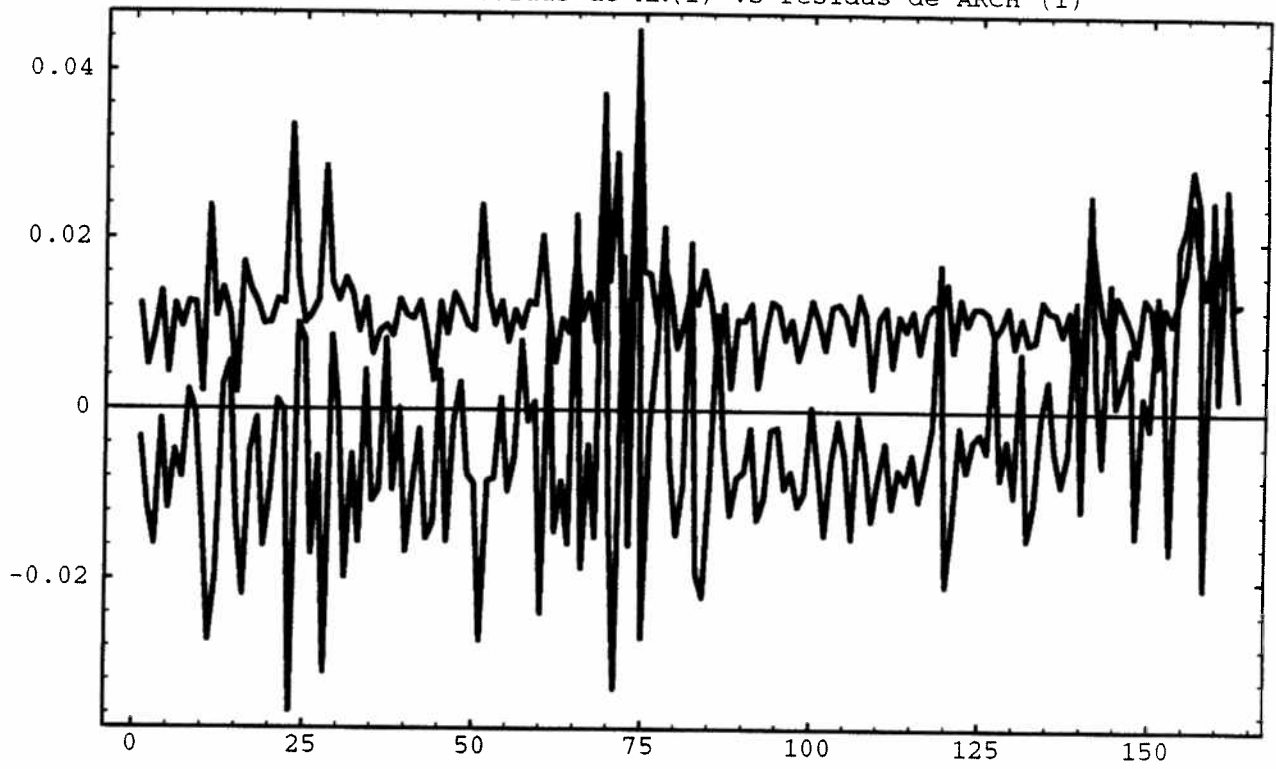


ARCH (1) - M

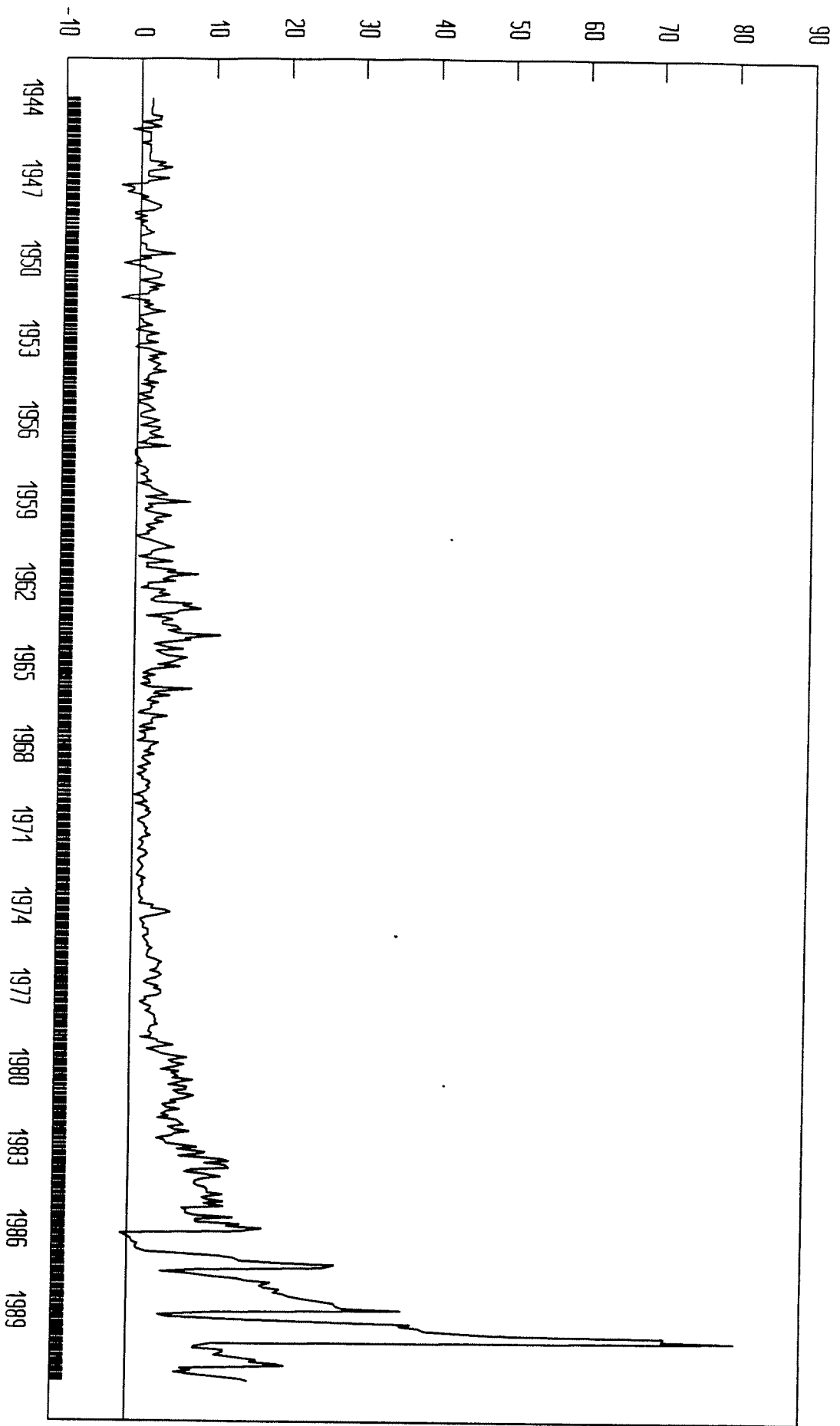




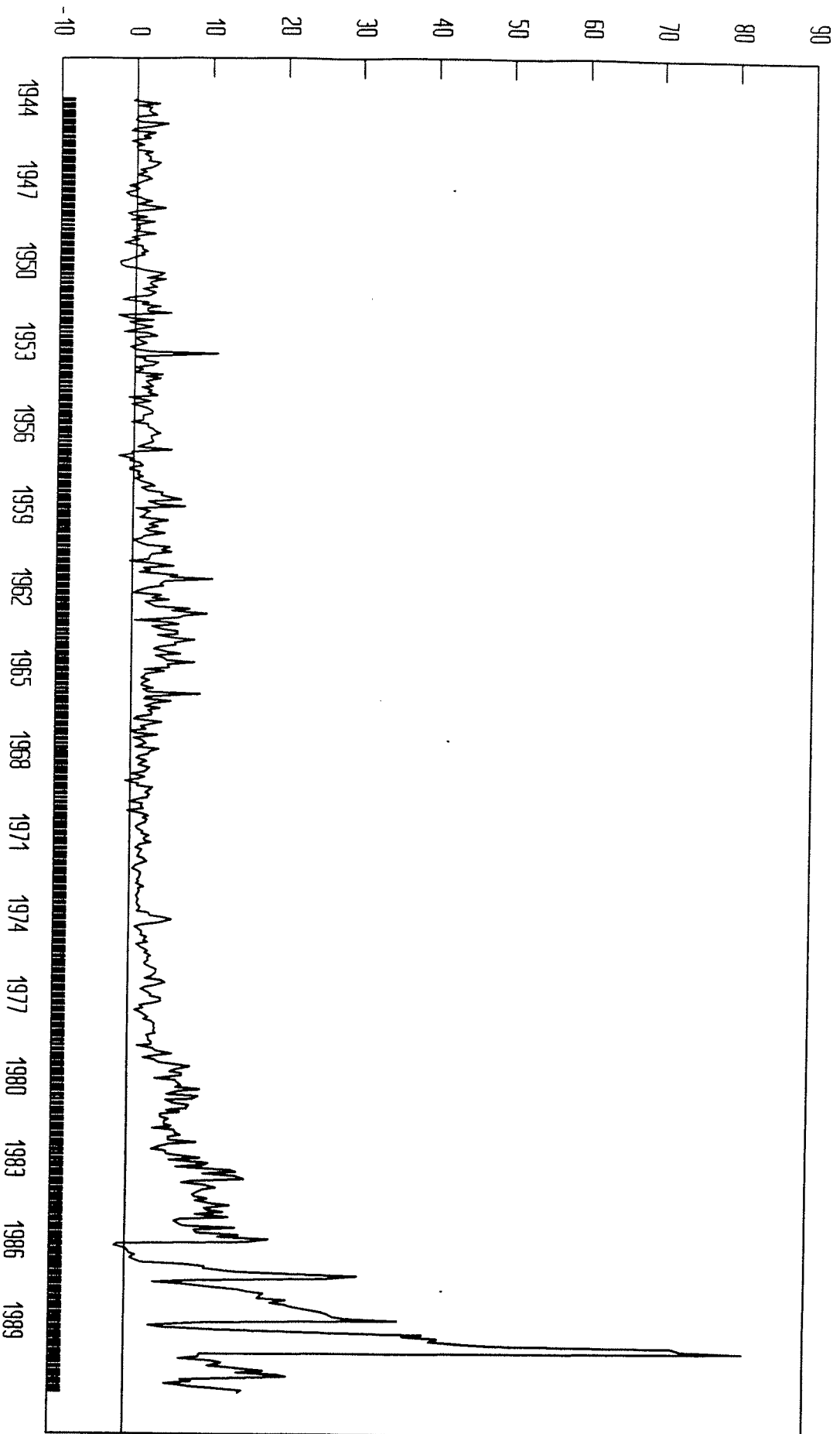
44:1 85:1 residus de AR(1) vs residus de ARCH (1)



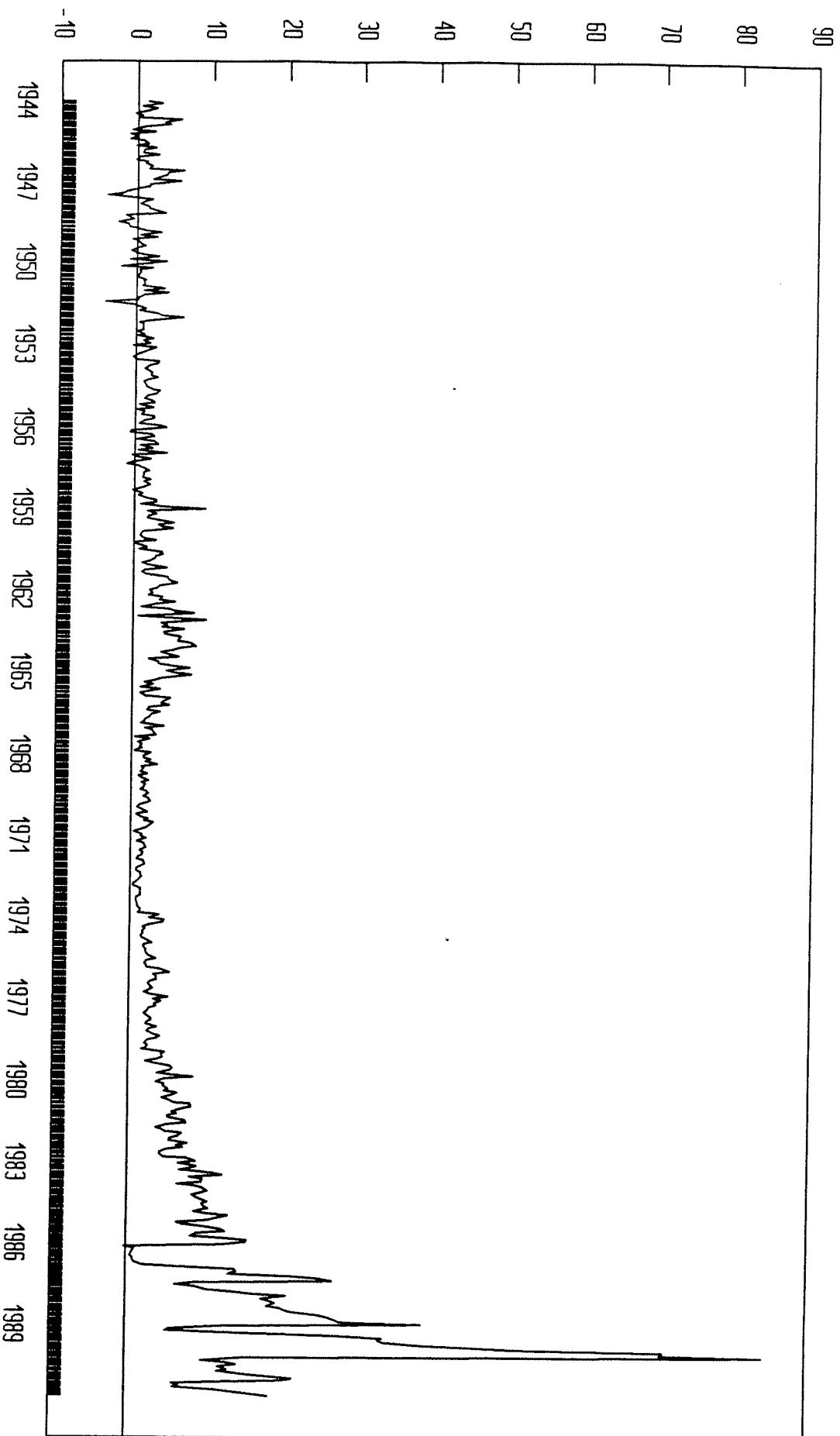
IGPM



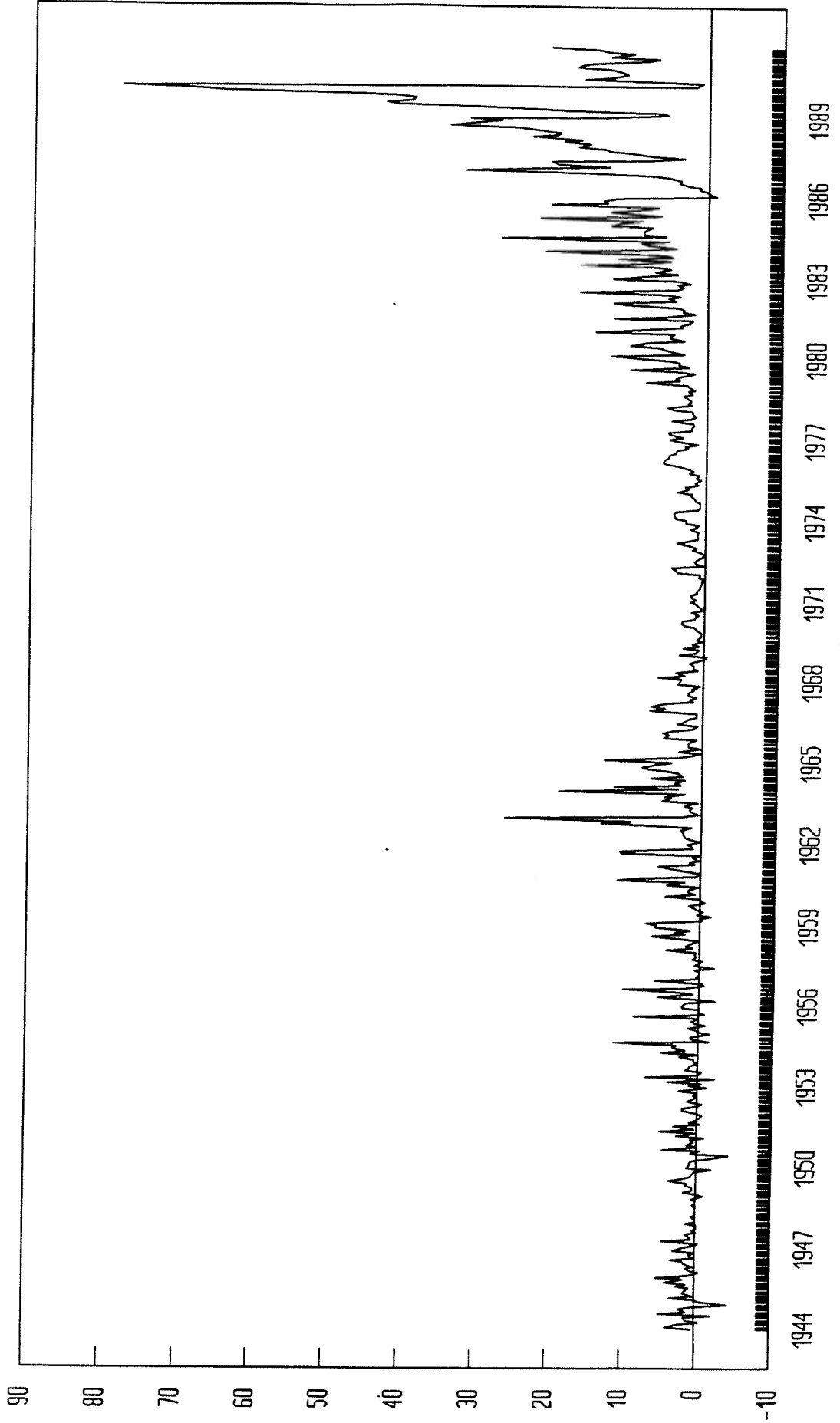
IPAM



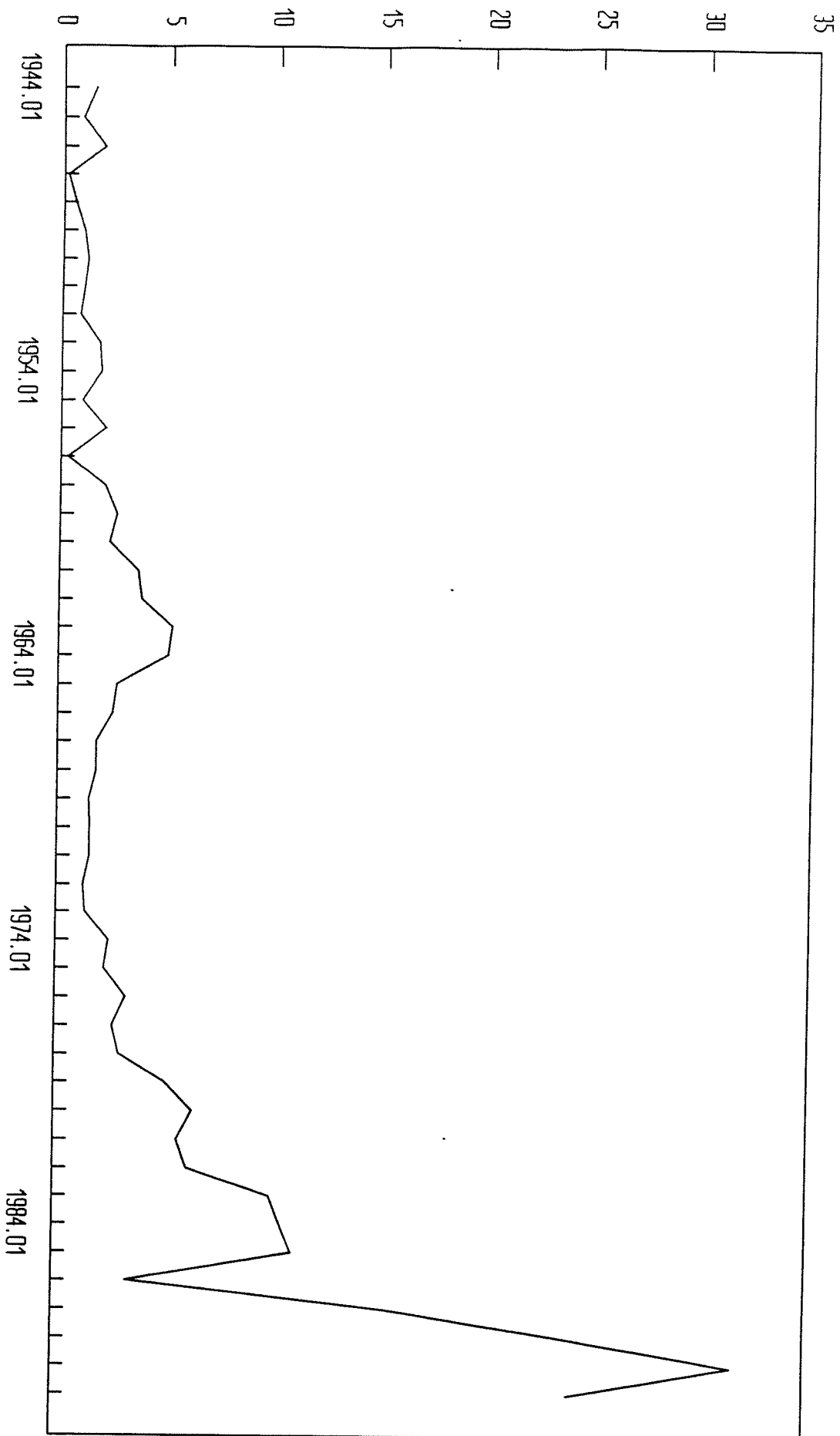
IPCM



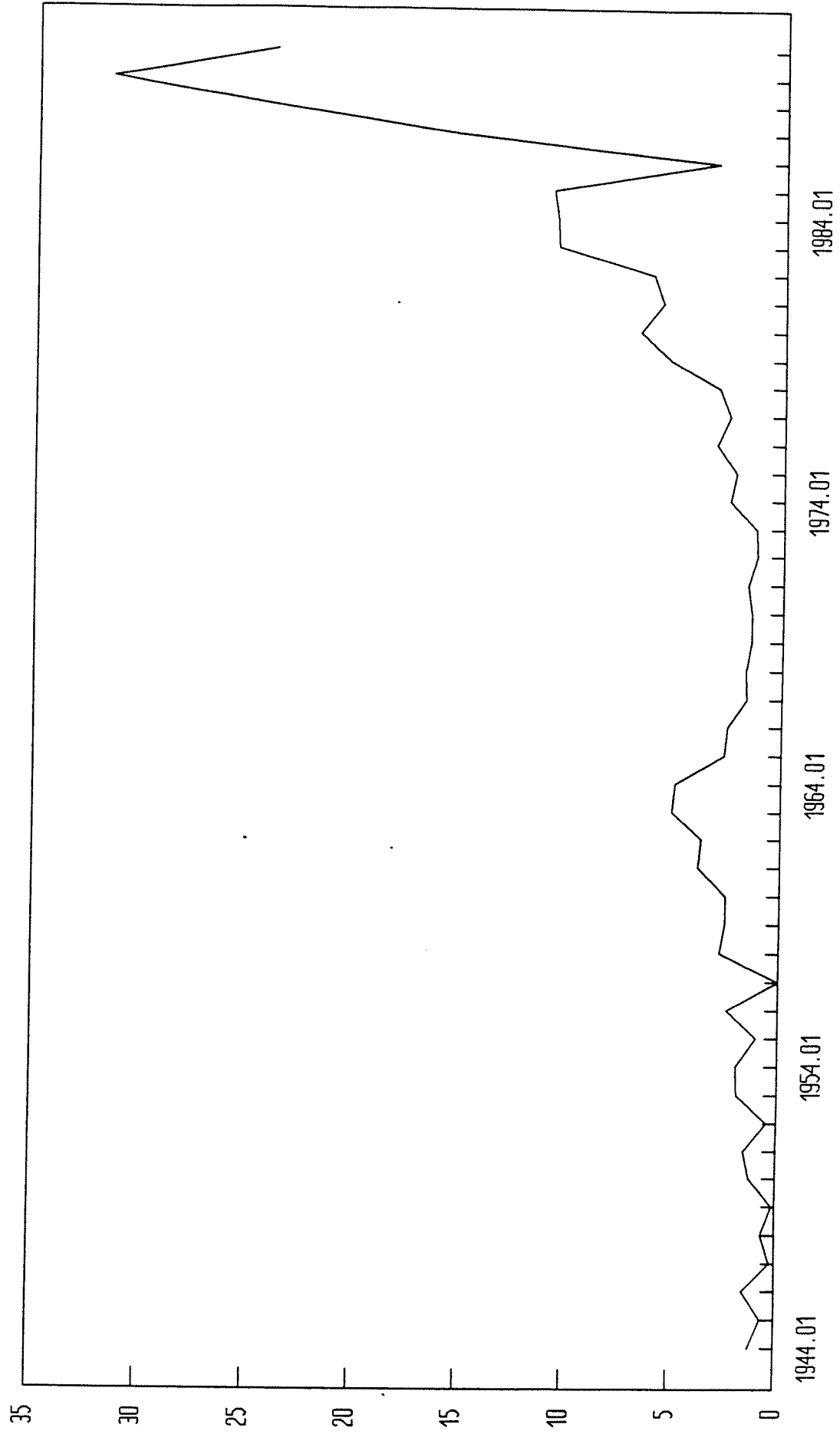
INCCM



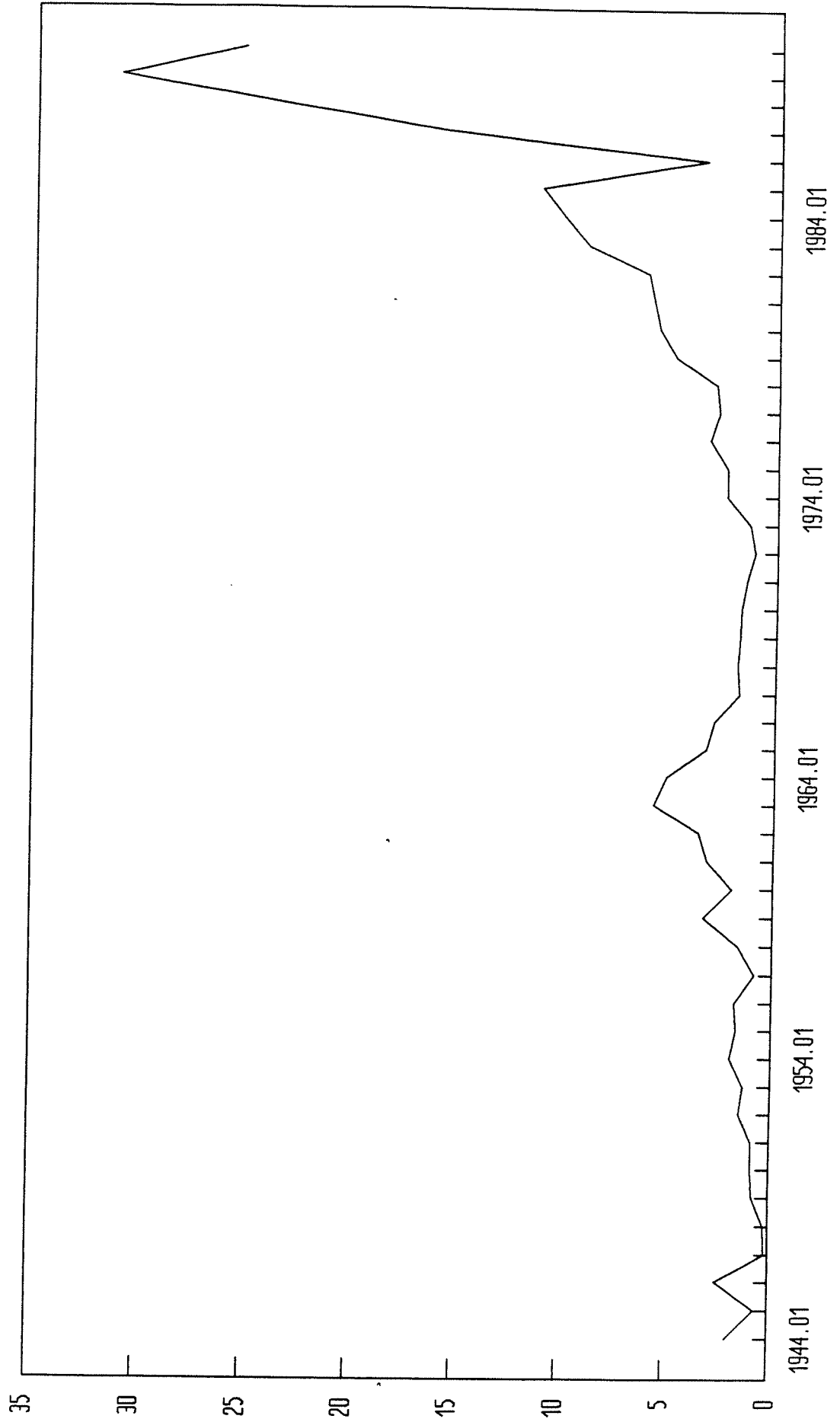
IGPA



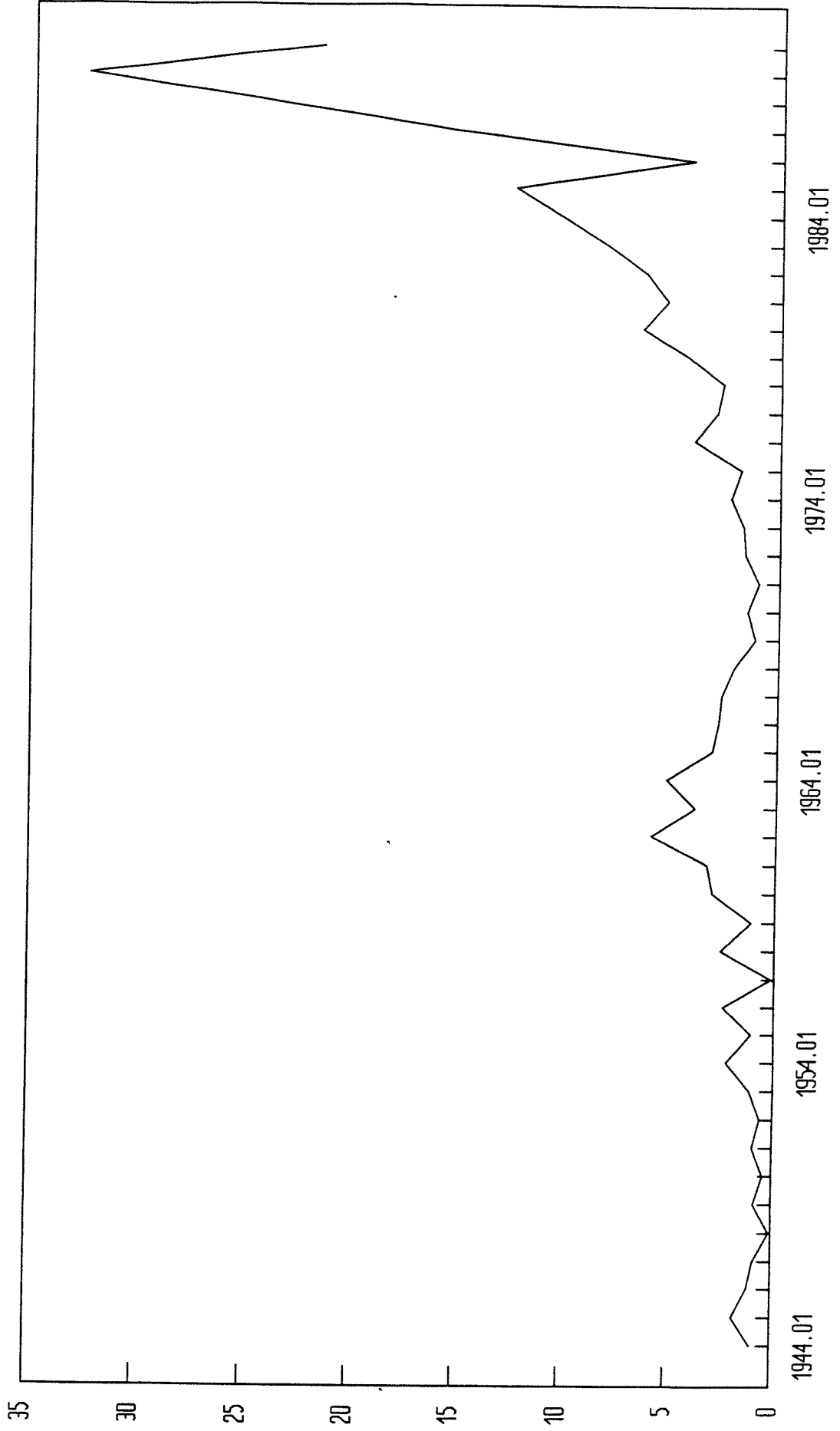
IPAA



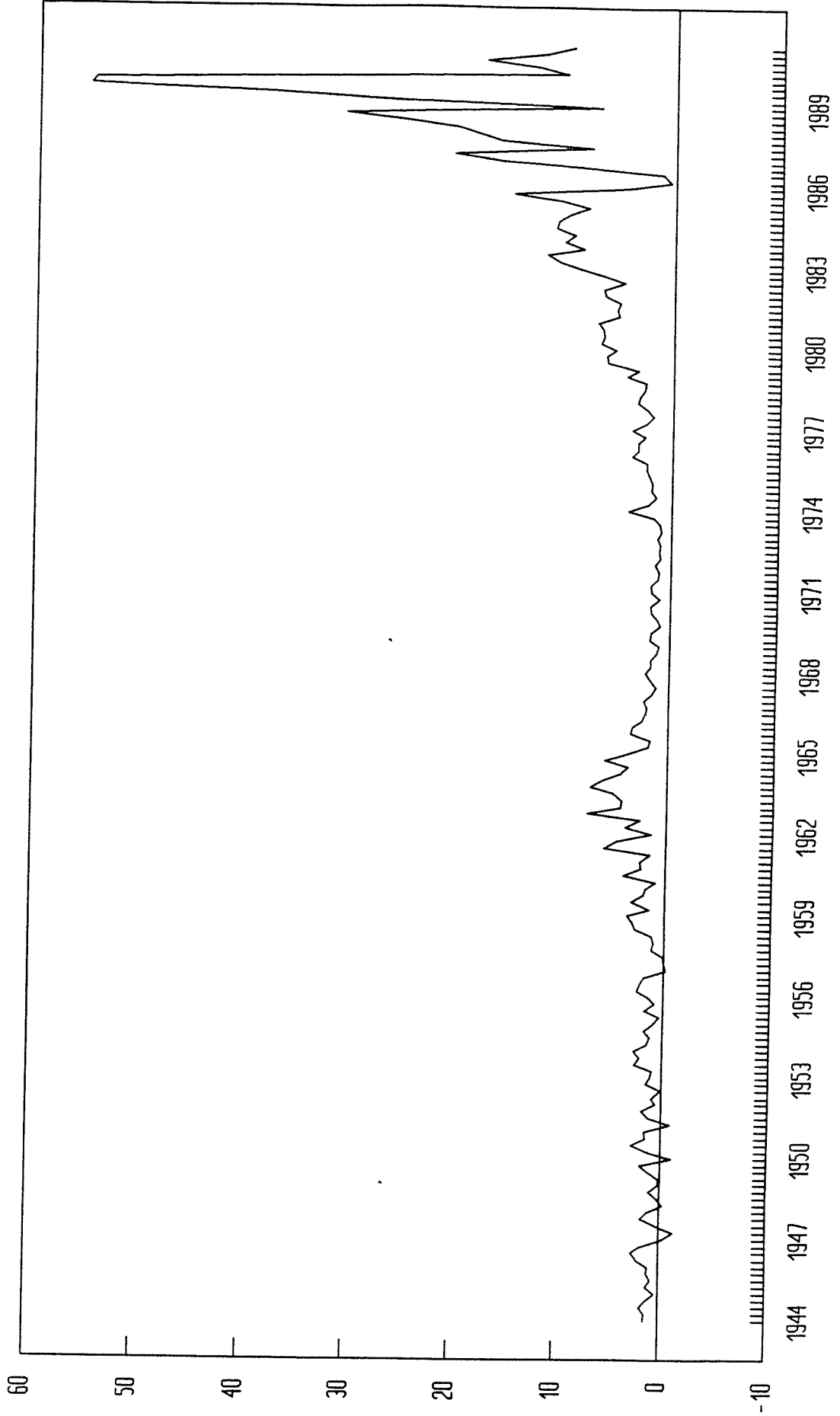
IPCA



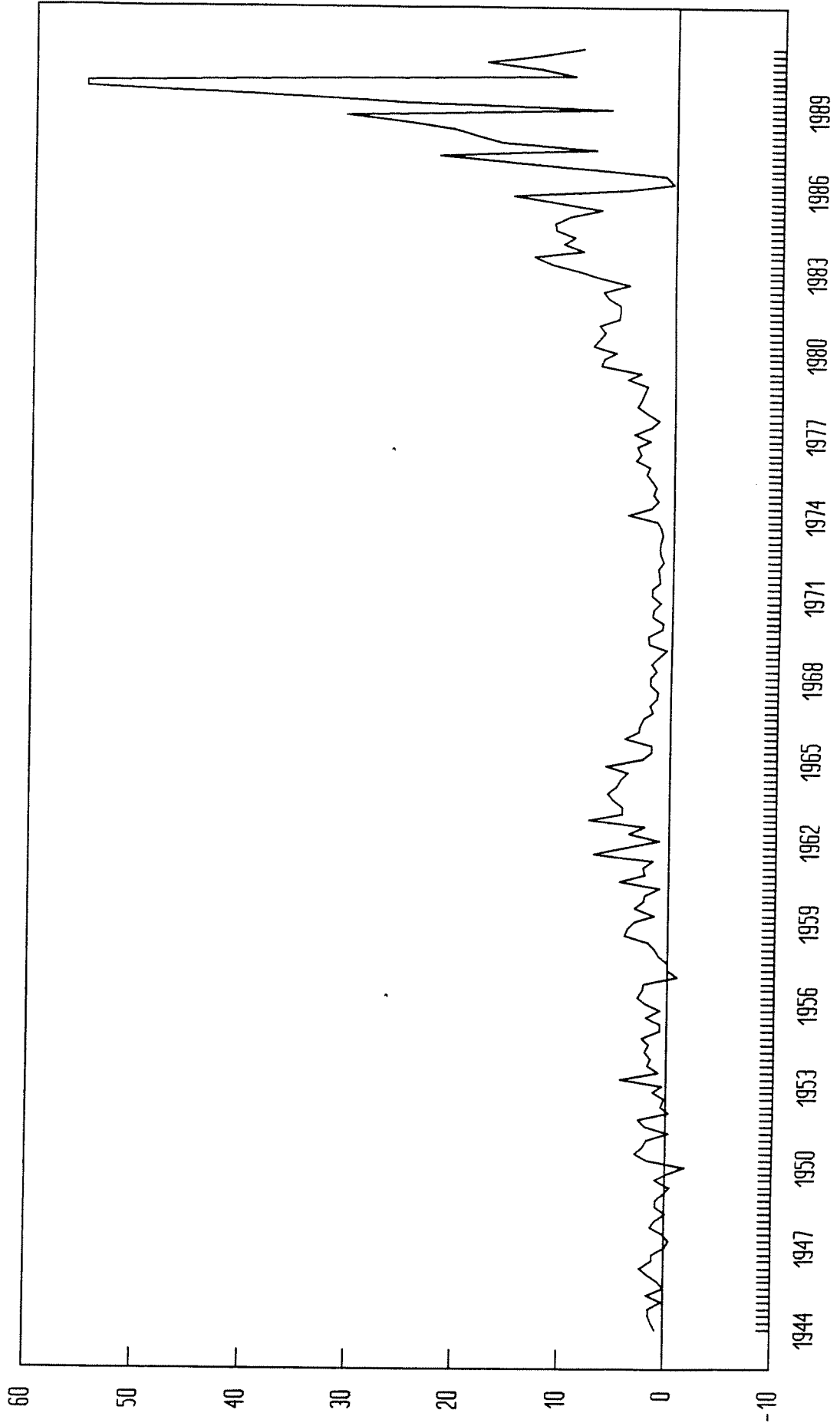
INCCA



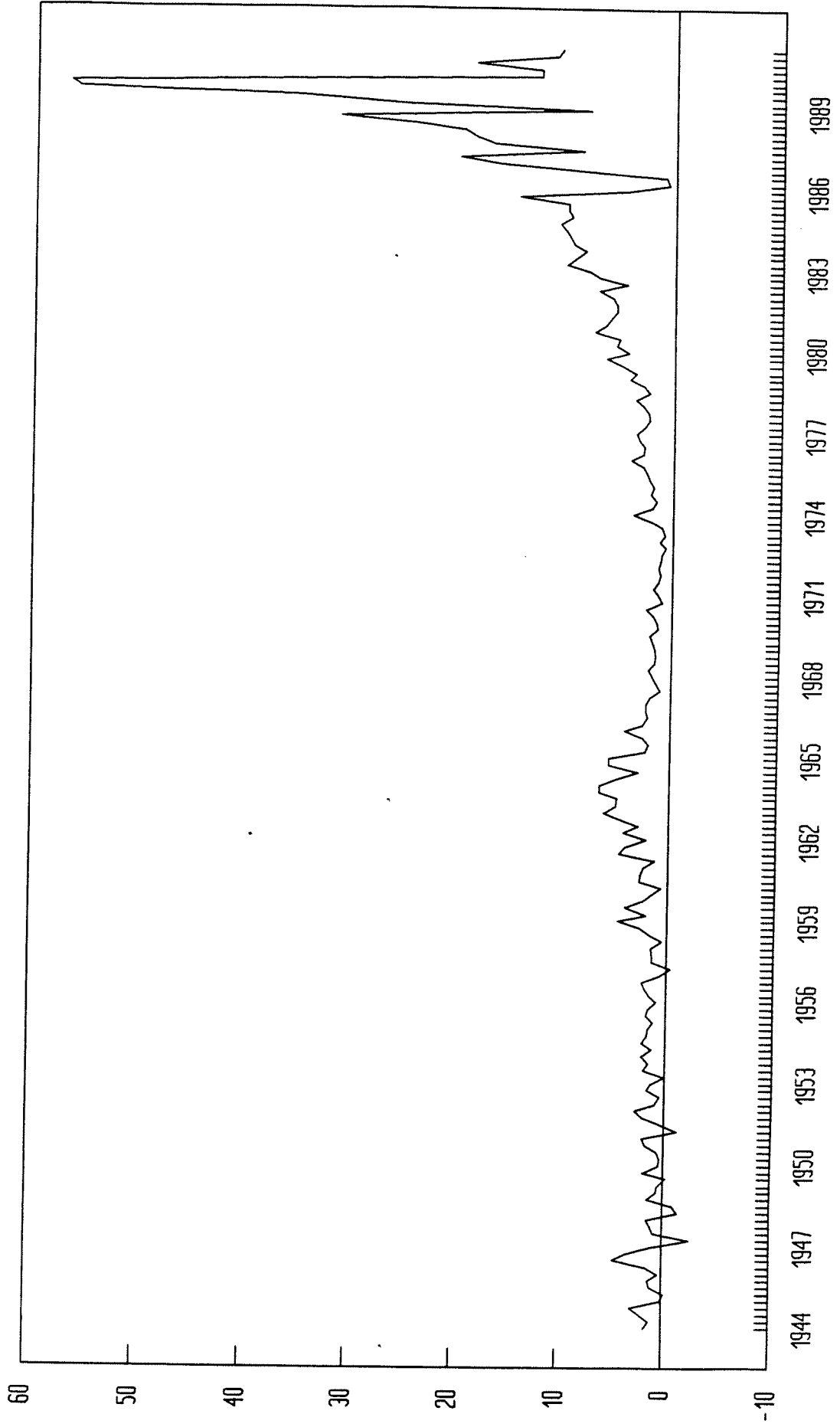
IGPO



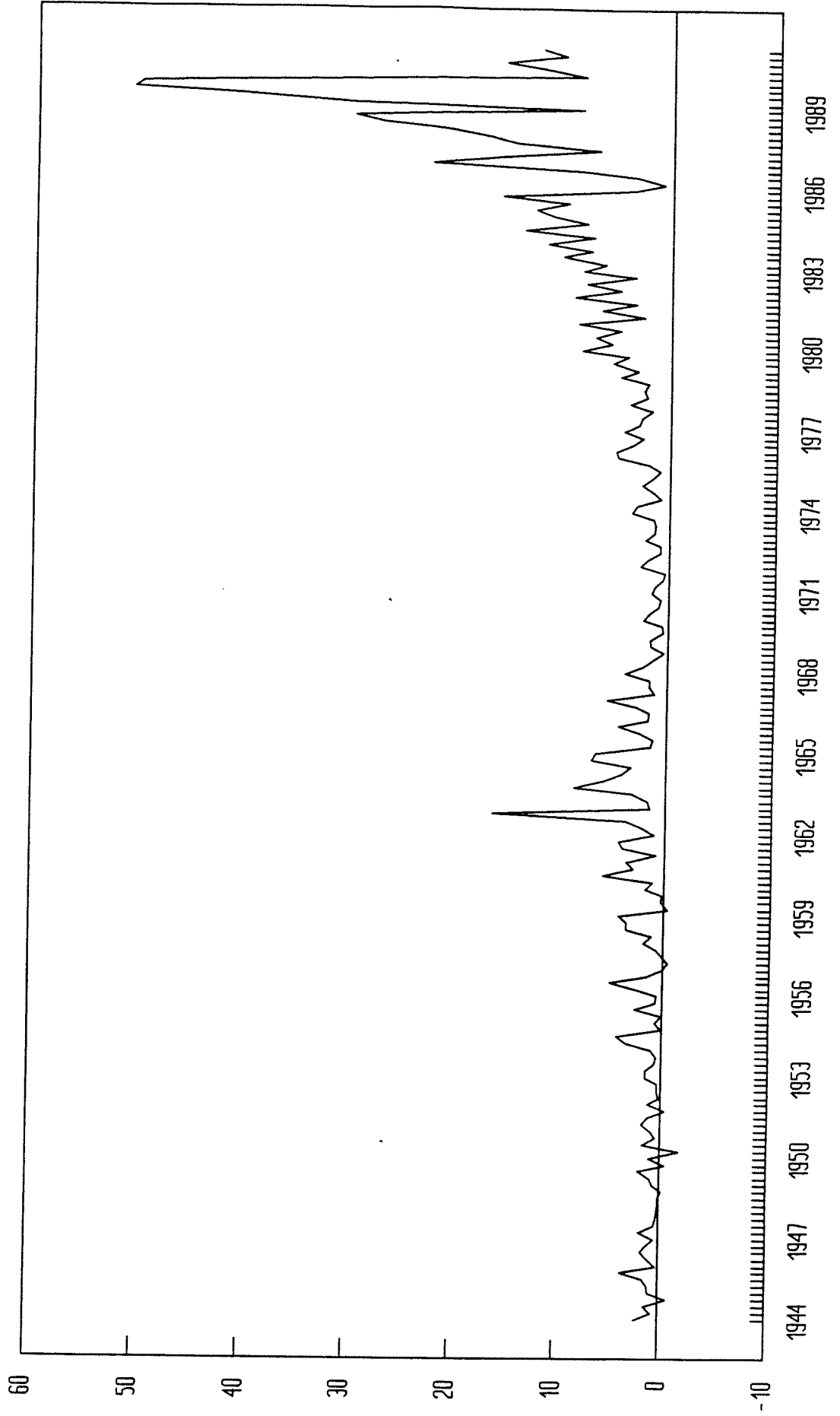
IPAQ



IPCQ



INCCQ



. *		. . .		12	0.047	0.037
. *		. *		13	0.097	0.067
. **		. **		14	0.153	0.151
.		15	-0.036	-0.026
. . .		. *		16	0.034	0.060
. . .		. *		17	0.035	0.103
. *		. *		18	0.055	0.060
. *		. *		19	0.083	0.079
.		20	0.024	0.029
.		21	-0.003	0.022
.		22	-0.011	0.012
.		23	-0.020	0.021
. . .		. *		24	0.032	0.042
. *		. . .		25	0.058	0.033
=====						
Box-Pierce Q-Stat	62.34	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.042	
Ljung-Box Q-Stat	63.72	Prob	0.0000			
=====						

. *	. *	13	0.104	0.085
. **	. **	14	0.127	0.122
.	15	-0.001	0.018
. *	. *	16	0.039	0.065
.	17	0.025	0.072
. *	. *	18	0.068	0.089
. *	. *	19	0.078	0.075
.	20	0.023	0.023
. . .	. *	21	0.018	0.042
.	22	-0.016	-0.001
.	23	-0.022	0.006
.	24	0.009	0.011
. *	. *	25	0.064	0.045

Box-Pierce Q-Stat	55.37	Prob	0.0004	SE of Correlations	0.042
Ljung-Box Q-Stat	56.63	Prob	0.0003		

LS
 Dependent variable // IPCM
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1

AR(1) 0.8801304
 SSR 8688.3871

Iteration 2

AR(1) 0.8801313
 SSR 8688.0640

LS // Dependent Variable is IPCM
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:32
 SMPL range: 1944.02 - 1991.08
 Number of observations: 571
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	5.1017682	1.3642348	3.7396556	0.0002
AR(1)	0.8801313	0.0201146	43.755751	0.0000
R-squared	0.770894	Mean of dependent var		4.876379
Adjusted R-squared	0.770491	S.D. of dependent var		8.156536
S.E. of regression	3.907557	Sum of squared resid		8688.064
Log likelihood	-1587.435	F-statistic		1914.566
Durbin-Watson stat	2.015322	Prob(F-statistic)		0.000000

>TEST

TEST

Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID

Date: 9-09-1992 / Time: 16:32
 SMPL range: 1944.01 - 1991.08
 Number of observations: 572

Autocorrelations	Partial Autocorrelations	ac	pac
.	1 -0.009	-0.009
.	2 0.026	0.026
** . .	** . .	3 -0.138	-0.138
.	4 -0.029	-0.032
.	5 0.013	0.020
.	6 0.021	0.004
. *	7 0.042	0.034
.	8 0.008	0.012
.	9 -0.017	-0.015
* . .	* . .	10 -0.073	-0.064
. * .	. * .	11 0.047	0.052
. * .	. * .	12 0.076	0.077

. *		. .	13	0.050	0.029
. **		. **	14	0.168	0.179
* .		* .	15	-0.073	-0.049
. .		. .	16	0.019	0.026
. *		. *	17	0.043	0.104
. *		. *	18	0.055	0.045
. *		. *	19	0.093	0.089
. *		. *	20	0.040	0.060
. .		. .	21	-0.017	-0.003
. .		. .	22	-0.023	0.010
. .		. .	23	0.012	0.036
. *		. *	24	0.073	0.088
. *		. *	25	0.071	0.039
=====					
Box-Pierce Q-Stat	56.88	Prob	0.0003	SE of Correlations	0.042
Ljung-Box Q-Stat	58.42	Prob	0.0002		
=====					

LS
 Dependent variable // INCCM
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.7915309
 SSR 15219.946
 Iteration 2
 AR(1) 0.7915317
 SSR 15219.656

LS // Dependent Variable is INCCM
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:33
 SMPL range: 1944.02 - 1991.08
 Number of observations: 571
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	4.9625518	1.0382438	4.7797556	0.0000
AR(1)	0.7915317	0.0258310	30.642708	0.0000
R-squared	0.622673	Mean of dependent var	4.825997	
Adjusted R-squared	0.622010	S.D. of dependent var	8.412131	
S.E. of regression	5.171854	Sum of squared resid	15219.66	
Log likelihood	-1747.497	F-statistic	938.9756	
Durbin-Watson stat	2.211469	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:33
 SMPL range: 1944.01 - 1991.08
 Number of observations: 572

Autocorrelations	Partial Autocorrelations	ac	pac
* .	* .	1 -0.109	-0.109
. .	. .	2 0.022	0.010
. .	. .	3 -0.029	-0.026
. .	. .	4 0.014	0.008
. .	. .	5 -0.021	-0.018
. ***	. ***	6 0.225	0.223
. .	. *	7 0.016	0.068
. .	. .	8 0.015	0.020
. *	. *	9 0.092	0.113
* .	* .	10 -0.079	-0.063
* .	* .	11 -0.040	-0.059

. ***		. ***		12	0.250	0.214
.		13	-0.035	-0.013
. **		. **		14	0.135	0.129
. *		. **		15	0.107	0.130
.		16	-0.019	0.017
. . .		. *		17	0.019	0.067
. **		. *		18	0.174	0.113
.		19	-0.011	0.025
.		20	0.027	-0.014
. *		. . .		21	0.107	0.032
. . .		. *		22	0.003	0.050
.		23	-0.007	-0.025
. **		. *		24	0.171	0.095
*		25	-0.053	0.004
=====						
Box-Pierce Q-Stat	143.31	Prob	0.0000	SE of Correlations	0.042	
Ljung-Box Q-Stat	147.19	Prob	0.0000			
=====						

LS
 Dependent variable // IGPQ
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.8037663
 SSR 3883.1837
 Iteration 2
 AR(1) 0.8037671
 SSR 3883.0316

LS // Dependent Variable is IGPQ
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:16
 SMPL range: 1944.2 - 1991.2
 Number of observations: 189
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	5.0174616	1.6892110	2.9702989	0.0034
AR(1)	0.8037671	0.0435784	18.444179	0.0000
R-squared	0.645288	Mean of dependent var	4.837385	
Adjusted R-squared	0.643391	S.D. of dependent var	7.630770	
S.E. of regression	4.556849	Sum of squared resid	3883.032	
Log likelihood	-553.8174	F-statistic	340.1877	
Durbin-Watson stat	1.966367	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:16
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	0.017 0.017
**	.	**	.	2	-0.167 -0.167
.*	.	.*	.	3	-0.074 -0.070
.	.	.*	.	4	-0.021 -0.049
.	****	.	****	5	0.309 0.296
.	**	.	**	6	0.134 0.125
.*	.	.	.	7	-0.110 -0.021
.	.	.	*	8	0.021 0.099
.	.	.	.	9	0.013 0.026
.	.	.*	.	10	0.007 -0.073
.	***	.	**	11	0.218 0.170

.	*		.	12	0.049	0.082
**	.		**	13	-0.150	-0.141
.	*		.	14	-0.069	-0.079
.	*		.	15	0.048	0.063
.	*		*	16	0.080	-0.069
.	**		.	17	0.122	0.040
*	.		.	18	-0.060	0.059
.	.		.	19	-0.004	0.085
.	*		.	20	0.073	0.027
.	*		.	21	0.066	0.113
.	.		*	22	-0.002	-0.043
.	.		*	23	-0.009	-0.046
.	.		.	24	0.028	0.070
.	.		.	25	0.019	0.010
=====						
Box-Pierce	Q-Stat	52.35	Prob	0.0011	SE of Correlations	0.073
Ljung-Box	Q-Stat	55.42	Prob	0.0004		
=====						

LS
 Dependent variable // IPAQ
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.7911530
 SSR 4187.3325

Iteration 2
 AR(1) 0.7911538
 SSR 4187.1978

LS // Dependent Variable is IPAQ
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:18
 SMPL range: 1944.2 - 1991.2
 Number of observations: 189
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	5.0027512	1.6481753	3.0353271	0.0027
AR(1)	0.7911538	0.0447286	17.687889	0.0000
R-squared	0.625896	Mean of dependent var	4.840859	
Adjusted R-squared	0.623896	S.D. of dependent var	7.715904	
S.E. of regression	4.731959	Sum of squared resid	4187.198	
Log likelihood	-560.9442	F-statistic	312.8614	
Durbin-Watson stat	1.988642	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:18
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	0.006 0.006
**	.	**	.	2	-0.148 -0.148
.*	.	.*	.	3	-0.072 -0.072
.	.	.	.	4	-0.013 -0.036
.	****	.	****	5	0.299 0.285
.	**	.	**	6	0.153 0.158
**	.	.*	.	7	-0.119 -0.040
.	.	.	*	8	0.006 0.080
.	.	.	*	9	0.034 0.046
.	.	.*	.	10	0.016 -0.067
.	***	.	**	11	0.220 0.162

. .	. *	12	0.021	0.060
** .	. * .	13	-0.140	-0.115
. * .	. * .	14	-0.070	-0.106
. *	. *	15	0.072	0.072
. *	. * .	16	0.073	-0.059
. * .	. *	17	0.114	0.042
. .	. *	18	-0.056	0.055
. .	. *	19	-0.014	0.083
. *	. .	20	0.083	0.037
. *	. *	21	0.081	0.103
. .	. * .	22	-0.008	-0.039
. .	. .	23	-0.012	-0.036
. .	. *	24	0.026	0.063
. .	. .	25	0.024	0.013
<hr/>				
Box-Pierce Q-Stat	51.31	Prob	0.0015	SE of Correlations 0.073
Ljung-Box Q-Stat	54.40	Prob	0.0006	
<hr/>				

LS
 Dependent variable // IPCQ
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.8066318
 SSR 3849.4486

Iteration 2
 AR(1) 0.8066326
 SSR 3849.2643

LS // Dependent Variable is IPCQ
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:18
 SMPL range: 1944.2 - 1991.2
 Number of observations: 189
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	5.0419558	1.7067906	2.9540564	0.0035
AR(1)	0.8066326	0.0433640	18.601440	0.0000
R-squared	0.649165	Mean of dependent var	4.841714	
Adjusted R-squared	0.647289	S.D. of dependent var	7.639383	
S.E. of regression	4.536993	Sum of squared resid	3849.264	
Log likelihood	-552.9920	F-statistic	346.0136	
Durbin-Watson stat	1.957133	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:18
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	0.022 0.022
**	.	**	.	2	-0.183 -0.184
.*	.	.*	.	3	-0.059 -0.052
.	.	.	.	4	-0.005 -0.037
.	***	.	***	5	0.266 0.256
.	**	.	*	6	0.122 0.113
.*	.	.	.	7	-0.104 -0.017
.	*	.	**	8	0.087 0.162
.	.	.*	.	9	-0.029 -0.041
.	.	.	.	10	0.001 -0.026
.	***	.	**	11	0.203 0.156

.		*	.		.		*	.		12	0.086	0.110
**		.	.		.		**		.	13	-0.149	-0.166
.		*	14	-0.049	-0.020
.		15	-0.013	-0.020
.		*	.		*		.		.	16	0.100	-0.039
.		*	17	0.109	0.022
.		.	.		*		.		*	18	-0.028	0.079
.		.	.		*		.		*	19	-0.002	0.040
.		*	.		*		.		*	20	0.063	0.060
.		.	.		*		.		*	21	0.029	0.089
.		22	0.026	-0.021
.		.	.		*		.		.	23	-0.006	-0.049
.			*	24	0.033	0.076
.		25	-0.001	-0.026
=====												
Box-Pierce	Q-Stat	46.54	Prob	0.0056	SE of Correlations	0.073						
Ljung-Box	Q-Stat	49.23	Prob	0.0026								
=====												

LS
 Dependent variable // INCCQ
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.7763063
 SSR 4319.5422
 Iteration 2
 AR(1) 0.7763071
 SSR 4319.3487

LS // Dependent Variable is INCCQ
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:18
 SMPL range: 1944.2 - 1991.2
 Number of observations: 189
 Convergence achieved after 2 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	4.9702977	1.5629236	3.1801284	0.0017
AR(1)	0.7763071	0.0463715	16.741047	0.0000
R-squared	0.599797	Mean of dependent var	4.785927	
Adjusted R-squared	0.597657	S.D. of dependent var	7.576872	
S.E. of regression	4.806051	Sum of squared resid	4319.349	
Log likelihood	-563.8805	F-statistic	280.2627	
Durbin-Watson stat	2.154852	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:19
 SMPL range: 1944.1 - 1991.2
 Number of observations: 190

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.*	.	.*	.	1	-0.078 -0.078
.	.	.*	.	2	-0.036 -0.042
.*	.	.*	.	3	-0.084 -0.091
.	.	.	.	4	0.004 -0.012
.	****	.	***	5	0.269 0.265
.	**	.	***	6	0.152 0.206
.*	.	.	.	7	-0.073 -0.020
.	*	.	**	8	0.061 0.116
.	.	.	*	9	-0.001 0.045
.	.	.*	.	10	0.012 -0.075
.	**	.	*	11	0.138 0.057

.	**		.	***	12	0.159	0.207
**	.		**	.	13	-0.148	-0.166
.	.		*	.	14	0.003	-0.057
.	.		.	*	15	-0.014	0.043
.	*		*	.	16	0.061	-0.040
.	**		.	*	17	0.182	0.049
*	.		.	.	18	-0.085	0.002
.	*		.	**	19	0.078	0.157
.	.		.	.	20	0.019	0.004
.	.		.	*	21	0.025	0.046
.	*		.	.	22	0.048	0.027
.	.		*	.	23	-0.028	-0.097
.	*		.	.	24	0.045	0.002
.	*		.	*	25	0.062	0.074
<hr/>							
Box-Pierce	Q-Stat	46.76	Prob	0.0052	SE of Correlations	0.073	
Ljung-Box	Q-Stat	49.98	Prob	0.0021			
<hr/>							

LS
 Dependent variable // IGPA
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.9805144
 SSR 440.14756
 Iteration 2
 AR(1) 0.9805154
 SSR 429.92935
 Iteration 3
 AR(1) 0.9805154
 SSR 429.92937
 Iteration 3
 AR(1) 0.9805153
 SSR 429.92937
 Iteration 3
 AR(1) 0.9805150
 SSR 429.92940

LS // Dependent Variable is IGPA
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:07
 SMPL range: 1945 - 1990
 Number of observations: 46
 Convergence achieved after 3 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	29.494163	103.09789	0.2860792	0.7762
AR(1)	0.9805154	0.0777137	12.617023	0.0000
R-squared	0.783453	Mean of dependent var		4.824912
Adjusted R-squared	0.778532	S.D. of dependent var		6.642267
S.E. of regression	3.125879	Sum of squared resid		429.9294
Log likelihood	-116.6757	F-statistic		159.1893
Durbin-Watson stat	1.831822	Prob(F-statistic)		0.000000

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:07
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations	Partial Autocorrelations	ac	pac
. .	. .	1	0.035 0.035
. * .	. * .	2	-0.042 -0.043

.	*	.	.	*	.	3	-0.085	-0.082
.	.	*	.	.	*	4	0.085	0.090
.	5	0.039	0.027
.	6	0.004	0.001
.	7	-0.020	-0.003
.	8	0.031	0.030
.	9	0.011	0.003
.	10	0.003	0.001
.	11	0.009	0.017
.	12	-0.031	-0.035
.	.	*	.	.	*	13	0.061	0.062
.	*	14	-0.044	-0.051
.	15	-0.005	-0.005
.	16	-0.004	0.008
.	*	17	-0.031	-0.049
.	18	-0.009	-0.002
.	19	-0.036	-0.037
.	.	*	.	.	*	20	0.001	0.001
.	21	0.066	0.066
.	22	-0.020	-0.027
.	23	-0.008	0.008
.	24	0.001	0.010
.	25	0.030	0.023
<hr/>								
Box-Pierce Q-Stat	1.65	Prob	1.0000	SE of Correlations	0.146			
Ljung-Box Q-Stat	2.25	Prob	1.0000					
<hr/>								

LS
 Dependent variable // IPAA
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.9721627
 SSR 462.81100
 Iteration 2
 AR(1) 0.9721637
 SSR 452.78392
 Iteration 3
 AR(1) 0.9721637
 SSR 452.78396
 Iteration 3
 AR(1) 0.9721636
 SSR 452.78386

LS // Dependent Variable is IPAA
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:09
 SMPL range: 1945 - 1990
 Number of observations: 46
 Convergence achieved after 3 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	22.086852	53.297463	0.4144072	0.6806
AR(1)	0.9721636	0.0792352	12.269335	0.0000
R-squared	0.773821	Mean of dependent var		4.833274
Adjusted R-squared	0.768681	S.D. of dependent var		6.669811
S.E. of regression	3.207887	Sum of squared resid		452.7839
Log likelihood	-117.8670	F-statistic		150.5366
Durbin-Watson stat	1.850603	Prob(F-statistic)		0.000000

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:09
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	0.038 0.038
.	*	.	*	2	-0.050 -0.051
.	**	.	**	3	-0.153 -0.150
.	**	.	**	4	0.116 0.127
.	*	.	*	5	0.095 0.074

.	*	.	.	*	.	6	-0.017	-0.039
.	.	*	.	.	*	7	-0.050	-0.005
.	8	0.067	0.083
.	9	0.013	-0.025
.	10	0.012	0.007
.	*	.	.	*	.	11	0.004	0.041
.	.	*	.	*	.	12	-0.044	-0.063
.	*	.	.	*	.	13	0.085	0.084
.	14	-0.071	-0.076
.	15	0.011	0.004
.	16	-0.011	0.014
.	.	.	.	*	.	17	-0.034	-0.069
.	18	0.001	0.010
.	19	-0.037	-0.032
.	20	0.000	-0.006
.	*	.	.	*	.	21	0.068	0.066
.	22	-0.032	-0.031
.	23	-0.010	-0.003
.	24	0.002	0.025
.	25	0.036	0.028
=====								
Box-Pierce Q-Stat	3.81	Prob	1.0000	SE of Correlations	0.146			
Ljung-Box Q-Stat	4.90	Prob	1.0000					
=====								

LS
 Dependent variable // IPCA
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 1.0085021
 SSR 407.66248
 Iteration 2
 AR(1) 1.0085031
 SSR 395.45798
 Iteration 3
 AR(1) 1.0085031
 SSR 395.45759

LS // Dependent Variable is IPCA
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:10
 SMPL range: 1945 - 1990
 Number of observations: 46
 Convergence achieved after 3 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	-55.245930	532.84329	-0.1036814	0.9179
AR(1)	1.0085031	0.0757015	13.322104	0.0000
R-squared	0.801335	Mean of dependent var		4.819661
Adjusted R-squared	0.796820	S.D. of dependent var		6.650942
S.E. of regression	2.997945	Sum of squared resid		395.4576
Log likelihood	-114.7534	F-statistic		177.4785
Durbin-Watson stat	1.928871	Prob(F-statistic)		0.000000

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:10
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	-0.034 -0.034
.	.	.	.	2	0.014 0.013
.	*	.	*	3	-0.081 -0.081
.	.	.	.	4	0.024 0.019
.	.	.	.	5	0.010 0.013
.	.	.	.	6	-0.005 -0.012
.	.	.	.	7	-0.014 -0.012
.	.	.	.	8	0.009 0.009

.	9	-0.005	-0.007
.	10	0.001	-0.001
.	11	-0.017	-0.014
.	12	-0.011	-0.013
.	13	-0.019	-0.020
.	14	-0.001	-0.004
.	*	.	.	*	.	15	0.018	0.017
.	16	-0.040	-0.042
.	17	0.006	0.004
.	18	-0.009	-0.005
.	19	0.020	0.012
.	*	.	.	*	.	20	-0.024	-0.021
.	21	-0.044	-0.046
.	*	.	.	*	.	22	-0.029	-0.030
.	23	-0.047	-0.054
.	24	-0.015	-0.025
.	25	-0.016	-0.020

Box-Pierce Q-Stat	0.86	Prob	1.0000	SE of Correlations	0.146
Ljung-Box Q-Stat	1.27	Prob	1.0000		

LS
 Dependent variable // INCCA
 Independent variable list // C AR(1)
 Sample endpoints adjusted to exclude missing data.

Iteration 1
 AR(1) 0.9251115
 SSR 523.79060
 Iteration 2
 AR(1) 0.9251124
 SSR 517.01043
 Iteration 3
 AR(1) 0.9251124
 SSR 517.01046
 Iteration 3
 AR(1) 0.9251124
 SSR 517.01050

LS // Dependent Variable is INCCA
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:10
 SMPL range: 1945 - 1990
 Number of observations: 46
 Convergence achieved after 3 iterations

VARIABLE	COEFFICIENT	STD. ERROR	T-STAT.	2-TAIL SIG.
C	10.328726	9.5033743	1.0868482	0.2830
AR(1)	0.9251124	0.0836345	11.061379	0.0000
R-squared	0.735504	Mean of dependent var	4.786383	
Adjusted R-squared	0.729493	S.D. of dependent var	6.590734	
S.E. of regression	3.427862	Sum of squared resid	517.0104	
Log likelihood	-120.9179	F-statistic	122.3541	
Durbin-Watson stat	1.912681	Prob(F-statistic)	0.000000	

>TEST

TEST
 Residuals Tests // Auto & Partial Correlograms/Q-stats
 Number of lags // 25

IDENT RESID
 Date: 9-09-1992 / Time: 16:11
 SMPL range: 1944 - 1990
 Number of observations: 47

Autocorrelations		Partial Autocorrelations		ac	pac
.	.	.	.	1	-0.035 -0.035
.	.	.	.	2	-0.006 -0.008
***	.	***	.	3	-0.248 -0.249
.	****	.	****	4	0.276 0.275
.	.	.	.	5	0.032 0.032

.	6	0.005	-0.059
.	7	-0.038	0.112
.	*	*	.	.	.	8	0.055	-0.008
.	*	*	.	.	.	9	0.078	0.054
.	10	-0.073	-0.054
.	11	0.008	0.008
.	.	*	.	.	.	12	-0.011	0.009
.	*	*	.	.	.	13	0.076	0.002
.	*	*	.	.	.	14	-0.081	-0.048
.	*	*	.	.	.	15	0.038	0.042
.	*	*	.	.	.	16	-0.044	-0.037
.	*	*	.	.	.	17	-0.006	-0.068
.	*	*	.	.	.	18	-0.049	0.006
.	*	*	.	.	.	19	-0.001	-0.032
.	*	*	.	.	.	20	-0.048	-0.069
.	*	*	.	.	.	21	0.052	0.084
.	*	*	.	.	.	22	-0.037	-0.045
.	*	*	.	.	.	23	0.022	0.023
.	*	*	.	.	.	24	-0.063	-0.016
.	*	*	.	.	.	25	0.082	0.059

Box-Pierce Q-Stat	9.00	Prob	0.9986	SE of Correlations	0.146
Ljung-Box Q-Stat	11.38	Prob	0.9909		

Residuals Tests // Histogram/Normality test