

Recueil d'articles

Michel-Benoît BOUISSOU

Table des matières

BOUISSOU M.-B., LAFFONT J.-J., VUONG Q.-H. (1984), "Econométrie du déséquilibre sur données microéconomiques", Annales de l'INSEE, N° 55/56, p. 109-151.	2
BOUISSOU M.-B., LAFFONT J.-J., VUONG Q.-H. (1986), "Tests of noncausality under Markov assumptions for qualitative panel data", Econometrica, Vol. 54, N° 2, p. 395-414.	45
BOUISSOU M.-B., LAFFONT J.-J., VUONG Q.-H. (1986), "Disequilibrium econometrics on micro data", Review of Economic Studies, 53, p. 113-124.	65

Économétrie du déséquilibre sur données microéconomiques

Michel-Benoît BOUISSOU

Jean-Jacques LAFFONT

Quang H. VUONG *

* M. B. BOUISSOU : Université de Toulouse I et GREMAQ; J. J. LAFFONT : Université de Toulouse I et GREMAQ; Q. H. VUONG : California Institute of Technology. Cette recherche a bénéficié de la subvention de la DGRST 81-E-1303. Nous sommes très reconnaissants à MM. E. Malinvaud et B. Ottenwaelter de nous avoir donné accès à une bande magnétique regroupant les données relatives aux enquêtes de l'INSEE sur la situation et les perspectives de l'industrie de juin 1974 à juin 1982.

Ce travail apporte quelques éléments empiriques à la construction d'une vision plus désagrégée du déséquilibre. Des données individuelles sur les entreprises sont collectées par l'INSEE dans son enquête trimestrielle sur les entreprises. Nous les utilisons pour obtenir la distribution des entreprises entre les quatre régimes de la nomenclature de la théorie du déséquilibre. Un modèle logit conditionnel utilisant à la fois des variables microéconomiques et des variables macroéconomiques est estimé pour expliquer le comportement intertemporel de cette distribution.

Introduction

L'article pionnier de l'économétrie du déséquilibre (FAIR et JAFFEE [1972]) a maintenant plus de 10 ans. R. QUANDT [1982] a récemment fait un tour d'horizon des méthodes économétriques développées pour traiter ces modèles non linéaires particuliers que sont les modèles de déséquilibre. LAFFONT [1983] a résumé et discuté les principales estimations de modèles macroéconomiques réalisées dans cette optique. Les résultats obtenus en macroéconomie sont intéressants. Ils souffrent toutefois d'une agrégation excessive qui empêche d'aborder avec la finesse suffisante le débat sur la nature du chômage, chômage classique ou chômage keynesien et les politiques économiques correctives appropriées.

L'objectif de notre travail est d'utiliser les données microéconomiques qualitatives fournies par l'enquête trimestrielle de l'INSEE sur la situation et les perspectives dans l'industrie pour apporter quelques éléments empiriques à la construction d'une vision plus désagrégée du déséquilibre.¹

Dans la première section, un modèle microéconomique du déséquilibre dans l'esprit de MUELLBAUER [1978] et MALINVAUD [1981] est présenté pour expliquer l'origine des variables que nous avons retenues dans l'explication du régime de chaque entreprise.

La deuxième section décrit la répartition sectorielle que nous utilisons et la forme générale des modèles que nous nous proposons d'estimer.

La troisième section présente l'enquête de l'INSEE et décrit les deux méthodes que nous avons utilisées pour obtenir une image sectorielle de la classification des entreprises entre les différents régimes de la théorie du déséquilibre. Les classifications obtenues sur notre échantillon sont ensuite présentées.

La quatrième section donne et discute les estimations du modèle de la section 1 obtenues par estimation du maximum de vraisemblance sur des formulations log linéaires.

Des annexes décrivent précisément les données utilisées et les outputs du logiciel CALM² pour l'estimation de modèles log-linéaires conditionnels (pour un exposé de la théorie, voir VUONG [1981]).

1 Un modèle de déséquilibre pour données microéconomiques

Nous considérons un modèle analogue à celui proposé par MALINVAUD [1981]. La fonction de production d'une entreprise i à la date t est

$$y_{it} = f_i(l_{it}, k_{it})$$

où l_{it} est l'input en travail

k_{it} est l'input en capital.

Soit \bar{y}_{it} la capacité efficace de production c'est-à-dire le niveau de production que l'entreprise souhaiterait atteindre étant donné le système de prix. Cette capacité dépend d'une caractéristique individuelle de l'entreprise, a_i , du salaire réel auquel elle fait face sur son marché local du travail³, w_{it} , du salaire réel moyen de l'économie, \bar{w}_t , et de variables exogènes z_t ,

$$\bar{y}_{it} = a_i - b w_{it} + c_i z_t + d_i \bar{w}_t$$

Soit \hat{y}_{it} le niveau de production de l'entreprise i qui permettrait d'atteindre le niveau de plein emploi sur son marché du travail local. Ce niveau est considéré comme exogène dans notre analyse.

Posons

$$\hat{y}_t = \sum_i \hat{y}_{it}$$

Alors

$$\begin{aligned} \sum_i (\bar{y}_{it} - \hat{y}_{it}) &= \sum_i a_i - b \sum_i w_{it} + (\sum_i c_i) z_t + (\sum_i d_i) \bar{w}_t - \sum_i \hat{y}_{it} \\ &= A - b n \bar{w}_t + C z_t + D \bar{w}_t - \hat{y}_t \end{aligned}$$

où n est le nombre d'entreprises.

Soit $A = \sum_i a_i$; $C = \sum_i c_i$; $D = \sum_i d_i$.

Pour une entreprise i nous pouvons alors écrire :

$$\begin{aligned} \bar{y}_{it} - \hat{y}_{it} &= \frac{1}{n} \sum_j (\bar{y}_{jt} - \hat{y}_{jt}) + \varepsilon_{it} \\ &= \frac{A}{n} + \left(\frac{D}{n} - b \right) \bar{w}_t + \frac{C}{n} z_t - \frac{\hat{y}_t}{n} + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

1. La possibilité d'utiliser de telles enquêtes pour l'analyse du déséquilibre a été également suggérée par MALINVAUD [1981] et KOOIMAN [1982].
2. Le logiciel CALM a été construit par J. P. LINK, Northwestern University. Nous avons également utilisé le logiciel TABLEX dû à S. KAWASAKI qui calcule les tableaux de contingence associés à un modèle et fournit les données nécessaires à CALM.
3. Nous prenons ici le point de vue extrême selon lequel sont associés à chaque entreprise un marché de bien et un marché du travail.

avec

$$\varepsilon_{it} = a_i - \frac{A}{n} - b(w_{it} - \bar{w}_t) + \left(c_i - \frac{C}{n}\right)z_t + \left(d_i - \frac{D}{n}\right)\bar{w}_t - \left(\hat{y}_{it} - \frac{\hat{y}_t}{n}\right)$$

Nous obtenons une équation qui explique la variable $(\bar{y}_{it} - \hat{y}_{it})$ pour l'entreprise i à l'aide de variables macroéconomiques avec un effet « aléatoire » personnalisé. Lorsque cela est possible il faut essayer d'expliquer les déviations individuelles. Par exemple, l'écart entre le salaire réel local et le salaire réel de l'économie peut être expliqué par des erreurs de prévision de la demande

$$w_{it} - \bar{w}_t = h(e_{ity} - \bar{e}_{ty}) + \xi_{it}$$

où e_{ity} est l'erreur de prévision de la demande par l'entreprise i et \bar{e}_{ty} est la moyenne de ces erreurs ⁴; ξ_{it} est une variable aléatoire de moyenne nulle.

En laissant les déviations non expliquées dans la variance de l'erreur on obtient une équation estimable sur données individuelles :

$$(1) \quad \bar{y}_{it} - \hat{y}_{it} = a + b\bar{w}_t + cz_t + h(e_{ity} - \bar{e}_{ty}) + \tilde{\varepsilon}_{it}$$

La demande anticipée par l'entreprise i est expliquée au niveau individuel par l'équation :

$$d_{it}^a = \alpha + \beta_i g_t + \gamma_i \bar{w}_t + \delta_i x_t$$

où g_t est la dépense publique.

\bar{w}_t est le salaire réel de l'économie représentant un indice de pouvoir d'achat.

x_t est un vecteur de variables exogènes :

$$\sum_i (d_{it}^a - \hat{y}_{it}) = \alpha + \beta g_t + \gamma \bar{w}_t + \delta x_t - \hat{y}_t$$

$$\text{avec} \quad \alpha = \sum_i \alpha_i; \quad \beta = \sum_i \beta_i; \quad \gamma = \sum_i \gamma_i; \quad \delta = \sum_i \delta_i$$

Pour une entreprise i nous pouvons écrire

$$\begin{aligned} d_{it}^a - \hat{y}_{it} &= \frac{1}{n} \sum_j (d_{jt}^a - \hat{y}_{jt}) + \eta_{it} \\ &= \frac{\alpha}{n} + \frac{\beta}{n} g_t + \frac{\gamma}{n} \bar{w}_t + \frac{\delta}{n} x_t - \frac{\hat{y}_t}{n} + \eta_{it} \end{aligned}$$

où

$$\eta_{it} = \alpha_i - \frac{\alpha}{n} + \left(\beta_i - \frac{\beta}{n}\right)g_t + \left(\gamma_i - \frac{\gamma}{n}\right)\bar{w}_t + \left(\delta_i - \frac{\delta}{n}\right)x_t - \left(\hat{y}_{it} - \frac{\hat{y}_t}{n}\right)$$

En expliquant partiellement les déviations individuelles nous obtenons enfin

$$(2) \quad d_{it}^a - \hat{y}_{it} = \alpha + \beta g_t + \gamma \bar{w}_t + \delta x_t + k(e_{ity} - \bar{e}_{ty}) + \tilde{\eta}_{it}$$

Les différents régimes de la théorie du déséquilibre sont obtenus à partir des valeurs de d_{it}^a , \bar{y}_{it} , \hat{y}_{it} selon le diagramme suivant :

	$\hat{y}_{it} > \inf(d_{it}^a, \bar{y}_{it})$	$\hat{y}_{it} < \inf(d_{it}^a, \bar{y}_{it})$ ⁵
$d_{it}^a < \bar{y}_{it}$	Chômage keynésien (CK)	Sous-consommation (SC)
$d_{it}^a > \bar{y}_{it}$	Chômage classique (CC)	Inflation continue (IC)

La probabilité de chaque régime est ensuite obtenue comme

$$\begin{aligned} \Pr(\text{CK}) &= \Pr(d_{it}^a - \bar{y}_{it} < 0 \text{ et } d_{it}^a - \hat{y}_{it} < 0) \\ &= \Pr((d_{it}^a - \hat{y}_{it}) + (\hat{y}_{it} - \bar{y}_{it}) < 0 \text{ et } d_{it}^a - \hat{y}_{it} < 0) \\ \Pr(\text{SC}) &= \Pr((d_{it}^a - \hat{y}_{it}) + (\hat{y}_{it} - \bar{y}_{it}) < 0 \text{ et } d_{it}^a - \hat{y}_{it} > 0) \\ \Pr(\text{CC}) &= \Pr((d_{it}^a - \hat{y}_{it}) + (\hat{y}_{it} - \bar{y}_{it}) > 0 \text{ et } \bar{y}_{it} - \hat{y}_{it} < 0) \\ \Pr(\text{IC}) &= \Pr((d_{it}^a - \hat{y}_{it}) + (\hat{y}_{it} - \bar{y}_{it}) > 0 \text{ et } \bar{y}_{it} - \hat{y}_{it} > 0) \end{aligned}$$

D'après (1)-(2) ces probabilités sont des fonctions non linéaires de variables macroéconomiques, dépenses gouvernementales, taux de salaire, indice de pouvoir d'achat ainsi que des erreurs individuelles de prévision de la demande. Enfin si les « variables aléatoires » $\tilde{\varepsilon}_{it}$, $\tilde{\eta}_{it}$ sont autocorrélées nous devons introduire le régime de la période précédente dans l'explication du régime de l'entreprise i à la période t .

⁴ La variable $(e_{ity} - \bar{e}_{ty})$ sera observable à partir des données d'enquête.

⁵ Quand $\hat{y}_{it} < d_{it}^a < \bar{y}_{it}$ nous disons que l'entreprise est contrainte sur les deux marchés car elle pourrait satisfaire une demande plus importante en tirant sur ses stocks. Nous attribuons ici le cas $d_{it}^a < \hat{y}_{it} < \bar{y}_{it}$ au chômage keynésien, mais on pourrait l'attribuer également à la sous-consommation si l'entreprise produit pour stocker.

2 Champ d'application de notre étude

La nomenclature NAP de l'INSEE au niveau 15 permet de répartir les entreprises industrielles françaises entre les cinq secteurs suivants :

- secteur 02 : *Industries Agricoles et Alimentaires* (Viandes et produits laitiers, Autres produits des I.A.A.);
- secteur 03 : *Énergie* (Pétrole brut, gaz naturel et raffinage);
- secteur 04 : *Biens Intermédiaires* (Minerais et métaux ferreux, première transformation de l'acier, Minerais, métaux et demi-produits non ferreux, Matériaux de construction et minéraux divers, Industrie du verre, Produits chimiques de base, fils et fibres artificiels et synthétiques, Fonderie et travail des métaux, Papier-carton, Caoutchouc et matières plastiques);
- secteur 05 : *Biens d'Équipement* (Mécanique, Matériel électrique et électronique professionnel, Véhicules utilitaires et matériel ferroviaire, Automobile et cycles, Construction navale et aéronautique, armement);
- secteur 06 : *Biens de Consommation* (Parachimie et pharmacie, Équipement ménager, Textile-habillement, Cuir-chaussures, Bois, meubles, divers, Presse, imprimerie, édition).

La nomenclature que nous adoptons pour répartir l'ensemble représentatif de 4081 entreprises industrielles françaises sur lequel nous travaillons, est sensiblement la même, à une modification près seulement. En effet, nous faisons éclater le secteur 05 des Biens d'Équipement en un secteur « Biens d'Équipement Professionnel » (Mécanique, Matériel électrique et électronique professionnel, Construction Navale et aéronautique, armement) et un autre secteur « Automobile, Transport Terrestre » (Véhicules utilitaires et matériel ferroviaire, Automobiles et cycles). Enfin, nous excluons les entreprises, d'ailleurs fort peu nombreuses, du secteur Énergie.

Notre étude porte donc sur les cinq secteurs suivants :

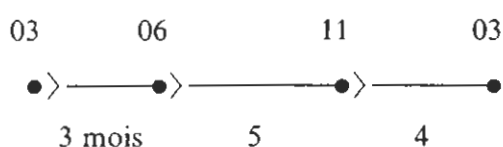
- un secteur 1 des Industries Agricoles et Alimentaires;
- un secteur 2 des Biens Intermédiaires;
- un secteur 3 des Biens d'Équipement Professionnel;
- un secteur 4 Automobile, Transport Terrestre;
- un secteur 5 des Biens de Consommation (Biens de consommation courante et Biens d'Équipement Ménager).

2.1. Considérations générales sur les échantillons utilisés pour nos estimations

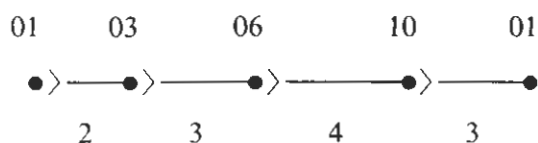
Nous disposons au départ d'un vaste ensemble de données regroupant les réponses de 4081 entreprises (dont on sait pour chaque date, à quel secteur chacune appartient) aux 29 questionnaires de « l'enquête sur la Situation et les Perspectives dans l'Industrie » réalisés par l'INSEE entre juin 1974 et juin 1982.

Sur cet intervalle de 8 années, est intervenu en 1978, après l'enquête de juin, un changement dans la périodicité de ces enquêtes.

Ancienne périodicité (en vigueur de 74 06⁶ à 78 06 soit sur 13 de nos 29 enquêtes) :



Nouvelle périodicité (en vigueur de 78 10 à 8 206 soit sur 16 de nos 29 enquêtes) :



Nous devons construire autant d'échantillons qu'il y a de secteurs pris en compte dans notre étude. Une observation d'un quelconque de ces échantillons est constituée par le vecteur des valeurs prises par un ensemble de différentes variables qualitatives pour une quelconque entreprise du secteur étudié à une quelconque enquête. Ces variables qualitatives permettent en particulier de déterminer (selon deux méthodes de classification choisies) le régime dans lequel se trouve chaque entreprise à chaque enquête.

Nous devons retenir aussi pour l'enquête de la date t les informations de la date $t-1$ permettant d'une part de déterminer dans quel régime se trouvait l'entreprise à la période $t-1$ et d'autre part de déterminer son erreur de prévision de la demande.

Les observations de nos échantillons doivent bien sûr toutes présenter un décalage du même nombre de mois entre la variable endogène (du régime dans lequel se trouve l'entreprise à la date de l'enquête) et la variable endogène retardée (du régime dans lequel se trouvait l'entreprise à la date de la précédente enquête).

6. 74 06 représente le sixième mois de l'année 1974.

Les deux systèmes de périodicité des enquêtes font apparaître des valeurs communes de décalage : décalage à 3 mois ou décalage à 4 mois.

Un échantillon d'observations avec des décalages (des variables endogènes) à 4 mois limiterait l'étendue de notre étude aux huit enquêtes suivantes, seulement : 75 03, 76 03, 77 03, 78 03, 78 10, 79 10, 80 10, 81 10.

Nous travaillons donc sur des échantillons d'observations avec des décalages (des variables endogènes) à 3 mois qui permettent de prendre en considération pour notre étude, les 12 enquêtes suivantes : 75 06, 76 06, 77 06, 78 06, 79 01, 79 06, 80 01, 80 06, 81 01, 81 06, 82 01, 82 06; soient les enquêtes n° (dans la numérotation initiale) : 4, 7, 10, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29. Nous renumérotions ces enquêtes par IP=1, . . . , 12.

Il est important de rappeler que les 4081 entreprises de nos données de base n'ont pas été classées, une fois pour toutes, à savoir pour les 29 enquêtes, dans un secteur déterminé. L'appartenance d'une entreprise à un secteur particulier est décidée à chaque enquête à laquelle l'entreprise en question a répondu, par la nature de sa production majoritaire sur la période des 3 mois qui précèdent l'enquête.

Ainsi, pour chaque entreprise (4081) et à chaque enquête que nous avons retenue pour notre étude (12) nous considérons, outre les variables des différents modèles que nous voulons étudier, IS et IS1, indices du secteur de l'entreprise pour l'enquête qui nous intéresse et celle, 3 mois avant. Au maximum nous pouvons donc disposer de $4081 \times 12 = 48\,972$ observations, tous secteurs confondus. Mais si $IS=0$ ou $IS1=0$, on ne connaît pas le secteur et on élimine l'observation. Il ne nous en reste plus alors que 25 984, soit une perte de 22 988 qui mesure le phénomène de non-réponse des entreprises pour les $(2 \times 12) = 24$ enquêtes qui nous intéressent ou bien l'impossibilité de trouver un produit majoritaire. Enfin, si $IS \neq IS1$, l'observation est à cheval sur deux secteurs et on l'élimine aussi. Il ne nous reste ainsi que 25 860 observations soit une perte supplémentaire de 124 observations qui mesure le phénomène de changement de secteur d'une entreprise entre une enquête et l'enquête suivante qui nous intéresse (voir tableau 1).

TABLEAU 1

IP	IS	1	2	3	4	5	6 ⁷
1	185	594	317	62	692	4	
2	206	635	309	82	773	6	
3	217	745	356	75	804	7	
4	223	793	394	77	832	8	
5	206	739	349	80	743	7	
6	228	834	394	79	820	8	
7	221	820	385	81	808	7	
8	225	777	390	79	856	7	
9	203	779	400	82	784	7	
10	168	698	344	67	686	5	
11	191	727	383	71	751	7	
12	179	688	344	65	686	6	
	2 452	8 829	4 365	900	9 235	79	25 860

7. Le secteur 6 est le secteur Energie éliminé de notre étude.

Mais parmi ces 25 860 observations là, certaines sont telles que la variable endogène (notée IR10 quand on retient la méthode 1 de classification dans les régimes) et la variable endogène retardée (notée IR11 dans ce même cas) sont l'une ou l'autre, sinon toutes les deux, nulles (par manque d'information i. e. absence de réponse aux questions qui nous sont indispensables pour pouvoir classifier).

D'où le tableau 2 qui nous donne le nombre maximal d'observations utilisables dans chaque échantillon sectoriel pour l'estimation de modèles du type IR10/IR11, ... où les points de suspension symbolisent les variables qualitatives exogènes que nous construisons aussi, mais sans recours aux réponses de l'entreprise.

TABLEAU 2

IS	1	2	3	4	5	6	
IP							
1	155	459	241	47	533	4	
2	168	490	243	64	552	6	
3	184	586	266	57	588	7	
4	188	608	303	60	611	8	
5	170	563	267	61	544	6	
6	183	638	304	62	614	6	
7	184	651	312	59	626	5	
8	187	614	318	58	659	5	
9	185	601	325	56	589	7	
10	131	521	265	54	522	4	
11	166	583	294	52	562	7	
12	145	528	267	52	518	5	
	2046	6842	3405	682	6918	70	19963

Il en va autrement si nous introduisons une variable qualitative exogène telle que MSD qui est chargée de nous dire si l'entrepreneur anticipe correctement, surestime ou sous-estime l'évolution de la demande (de son produit majoritaire) et qu'on appelle variable de « surprise sur la demande ». En effet, cette variable est construite à partir de réponses à certaines questions de l'enquête qui lorsqu'elles ont été omises par l'entrepreneur interrogé, ne nous permettent pas de conclure. Dans l'observation concernée figure alors $MSD=0$, qui la rend inutilisable pour l'estimation de modèles du type IR10/IR11, MSD, ...

D'où le tableau 3 des tailles maximales (ventilées par périodes) des échantillons sectoriels que nous pouvons utiliser pour l'estimation de nos modèles avec variable « surprise ».

TABLEAU 3

IP	IS	1	2	3	4	5	6
1	131	419	220	43	496	4	
2	124	382	179	48	443	3	
3	117	407	173	37	450	4	
4	112	413	189	39	443	5	
5	93	383	175	38	401	3	
6	99	439	197	38	460	2	
7	107	462	195	37	482	2	
8	108	427	208	33	495	1	
9	112	430	219	39	440	3	
10	68	346	183	36	387	1	
11	94	413	203	30	415	3	
12	76	364	161	31	381	1	
	1 241	4 885	2 302	449	5 293	32	14 202

2.2. Considérations générales sur la forme de nos modèles

Ce sont des modèles log linéaires conditionnels de probabilité. Leurs variables sont *toutes* des variables *qualitatives* à quatre, trois ou deux catégories.

Nos modèles sont de deux types, suivant qu'ils comportent (type II) ou ne comportent pas (type I), la variable exogène « surprise sur la demande à la date de l'enquête », notée MSD.

Ils comportent tous la variable endogène du « régime de l'entreprise à la date de l'enquête », notée IR-0, et la variable endogène retardée du « régime de l'entreprise à la date de la précédente enquête », notée IR-1.

Les modèles de type I comportent en plus, au maximum, cinq variables exogènes qualitatives dichotomiques (i. e. à deux catégories).

Les modèles de type II comportent en plus, au maximum, quatre variables exogènes qualitatives dichotomiques.

Ces limites sur le nombre de variables admissible dans nos modèles sont imposées par la capacité mémoire centrale du calculateur utilisé. Avec le nombre de variables et leur nombre de catégories, croît très rapidement la dimension de l'espace vectoriel associé à un modèle et donc le besoin en capacité de calcul pour l'estimation de ce modèle.

Par l'utilisation d'échantillons appropriés, nos modèles, quel qu'en soit le type font l'objet d'estimations par secteur et par méthode de classification utilisée pour les variables de régime.

Par exemple, pour la méthode 1 de classification, nous estimons sur échantillons sectoriels, des modèles

du type I :

IR10/IR11, A, B, C, D, E⁸

(4) (4) (2) (2) (2) (2) (2) ←

nombre
de catégories
de la variable

du type II :

IR10/IR11, MSD, A', B', C', D'⁸

(4) (4) (3) (2) (2) (2) (2) ←

2.3. Considérations générales sur les variables exogènes de nos modèles (autres que MSD)

Ce sont des variables qualitatives dichotomiques (= 1 ou = 2).

Il en existe de plusieurs sortes suivant la variable économique « parente » qu'elles incarnent : niveau des dépenses publiques dans le secteur, dans l'économie, niveau du coût salarial réel dans le secteur, niveau du pouvoir d'achat dans l'ensemble de l'économie...

Pour une même sorte de variable exogène, on distingue en fait quatre variables exogènes différentes selon le nombre de trimestres (0, 1, 2 ou 3) qui sépare toujours l'observation de cette variable de l'une des 12 dates d'enquête à laquelle on observe la variable IR - 0 (janvier ou juin).

Ainsi, nous avons par exemple :

- IA, variable exogène qualitative à la date de l'enquête où l'on observe IR - 0, soit toujours janvier ou juin;
 - IA1, la même variable observée 3 mois avant la date de l'enquête, soit toujours en octobre ou mars;
 - IA2, la même variable observée 6 mois avant la date de l'enquête, soit toujours en juillet ou décembre;
- et IA3, la même variable observée 9 mois avant la date de l'enquête, soit toujours en avril ou septembre.

8. A, B, C, D, E, A', B', C', D' sont des variables exogènes inspirées du modèle théorique de la section 1.

2.4. Passage de la forme quantitative à la forme qualitative des variables exogènes de nos modèles (autres que MSD)

On considère ce que nous appelons la variable quantitative « parente » que nous observons dans les comptes trimestriels de l'INSEE⁹ pour chaque trimestre du deuxième trimestre 1974 au deuxième trimestre 1982, soit 33 points. La valeur de chaque trimestre est associée à la date représentée par le dernier mois de ce trimestre soit donc l'ensemble suivant de dates : mars, juin, septembre, décembre.

On effectue une régression de type MCO de la variable quantitative concernée (33 observations) sur la variable « temps » variant de 1 à 33. La droite d'ajustement ainsi obtenue donne une représentation du « trend » de cette variable.

Nous déduisons alors la valeur de notre variable qualitative pour chacune des 33 dates, de la comparaison de la valeur de la variable quantitative observée à cette date, avec la valeur du « trend » (ou valeur ajustée de la variable) à la même date.

Si la valeur de la variable quantitative est supérieure à celle du trend, la variable qualitative est égale à 1, sinon elle est égale à 2.

Pour les dates d'enquête que nous devons considérer mais qui sont différentes de mars, juin, septembre et décembre, à savoir pour avril, juillet, octobre et janvier, on peut toujours connaître par le calcul la valeur du « trend » mais on ne dispose pas de valeur observée de la variable quantitative. On procède alors entre les deux dates (d'enquête) d'observation de cette variable où se situe la date en question, à une approximation linéaire qui nous fournit une valeur « calculée » de la variable quantitative que nous comparons à la valeur « calculée » du trend pour donner la valeur de notre variable qualitative à cette date.

Après calcul des 33 valeurs de la variable qualitative en question, nous disposons sans peine des 12 valeurs nécessaires de IA, IA1, IA2 et IA3.

Ce sont pour IA1, par exemple, les valeurs de la variable qualitative aux 12 (parmi les 33) dates suivantes : 75 03, 76 03, 77 03, 78 03, 78 10, 79 03, 79 10, 80 03, 80 10, 81 03, 81 10, 82 03.

2.5. Variable MSD

A partir des réponses à deux enquêtes successives, on peut déterminer, pour chaque entreprise, si elle a surévalué, évalué correctement ou sous-évalué sa demande. On constate qu'une majorité d'entreprises évaluent correctement leur demande.

$$\begin{aligned} \text{MSD} &= 1 \text{ si l'entreprise surévalue sa demande} \\ &= 2 \text{ si elle l'évalue correctement} \\ &= 3 \text{ si elle la sous-évalue} \end{aligned}$$

3 Méthodes de classification

Nous donnons ci-dessous le plan du questionnaire de l'enquête.

Les rubriques 1 et 4 qui portent la mention NC ne nous ont pas été communiquées; quant aux rubriques 2, 3 et 5 qui sont les seules utilisées dans l'état actuel de nos travaux, leur décomposition doit en fournir un bref aperçu, étant entendu qu'il sera donné le détail de ces rubriques au fur et à mesure de la présentation.

1. Nature et importance de l'entreprise (NC)
2. Quelques indications sur la situation actuelle dans votre entreprise
 - 2.1. Les goulots de production
 - 2.2. Les capacités de production inutilisées
 - 2.3. L'adaptation de votre capacité de production actuelle à la demande
 - 2.4. Difficultés de trésorerie
3. Questions relatives à la main-d'œuvre
 - 3.1. Difficultés de recrutement
 - 3.2. Effectifs et durée hebdomadaire du travail
 - 3.3. Taux de salaire
4. Questions relatives aux matières premières et demi-produits (NC)
5. Questions relatives aux produits de votre entreprise
 - 5.1. Évolution de votre production
 - 5.2. Évolution de la demande (toutes provenances : France, zone Franc, Étranger)
 - 5.3. Évolution de la demande étrangère (hors zone Franc)
 - 5.4. Évolution de vos délais de livraison
 - 5.5. Évolution de vos stocks de produits fabriqués (produits prêts pour la vente)
 - 5.6. Évolution de vos prix de vente
6. Vos prévisions sur l'industrie française dans son ensemble

Tout d'abord, nous recherchons dans les réponses d'un entrepreneur au questionnaire d'enquête, les moyens de situer son entreprise dans un des régimes de la typologie des déséquilibres.

La typologie dont il s'agit n'est autre que la transposition au niveau microéconomique d'une entreprise, de celle des théoriciens du déséquilibre. On raisonne comme si chaque entreprise avait dans le court terme son marché du produit et son marché du travail.

9. Voir annexe 1 pour plus de détails.

Pour chaque entreprise, la variable qualitative dichotomique (1,2) AQ sera chargée de décrire la situation sur le marché du produit et la variable qualitative dichotomique (1,2) AL, celle sur le marché du travail.

Q^s et Q^d représentent respectivement la quantité de produit offerte par l'entreprise et celle demandée par les ménages, L^s et L^d , la quantité de travail offerte par les ménages et celle demandée par l'entreprise.

Le montant de la transaction sur un marché s'établit sur le « côté court », par exemple Q^s quand $Q^d > Q^s$.

Sur le *marché du produit* :

quand	il y a	rationnement	c'est un marché	AQ=
$Q^s > Q^d$	excès d'offre de l'entreprise	de l'entreprise	d'acheteurs	1
$Q^s < Q^d$	excès de demande des ménages	des ménages	de vendeurs	2

Sur le *marché du travail* :

quand	il y a	rationnement	c'est un marché	AL=
$L^s > L^d$	excès d'offre des ménages	des ménages	d'acheteurs	1
$L^s < L^d$	excès de demande de l'entreprise	des entreprises	de vendeurs	2

La typologie des équilibres définitivement adoptée est alors donnée par le tableau 4.

TABLEAU 4

	AL=	1 ($L^s > L^d$)	2 ($L^s < L^d$)
1, ($Q^s > Q^d$)	Chômage keynésien	Sous-consommation	
2, ($Q^s < Q^d$)	Chômage classique	Inflation contenue	

Nous construisons ainsi la variable qualitative IR

$$\begin{aligned}
 \text{IR} = 1 &\Leftrightarrow \text{AL} = 1, \text{AQ} = 1 \\
 = 2 &\Leftrightarrow \text{AL} = 2, \text{AQ} = 1 \\
 = 3 &\Leftrightarrow \text{AL} = 1, \text{AQ} = 2 \\
 = 4 &\Leftrightarrow \text{AL} = 2, \text{AQ} = 2
 \end{aligned}$$

Nous allons maintenant, successivement présenter deux méthodes de classification des entreprises.

Nous avons naturellement recherché dans l'enquête les questions qui évoquent le plus directement pour le producteur, la perception de rationnements sur les marchés qui le concernent. D'où la première méthode qui suit :

3.1. Première méthode de classification

Nous considérons, dans un premier temps de façon très tranchée, et comme MALINVAUD¹⁰, que si le producteur répond OUI à la question suivante (première question de la rubrique 2.1 du plan du questionnaire) :

« Si vous receviez plus de commandes pourriez-vous produire davantage avec vos moyens actuels ? »

c'est qu'il est contraint par le niveau de la demande et si NON, qu'il ne l'est sûrement pas. Donc si OUI : $AQ=1$ et si NON : $AQ=2$.

De même, s'il répond OUI à la question (première question de la rubrique 3.1 du plan) :

« Éprouvez-vous actuellement des difficultés de recrutement ? »

c'est que les ménages ne sont certainement pas contraints par le niveau d'emploi dans ce secteur et inversement, si NON, qu'ils le sont. Donc si OUI : $AL=2$ et si NON : $AL=1$.

On arrive bien alors, si le producteur a répondu à ces deux questions, à situer chaque entreprise dans un des quatre régimes de la typologie.

Nous obtenons les tableaux 5 à 10 :

Il serait intéressant de commenter en détail ces tableaux au vu de la conjoncture française. Nous nous bornerons à quelques remarques destinées à mettre en parallèle la relance-Chirac de juin 75 à juin 76 et la relance Mauroy de juin 81 à juin 82. Dans les deux cas, la proportion d'entreprises en régime keynésien diminue passant de 69,7 à 51,82 dans le premier cas, de 73,55 à 63,96 dans le deuxième; ainsi la relance Chirac apparaît plus efficace au sens de ce critère. On observe une augmentation de la proportion des entreprises en régime classique relativement plus forte dans le deuxième cas. Ceci est logique dans la mesure où la relance Mauroy a été accompagnée d'une augmentation sensible des bas salaires.

Les secteurs de biens intermédiaires et d'équipement professionnel sont dans les deux cas les plus lents à réagir; le secteur automobile, transport terrestre réagit très fortement et très vite; le secteur de biens de consommation réagit très vite mais moins fortement.

Enfin, l'augmentation importante du chômage keynésien de juin 80 à janvier 81 semble être le reflet du deuxième choc pétrolier.

10. Dans les enquêtes auprès des entreprises, on demande régulièrement aux entrepreneurs s'ils produiraient plus en cas de demande plus forte, autrement dit s'ils sont rationnés sur le marché du produit. MALINVAUD, *op. cit.* [1980], p. 73.

TABLEAU 5

Ensembles des cinq secteurs
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	1 741	67,03	15,51	11,77	5,69
75 06	1 818	69,70	15,51	9,79	5,00
75 11	1 869	68,27	14,87	11,40	5,46
76 03	1 842	62,81	18,24	11,67	7,28
76 06	1 787	51,82	22,50	13,43	12,25
76 11	1 829	55,28	20,78	13,72	10,22
77 03	1 923	57,88	18,82	14,30	9,00
77 06	1 917	58,53	18,62	14,45	8,40
77 11	2 119	60,97	18,12	13,07	7,84
78 03	2 013	62,49	18,33	12,57	6,61
78 06	2 031	59,87	18,07	14,33	7,73
78 10	1 785	60,62	17,54	14,73	7,11
79 01	2 036	60,95	16,85	15,28	6,92
79 03	1 988	60,82	15,79	16,35	7,04
79 06	1 965	56,69	15,98	18,73	8,60
79 10	1 996	54,61	16,33	20,14	8,92
80 01	1 919	56,70	16,21	18,86	8,23
80 03	2 031	54,01	16,45	20,38	9,16
80 06	1 957	56,11	16,09	18,65	9,15
80 10	2 015	63,23	16,63	14,14	6,00
81 01	1 804	69,01	14,63	12,42	3,94
81 03	1 726	71,55	12,57	12,34	3,54
81 06	1 671	73,55	11,19	11,85	3,41
81 10	1 774	70,97	12,63	12,91	3,49
82 01	1 832	70,69	11,68	13,37	4,26
82 03	1 743	69,31	13,42	12,79	4,48
82 06	1 648	63,96	15,53	14,93	5,58

TABLEAU 6

Secteur 1 : Industries agricoles et alimentaires
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	190	75,79	14,21	9,47	0,53
75 06	207	72,95	13,04	12,56	1,45
75 11	207	68,60	11,11	15,94	4,35
76 03	219	71,69	15,07	11,87	1,37
76 06	201	66,17	16,91	12,94	3,98
76 11	222	63,06	14,86	17,12	4,96
77 03	225	69,33	15,11	12,00	3,56
77 06	222	65,77	15,77	13,51	4,95
77 11	236	61,02	12,71	20,34	5,93
78 03	226	63,27	13,72	19,47	3,54
78 06	225	65,33	14,22	16,89	3,56
78 10	201	63,18	11,94	20,40	4,48
79 01	231	69,70	9,52	18,18	2,60
79 03	219	69,41	11,42	15,98	3,19
79 06	219	65,30	11,87	19,18	3,65
79 10	220	66,82	11,36	16,36	5,46
80 01	210	69,05	8,57	19,05	3,33
80 03	228	66,67	11,40	18,86	3,07
80 06	218	66,51	11,01	18,81	3,67
80 10	235	65,53	12,77	16,60	5,10
81 01	206	68,93	13,11	14,56	3,40
81 03	176	70,45	11,36	16,48	1,71
81 06	176	71,59	7,96	18,18	2,27
81 10	188	70,75	9,04	17,55	2,66
82 01	212	73,59	9,43	14,15	2,83
82 03	190	70,53	13,68	13,68	2,11
82 06	173	67,05	13,29	15,61	4,05

TABLEAU 7

Secteur 2 : Biens intermédiaires
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	568	61,09	19,01	13,21	6,69
75 06	620	67,26	16,77	10,00	5,97
75 11	642	68,85	16,35	9,97	4,83
76 03	628	65,13	19,90	9,40	5,57
76 06	619	50,24	26,50	13,73	9,53
76 11	626	56,39	23,00	11,34	9,27
77 03	705	57,45	21,42	13,47	7,66
77 06	710	59,44	20,56	11,83	8,17
77 11	794	63,35	20,65	10,08	5,92
78 03	774	64,08	19,12	10,98	5,82
78 06	748	61,37	19,65	11,36	7,62
78 10	673	62,56	19,46	11,74	6,24
79 01	789	59,95	19,14	14,57	6,34
79 03	772	60,36	16,84	15,93	6,87
79 06	767	56,85	16,56	17,99	8,60
79 10	790	52,28	17,09	21,01	9,62
80 01	745	54,63	18,12	18,52	8,73
80 03	766	50,13	18,41	20,63	10,83
80 06	741	51,82	17,41	19,16	11,61
80 10	771	58,50	20,36	14,27	6,87
81 01	696	68,25	15,08	12,93	3,74
81 03	667	71,06	13,49	11,85	3,60
81 06	652	73,16	12,27	11,66	2,91
81 10	718	70,47	14,07	12,26	3,20
82 01	719	73,43	11,96	11,13	3,48
82 03	689	73,30	13,64	8,85	4,21
82 06	645	66,36	16,90	11,63	5,11

TABLEAU 8

Secteur 3 : Biens d'équipement professionnel
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	257	60,31	17,51	12,45	9,73
75 06	248	61,70	20,16	8,87	9,27
75 11	265	62,64	19,25	9,81	8,30
76 03	225	54,22	23,11	12,00	10,67
76 06	218	47,25	26,60	11,01	15,14
76 11	228	56,14	23,25	8,77	11,84
77 03	212	58,12	22,17	10,85	8,96
77 06	203	59,11	23,65	10,84	6,40
77 11	215	62,79	20,93	9,30	6,98
78 03	200	66,50	20,50	7,00	6,00
78 06	197	61,93	24,37	6,09	7,61
78 10	184	65,76	19,02	8,70	6,52
79 01	193	69,95	20,20	6,22	3,63
79 03	191	67,54	18,33	7,85	6,28
79 06	181	65,19	16,58	9,39	8,84
79 10	177	56,50	23,16	13,56	6,78
80 01	184	59,24	19,02	11,41	10,33
80 03	175	57,72	21,14	9,71	11,43
80 06	179	54,19	22,35	7,82	15,64
80 10	172	61,05	18,02	10,47	10,46
81 01	161	61,49	21,12	8,07	9,32
81 03	156	66,02	17,30	8,99	7,69
81 06	149	67,11	22,15	6,04	4,70
81 10	147	67,35	20,41	8,16	4,08
82 01	147	68,03	19,73	8,84	3,40
82 03	144	61,81	25,69	8,33	4,17
82 06	142	59,86	27,47	7,04	5,63

TABLEAU 9

Secteur 4 : Automobile, transport terrestre
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	51	78,43	13,73	5,88	1,96
75 06	59	84,75	11,86	1,70	1,69
78 11	57	71,93	15,79	5,26	7,02
76 03	51	58,82	17,65	11,77	11,76
76 06	59	47,46	22,03	15,26	15,25
76 11	56	53,57	23,21	12,50	10,72
77 03	47	57,45	12,77	14,89	14,89
77 06	50	56,00	12,00	20,00	12,00
77 11	47	70,21	14,89	10,64	4,26
78 03	51	70,59	15,69	9,80	3,92
78 06	51	66,67	13,72	13,73	5,88
78 10	43	69,77	13,95	6,98	9,30
79 01	48	72,92	14,58	10,42	2,08
79 03	45	82,22	4,45	13,33	0,00
79 06	44	75,00	11,36	11,37	2,27
79 10	43	63,79	9,30	23,26	4,65
80 01	40	67,50	17,50	15,00	0,00
80 03	42	52,38	26,19	9,52	11,91
80 06	36	44,45	16,67	19,44	19,44
80 10	37	62,16	16,22	10,81	10,81
81 01	36	77,78	16,66	2,78	2,78
81 03	39	71,80	20,51	5,13	2,56
81 06	37	89,19	8,11	2,70	0,00
81 10	36	77,78	11,11	8,33	2,78
82 01	30	73,34	10,00	13,33	3,33
82 03	34	73,53	17,65	5,88	2,94
82 06	39	69,23	12,82	15,39	2,56

TABLEAU 10

Secteur 5 : Biens de consommation (courante et équipement ménager)
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
75 03	670	71,34	12,39	11,19	5,08
75 06	679	72,46	13,84	9,72	3,98
75 11	691	69,32	13,02	12,45	5,21
76 03	712	60,96	16,29	13,48	9,27
76 06	684	50,88	19,15	13,89	16,08
76 11	692	51,59	19,80	16,33	12,28
77 03	727	54,61	16,92	16,78	11,69
77 06	724	55,25	16,71	17,96	10,08
77 11	819	57,63	16,61	15,02	10,74
78 03	754	59,02	18,44	13,79	8,75
78 06	802	55,99	16,33	18,45	9,23
78 10	678	55,90	17,11	18,14	8,85
79 01	767	56,19	16,04	17,73	10,04
79 03	753	55,64	16,07	19,26	9,03
79 06	748	50,80	16,71	22,06	10,43
79 10	759	52,57	15,94	21,61	9,88
80 01	734	54,09	15,80	20,98	9,13
80 03	814	53,69	14,37	23,22	8,72
80 06	777	58,43	14,80	20,46	6,31
80 10	793	67,85	13,87	14,12	4,16
81 01	698	71,35	13,03	12,61	3,01
81 03	681	73,86	10,43	12,77	2,94
81 06	653	75,19	8,73	11,95	4,13
81 10	678	72,27	10,47	13,42	3,84
82 01	717	67,64	10,46	16,18	5,72
82 03	680	66,47	10,29	17,65	5,59
82 06	644	61,49	12,27	19,56	6,68

3.2. Seconde méthode de classification

La première modification que comporte cette méthode, vis-à-vis de la première a été dictée par le souci de classer un plus grand nombre d'entreprises. A ce titre, la procédure de détermination de AL a été modifiée afin d'éviter le recours à la réponse, maintes fois manquante, sur les difficultés de recrutement. On a en effet observé que la première question, celle qui sert à la détermination de AQ, possédait un certain nombre de questions subsidiaires subordonnées à la réponse à cette première question, et notamment la question subsidiaire suivante qui représente un substitut tout à fait adéquat à la question des difficultés de recrutement : « Si vous receviez plus de commandes pourriez-vous produire davantage avec vos moyens actuels?

Si NON, vous êtes actuellement empêché de développer votre production et si OUI, vous êtes néanmoins actuellement gêné ou freiné par *l'insuffisance d'un personnel que vous avez des difficultés à accroître?*

et vous placez, alors, si cela est bien votre cas, une croix dans la case suivante ».

Ainsi, si l'entrepreneur coche la case, nous considérons qu'il est contraint par le niveau de l'emploi dans son secteur et $AL=2$. Sinon, l'absence de réponse (case vierge) a ici le gros avantage de ne pas nous laisser dans l'indétermination car il faut bien l'interpréter comme une négation de l'affirmation proposée, à savoir donc que l'entrepreneur n'éprouverait aucune difficulté de recrutement et que les ménages seraient, eux par contre, plutôt contraints par le niveau de l'emploi, soit $AL=1$.

Cette modification apportée à la première méthode a bien pour résultat une augmentation du nombre d'entreprises classées.

La seconde modification que comporte cette méthode vis-à-vis de la première, est basée sur le rappel des résultats de la première méthode qui ont montré un très fort pourcentage d'entreprises classées en chômage keynésien.

Ainsi, on pourrait craindre que cette procédure de classification comporte un biais systématique en faveur de ce régime. En effet, un entrepreneur en situation de chômage classique et donc, non contraint par le niveau de la demande, pourrait très bien répondre OUI à la première question (soit $AQ=1$) en l'envisageant sous l'angle strict de la possibilité technique et non, sous l'angle « notionnel », car alors il pourrait, en effet, techniquement parlant, « produire davantage s'il recevait plus de commandes » mais ne le ferait pas sous le critère de la maximisation du profit.

Compte tenu de cette remarque, nous sommes donc conduits à revoir, pour la deuxième fois, notre première procédure de classification en trouvant le moyen d'écarter, au bénéfice du doute, l'entrepreneur qui répondait OUI à la première question tout en nous laissant penser qu'il n'est pas en régime keynésien.

C'est ainsi que l'entrepreneur qui répondra OUI à la première question, en précisant par le biais de ses réponses aux questions subsidiaires, « qu'il serait néanmoins actuellement gêné ou freiné d'accroître sa production *pour une autre raison* que celle d'une insuffisance de personnel, d'équipement ou d'approvisionnement », sera écarté de notre classification. En effet, on peut alors considérer que cette autre raison qui n'est pas d'ordre matériel, est

plutôt d'ordre financier et a trait en particulier à la rentabilité prévisible de cette production, et que cette entreprise serait plutôt à classer en régime de chômage classique, par exemple, si les ménages sont contraints sur l'emploi.

Nous obtenons les résultats décrits dans les tableaux 11 à 16 :

TABLEAU 11

Ensemble des cinq secteurs
(seconde classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
74 06	1 649	34,14	20,86	23,35	21,65
74 11	1 326	54,38	14,40	20,59	10,63
75 03	1 537	70,46	9,11	13,66	6,77
75 06	1 688	74,76	7,82	12,15	5,27
75 11	1 698	73,50	7,18	12,84	6,48
76 03	1 702	68,51	9,64	13,51	8,34
76 06	1 696	59,49	12,26	17,40	10,85
76 11	1 704	61,33	11,97	16,78	9,92
77 03	1 793	63,97	9,65	18,01	8,37
77 06	1 787	65,53	8,62	17,85	8,00
77 11	1 942	67,92	8,75	15,86	7,47
78 03	1 856	69,07	8,94	16,06	5,93
78 06	1 914	65,89	9,56	17,50	7,05
78 10	1 669	67,47	7,91	18,09	6,53
79 01	1 930	67,36	7,93	18,55	6,16
79 03	1 882	66,79	7,22	20,46	5,53
79 06	1 869	61,64	7,87	23,27	7,22
79 10	1 890	59,74	8,20	24,34	7,72
80 01	1 839	62,10	8,05	23,00	6,85
80 03	1 929	59,67	7,83	24,83	7,67
80 06	1 869	61,26	7,92	23,06	7,76
80 10	1 875	70,67	6,83	17,28	5,22
81 01	1 701	75,49	6,05	15,11	3,35
81 03	1 605	77,63	4,73	14,46	3,18
81 06	1 554	77,54	5,15	14,41	2,90
81 10	1 656	76,39	5,13	15,22	3,26
82 01	1 699	76,16	3,88	16,07	3,89
82 03	1 635	74,56	5,20	16,02	4,22
82 06	1 555	71,45	5,40	17,56	5,59

TABLEAU 12

Secteur 1 : Industries agricoles et alimentaires
(seconde classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
74 06	140	64,28	13,57	14,29	7,86
74 11	129	70,54	8,53	18,60	2,33
75 03	159	83,02	5,03	11,95	0,00
75 06	184	79,89	4,35	14,67	1,09
75 11	185	72,43	4,86	17,84	4,87
76 03	192	78,13	5,73	14,06	2,08
76 06	199	75,88	7,03	15,08	2,01
76 11	207	70,53	5,31	19,81	4,35
77 03	205	77,56	3,90	14,64	3,90
77 06	198	73,74	5,05	16,67	4,54
77 11	212	65,57	4,72	25,94	3,77
78 03	211	71,09	3,79	22,28	2,84
78 06	210	69,53	7,14	22,38	0,95
78 10	178	68,54	3,37	25,84	2,25
79 01	209	72,73	3,35	22,01	1,91
79 03	205	76,58	2,44	20,00	0,98
79 06	200	68,00	6,00	23,50	2,50
79 10	203	69,95	5,42	22,17	2,46
80 01	206	72,33	2,43	24,27	0,97
80 03	208	70,67	2,89	25,00	1,44
80 06	201	71,64	2,49	21,39	4,48
80 10	213	72,30	3,28	22,07	2,35
81 01	200	75,00	4,00	19,00	2,00
81 03	162	77,78	1,85	19,14	1,23
81 06	162	72,22	4,32	20,37	3,09
81 10	175	73,72	3,43	21,14	1,71
82 01	190	77,90	3,16	17,89	1,05
82 03	176	78,98	1,70	17,61	1,71
82 06	159	76,10	1,26	20,12	2,52

TABLEAU 13

Secteur 2 : Biens intermédiaires
(seconde classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
74 06	567	24,69	21,16	30,87	23,28
74 11	447	46,31	16,55	25,73	11,41
75 03	509	65,62	11,39	15,52	7,47
75 06	584	72,26	9,07	13,36	5,31
75 11	589	74,87	8,32	11,55	5,26
76 03	590	72,20	10,85	11,53	5,42
76 06	573	58,11	16,06	18,15	7,68
76 11	576	62,15	14,24	15,80	7,81
77 03	642	65,11	10,90	18,07	5,92
77 06	662	68,28	9,06	16,31	6,35
77 11	720	70,56	10,69	13,61	5,14
78 03	700	71,86	9,14	15,00	4,00
78 06	712	67,98	10,67	15,17	6,18
78 10	626	71,09	8,63	15,97	4,31
79 01	746	67,69	8,98	18,10	5,23
79 03	735	67,07	8,44	19,86	4,63
79 06	731	62,38	8,07	23,26	6,29
79 10	751	57,26	9,32	26,63	6,79
80 01	705	61,28	8,37	24,11	6,24
80 03	728	57,42	8,24	25,41	8,93
80 06	714	58,55	8,12	24,79	8,54
80 10	738	68,56	8,54	17,89	5,01
81 01	673	74,74	6,98	15,16	3,12
81 03	623	78,17	4,98	14,12	2,73
81 06	614	77,52	6,03	13,84	2,61
81 10	673	77,41	5,65	13,82	3,12
82 01	667	79,61	3,45	14,09	2,85
82 03	649	80,43	4,47	11,56	3,54
82 06	607	75,29	6,10	15,32	3,29

TABLEAU 14

Secteur 3 : Biens d'équipement professionnel
(seconde classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
7406	291	27,83	22,68	18,56	30,93
7411	221	47,96	18,10	18,55	15,39
7503	243	64,61	10,70	12,76	11,93
7506	243	69,96	9,05	10,70	10,29
7511	250	71,60	9,20	8,80	10,40
7603	214	63,08	11,22	13,55	12,15
7606	217	58,06	13,36	14,29	14,29
7611	214	65,89	11,21	10,28	12,62
7703	204	66,18	11,76	11,28	10,78
7706	200	69,00	11,00	11,50	8,50
7711	199	73,37	9,04	11,56	6,03
7803	191	74,35	11,52	8,90	5,23
7806	187	75,94	8,56	10,69	4,81
7810	177	72,32	10,17	9,60	7,91
7901	186	80,11	8,60	8,06	3,23
7903	185	77,30	7,02	8,65	7,03
7906	184	71,74	9,24	12,50	6,52
7910	177	65,54	11,86	15,25	7,35
8001	179	65,92	11,17	11,73	11,18
8003	168	63,69	14,29	10,12	11,90
8006	173	61,27	13,87	13,87	10,99
8010	162	70,37	6,79	12,96	9,88
8101	154	72,73	9,09	12,99	5,19
8103	151	74,83	7,95	10,60	6,62
8106	138	79,71	7,97	7,97	4,35
8110	142	77,47	9,15	7,75	5,63
8201	143	78,32	9,09	7,69	4,90
8203	139	73,38	12,95	9,35	4,32
8206	139	75,54	10,79	7,19	6,48

TABLEAU 15

Secteur 4 : Automobile, transport terrestre
(seconde classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
7406	63	39,68	22,22	17,46	20,64
7411	52	65,38	17,31	11,54	5,77
7503	47	85,11	6,38	6,38	2,13
7506	54	92,59	3,71	1,85	1,85
7511	53	67,93	15,09	11,32	5,66
7603	54	61,11	14,82	12,96	11,11
7606	58	58,62	10,35	13,79	17,24
7611	53	64,15	9,43	18,87	7,55
7703	47	63,83	6,38	21,28	8,51
7706	50	64,00	4,00	20,00	12,00
7711	45	80,00	4,44	8,89	6,67
7803	51	78,43	5,88	9,81	5,88
7806	49	75,51	4,08	16,33	4,08
7810	45	77,78	4,44	15,56	2,22
7901	47	85,11	2,13	10,64	2,13
7903	44	86,36	0,00	13,64	0,00
7906	42	80,95	4,76	11,91	2,38
7910	41	70,73	0,00	24,39	4,88
8001	40	77,50	7,50	10,00	5,00
8003	43	72,09	4,65	18,61	4,65
8006	39	53,85	7,69	25,64	12,82
8010	37	75,68	0,00	16,21	8,11
8101	38	92,11	2,63	2,63	2,63
8103	35	88,57	2,86	5,71	2,86
8106	37	94,60	2,70	2,70	0,00
8110	33	87,88	0,00	9,09	3,03
8201	31	83,87	0,00	3,23	12,90
8203	31	87,10	3,22	3,23	6,45
8206	36	72,22	5,56	8,33	13,89

TABLEAU 16

Secteur 5 : Biens de consommation (courante et équipement ménager)
(première classification)

Date	Effectif	Chômage keynésien (%)	Sous- consommation (%)	Chômage classique (%)	Inflation contenue (%)
7406	584	38,36	21,40	21,23	19,01
7411	473	59,20	12,05	18,18	10,57
7503	574	72,65	7,84	13,41	6,10
7506	618	75,89	7,61	11,81	4,69
7511	614	73,62	5,37	14,50	6,51
7603	646	64,86	8,51	15,33	11,30
7606	643	56,14	10,26	18,82	14,78
7611	648	55,87	12,65	18,83	12,65
7703	688	58,00	9,88	20,93	11,19
7706	669	59,19	8,97	21,68	10,16
7711	758	63,85	8,18	16,76	11,21
7803	695	63,45	9,78	17,70	9,07
7806	749	59,55	9,88	20,16	10,41
7810	637	61,38	8,16	20,57	9,89
7901	734	60,90	8,45	21,25	9,40
7903	705	59,43	7,95	24,82	7,80
7906	705	55,03	8,09	26,81	10,07
7910	711	57,39	7,45	24,61	10,55
8001	703	58,18	8,68	25,03	8,11
8003	776	57,47	7,47	27,71	7,35
8006	735	61,63	7,76	23,67	6,94
8010	718	72,28	6,55	16,16	5,01
8101	630	76,35	5,24	14,92	3,49
8103	628	77,55	4,46	14,81	3,18
8106	598	77,59	4,01	15,39	3,01
8110	627	75,44	4,46	16,75	3,35
8201	663	71,49	3,62	19,76	5,13
8203	635	67,24	5,20	22,05	5,51
8206	608	65,62	4,44	21,88	8,06

Contrairement au résultat attendu, le pourcentage du chômage keynésien augmente. L'importance du chômage keynésien ne doit pas nécessairement être jugée excessive. Rappelons en effet que les estimations macro-économiques (par exemple ARTUS, LAROQUE et MICHEL [1984]) attribuent essentiellement l'ensemble de la période au chômage keynésien. Cette seconde classification permet de prendre en compte les enquêtes de juin et novembre 74. En particulier, on note l'augmentation brutale du chômage keynésien de juin à novembre 74. Il serait intéressant de pouvoir confirmer la faiblesse du chômage keynésien avant 1974 et de pouvoir interpréter cette augmentation par l'influence du choc pétrolier.

Enfin, les évolutions qualitatives que nous avons notées sur la première classification subsistent.

4 Évolution dynamique du déséquilibre

Notre objectif est d'expliquer à l'aide des variables mises en évidence dans la section 1, les matrices de probabilités de transition qui décrivent le passage d'un régime à l'autre.

Dans un premier temps, nous calculons les valeurs de ces matrices de transition indépendamment des variables exogènes.

$$\begin{bmatrix} \overline{CK}_{i,t} \\ \overline{SC}_{i,t} \\ \overline{CC}_{i,t} \\ \overline{IC}_{i,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_i(1/1) & P_i(1/2) & P_i(1/3) & P_i(1/4) \\ P_i(2/1) & P_i(2/2) & P_i(2/3) & P_i(2/4) \\ P_i(3/1) & P_i(3/2) & P_i(3/3) & P_i(3/4) \\ P_i(4/1) & P_i(4/2) & P_i(4/3) & P_i(4/4) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{CK}_{i,t-1} \\ \overline{SC}_{i,t-1} \\ \overline{CC}_{i,t-1} \\ \overline{IC}_{i,t-1} \end{bmatrix}$$

où $P_i(j/k)$ désigne la probabilité de passage du régime k au régime j , dans le secteur i .

Soit $T_{1\Sigma}$ la matrice de probabilités de transition sur l'ensemble des cinq secteurs pour la première méthode de classification :

$$T_{1\Sigma} = \begin{bmatrix} 85,82 & 24,69 & 24,31 & 12,13 \\ 7,00 & 64,24 & 2,74 & 18,53 \\ 5,73 & 2,32 & 65,45 & 14,51 \\ 1,45 & 8,74 & 7,51 & 54,84 \end{bmatrix} \quad 19\,833 \text{ observations}$$

Soit T_{1i} la matrice relative au secteur i pour la première méthode de classification :

$$T_{11} = \begin{bmatrix} 89,74 & 27,49 & 19,74 & 16,12 \\ 4,66 & 68,52 & 0,31 & 12,90 \\ 4,95 & 0,79 & 75,23 & 14,51 \\ 0,63 & 3,18 & 4,70 & 56,45 \end{bmatrix} \quad 2\,046 \text{ observations}$$

$T_{12} =$	$\begin{bmatrix} 85,76 & 25,25 & 23,83 & 12,41 \\ 7,74 & 64,76 & 2,43 & 14,67 \\ 5,44 & 1,76 & 66,42 & 17,60 \\ 1,05 & 8,22 & 7,30 & 55,30 \end{bmatrix}$	6 842 observations
$T_{13} =$	$\begin{bmatrix} 85,66 & 21,67 & 27,85 & 8,19 \\ 8,44 & 68,11 & 4,45 & 23,20 \\ 3,74 & 2,01 & 57,93 & 7,85 \\ 2,13 & 8,20 & 9,74 & 60,75 \end{bmatrix}$	3 405 observations
$T_{14} =$	$\begin{bmatrix} 86,98 & 25,83 & 30,86 & 9,30 \\ 6,62 & 59,16 & 1,23 & 34,88 \\ 4,56 & 2,50 & 56,79 & 6,97 \\ 1,82 & 12,50 & 11,11 & 48,83 \end{bmatrix}$	682 observations
$T_{15} =$	$\begin{bmatrix} 84,52 & 25,15 & 24,39 & 13,91 \\ 6,34 & 60,59 & 3,22 & 18,48 \\ 7,37 & 3,56 & 64,89 & 16,30 \\ 1,75 & 10,69 & 7,49 & 51,29 \end{bmatrix}$	6 918 observations

Ci-après, nous donnons les mêmes matrices pour la deuxième méthode de classification :

$T_{2\Sigma} =$	$\begin{bmatrix} 88,31 & 33,33 & 22,22 & 20,92 \\ 4,07 & 50,57 & 1,63 & 10,11 \\ 5,82 & 5,91 & 69,55 & 19,71 \\ 1,80 & 10,18 & 6,60 & 49,26 \end{bmatrix}$	18 117 observations
$T_{21} =$	$\begin{bmatrix} 91,35 & 50,00 & 16,94 & 20,00 \\ 2,73 & 46,97 & 0,81 & 8,57 \\ 5,24 & 1,51 & 78,96 & 17,14 \\ 0,66 & 1,51 & 3,27 & 54,28 \end{bmatrix}$	1 820 observations
$T_{22} =$	$\begin{bmatrix} 88,23 & 33,77 & 22,03 & 20,90 \\ 4,60 & 53,89 & 1,69 & 6,97 \\ 5,74 & 3,98 & 71,27 & 21,81 \\ 1,42 & 8,34 & 4,99 & 50,30 \end{bmatrix}$	6 261 observations
$T_{23} =$	$\begin{bmatrix} 89,91 & 32,91 & 23,24 & 21,58 \\ 4,43 & 50,95 & 1,93 & 12,59 \\ 3,34 & 5,06 & 64,40 & 18,70 \\ 2,30 & 11,07 & 10,41 & 47,12 \end{bmatrix}$	3 219 observations
$T_{24} =$	$\begin{bmatrix} 88,05 & 30,76 & 34,44 & 30,76 \\ 3,98 & 46,15 & 1,11 & 2,56 \\ 4,40 & 5,12 & 51,11 & 20,51 \\ 3,56 & 17,94 & 13,33 & 46,15 \end{bmatrix}$	645 observations

$T_{25} =$	<table style="border-collapse: collapse; width: 100%; text-align: center;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">86,48</td><td style="padding: 2px 10px;">30,92</td><td style="padding: 2px 10px;">22,71</td><td style="padding: 2px 10px;">19,79</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">3,77</td><td style="padding: 2px 10px;">47,36</td><td style="padding: 2px 10px;">1,73</td><td style="padding: 2px 10px;">11,57</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">7,62</td><td style="padding: 2px 10px;">9,43</td><td style="padding: 2px 10px;">68,29</td><td style="padding: 2px 10px;">18,94</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">2,11</td><td style="padding: 2px 10px;">12,28</td><td style="padding: 2px 10px;">7,25</td><td style="padding: 2px 10px;">49,68</td></tr> </table>	86,48	30,92	22,71	19,79	3,77	47,36	1,73	11,57	7,62	9,43	68,29	18,94	2,11	12,28	7,25	49,68	6 172 observations
86,48	30,92	22,71	19,79															
3,77	47,36	1,73	11,57															
7,62	9,43	68,29	18,94															
2,11	12,28	7,25	49,68															

Un premier ensemble d'estimations est présenté avec pour seules variables explicatives la variable de régime décalée d'un trimestre et la variable d'erreur de prévision de la demande.¹¹

Ces résultats doivent être lus de la façon suivante. Quand UTP (uppertail probability) est supérieur à 5 %, cela signifie que le modèle a été accepté lors d'un test du maximum de vraisemblance au niveau 5 % contre le modèle non contraint. Le nombre au-dessous d'une variable exprime le résultat d'un test du rapport de vraisemblance pour savoir si l'influence de cette variable est significative. Si le nombre est inférieur à 5, cela signifie que la suppression de cette variable est rejetée au niveau 5 %. De plus, lorsqu'une variable est significative nous indiquons les signes de l'effet sur les différentes composantes du vecteur indicateur des régimes, IR. Par exemple, (+, +, -, 0) signifie que la plus grande valeur pour la variable qualitative accroît les probabilités d'être dans les régimes 1 et 2, décroît la probabilité d'être dans le régime 3 et n'a pas d'effet sur la probabilité d'être dans le régime 4. Pour la variable à quatre modalités IR11, nous ne donnons pas ces signes qui sont toujours dans le bon sens.¹²

11. Nous estimons des modèles log-linéaires conditionnels contenant au plus des interactions du second ordre, les interactions du troisième ordre n'étant pas toujours estimables dû à la présence de cases vides. Si A est une variable endogène à I catégories, B et C des variables exogènes à J et K catégories, le modèle log-linéaire pour A sachant B et C s'écrit en utilisant la paramétrisation ANOVA comme suit :

$$P(A=i/B=j, C=k) = \frac{\exp(\alpha_A(i) + \alpha_{AB}(i,j) + \alpha_{AC}(i,k))}{\sum_{i'} \exp(\alpha_A(i') + \alpha_{AB}(i',j) + \alpha_{AC}(i',k))}$$

où les paramètres α satisfont les contraintes ANOVA :

$$\sum_i \alpha_A(i) = 0, \quad \sum_i \alpha_{AB}(i,j) = \sum_j \alpha_{AB}(i,j) = 0,$$

$$\sum_i \alpha_{AC}(i,k) = \sum_k \alpha_{AC}(i,k) = 0$$

Notons que, par exemple pour l'interaction AB, il n'y a que $(I-1)(J-1)$ paramètres $\alpha_{AB}(i,j)$ indépendants.

Dans notre cas, A=IR et donc I=4. Si c'est la variable explicative MSD (à trois catégories), il y a donc $(4-1)(3-1) = 6$ paramètres indépendants pour l'effet de MSD. Nous donnons dans les tableaux suivants les valeurs de $[\alpha_{AC}(i,1), i=1, \dots, 4]$ uniquement.

12. Voir annexe 2 pour le détail de l'output du logiciel CALM.

**Résultats par secteur
de l'estimation du modèle IR10/IR11, MSD**

Secteur	IR10/IR11 (%)	MSD	UTP (%)
1	0	18 (+, 0, 0, 0)	10,7
2	0	0 (+, +, -, -)	5,53
3	0	$0,137 \cdot 10^{-3}$ (+, +, -, -)	87,8
4	0	44,8 (0, 0, 0, 0)	29,8
5	0	$0,133 \cdot 10^{-12}$ (+, +, -, -)	24

**Résultats par secteur
de l'estimation du modèle IR20/IR21, MSD**

Secteur	IR20/IR21 (%)	MSD	UTP (%)
1	Convergence non obtenue après 20 itérations		
2	0	$0,473 \cdot 10^{-11}$ (+, +, 0, -)	21,3
3	0	$0,54 \cdot 10^{-4}$ (+, 0, -, 0)	70,1
4	0	26 (0, 0, 0, 0)	27,4
5	0	$0,209 \cdot 10^{-9}$ (+, +, -, -)	6,05

Comme on pouvait s'y attendre d'après les matrices de transition présentées ci-dessus, nous trouvons une très forte autocorrélation des régimes dans tous les secteurs. La variable erreur de prévision de la demande est très fortement significative dans les secteurs 2, 3, 5. Elle ne l'est pas dans les secteurs 1 et 4. Le secteur 1 fournit toujours des résultats médiocres et nous préférons nous abstenir d'interprétation. La non-significativité des erreurs de prévision de la demande dans le secteur 4 pourrait être due à l'importance de la production sur commande dans ce secteur.

Nous introduisons maintenant les autres variables explicatives qualitatives mentionnées dans la section 1.

IGT représente les dépenses publiques totales;

IGS représente les dépenses publiques dans le secteur;

ISB le coût sectoriel du travail;

ISN un indice de pouvoir d'achat des salaires.

Nous donnons ci-dessous un échantillon représentatif des résultats obtenus :

Secteur 2 : Biens intermédiaires

IR10/IR11	MSD	IGS	ISB	UTP (%)		
0	0 (+, +, -, -)	81	$0,12 \cdot 10^{-4}$ (-, 0, 0, +)	6,43		
IR20/IR21	MSD	IGS	ISB	UTP (%)		
0	$0,11 \cdot 10^{-10}$ (+, +, 0, -)	18	$0,16 \cdot 10^{-2}$ (-, +, 0, 0)	62,5		
IR10/IR11	MSD	IGS	IGS1	IGS2	IGS3	UTP (%)
0	0 (+, +, -, -)	57	$0,12 \cdot 10^{-8}$ (+, 0, 0, -)	$0,10 \cdot 10^{-8}$ (-, 0, 0, +)	10	5,45
IR20/IR21	MSD	IGS	IGS1	IGS2	IGS3	UTP (%)
0	$0,92 \cdot 10^{-11}$ (+, +, 0, -)	83	$0,19 \cdot 10^{-2}$ (+, 0, 0, 0)	$0,92 \cdot 10^{-5}$ (-, 0, 0, 0)	58	0,61
IR10/IR11	MSD	IGT	IGT1	IGT2	IGT3	UTP (%)
0	0 (+, +, -, -)	25	5,46 (0, -, 0, 0)	1,31 (+, 0, +, 0)	15	21,20
IR20/IR21	MSD	IGT	IGT1	IGT2	IGT3	UTP (%)
0	$0,8 \cdot 10^{-11}$ (+, +, 0, -)	26	62	7	5,4	0,76

Dans ce secteur, on peut conclure que les dépenses publiques ne semblent pas avoir d'effet bien net. Une piste pourrait être toutefois la suivante. A court terme (3 mois), elles n'ont pas d'effet et comme on augmente les dépenses publiques en période de chômage keynésien on voit apparaître un effet opposé. Elles ont ensuite un effet (6 mois) dans le sens attendu. Par ailleurs, le coût salarial du secteur est significatif mais joue le rôle d'une variable de pouvoir d'achat (diminution de la probabilité du régime keynésien en particulier et pas d'effet sur le chômage classique). Cette dernière observation sera valable pour tous les secteurs.

Secteur 3 : Biens d'équipement professionnel

IR10/IR11	MSD	IGS3	ISB			UTP (%)
0	0,14. 10 ⁻³ (+, +, -, -)	14	0,25. 10 ⁻² (-, 0, 0, +)			92,7
IR20/IR21	MSD	IGS3	ISB			UTP (%)
0	0,63. 10 ⁻⁴ (+, 0, -, 0)	14	0,19 (-, 0, 0, +)			9,95
IR10/IR11	MSD	IGS1	IGS2	IGS3	ISB	UTP (%)
0	0,12. 10 ⁻³ (+, +, -, -)	25	10	3,79 (-, 0, 0, 0)	0,17. 10 ⁻² (-, 0, 0, +)	76,8
IR20/IR21	MSD	IGS1	IGS2	IGS3	ISB	UTP (%)
0	0,72. 10 ⁻⁴ (+, 0, -, 0)	44	48	14	0,16 (-, 0, 0, +)	9,06

Les mêmes remarques que pour le secteur 2 peuvent être faites. Toutefois ici, lorsque les variables représentatives de l'accroissement de dépenses publiques sont significatives (en général avec un décalage de trois périodes) elles le sont avec les bons signes.

Secteur 4 : Automobile, transport terrestre

IR10/IR11	IGS1	IGT2	ISN			UTP (%)
0	0,72 (-, 0, 0, 0)	0,13. 10 ⁻² (-, 0, 0, 0)	0,28. 10 ⁻² (-, 0, 0, 0)			39,3
IR20/IR21	IGS1	IGT2	ISN			UTP (%)
0	1,36 (-, +, 0, 0)	0,93 (-, 0, 0, 0)	0,59 (-, 0, 0, 0)			27,2
IR10/IR11	IGS1	IGT2	ISB	ISB1	ISN	UTP (%)
0	4,97 (0, 0, 0, -)	0,51 (-, 0, 0, 0)	0,94 (-, 0, 0, +)	6,5	0,47. 10 ⁻¹ (-, 0, 0, 0)	35,7
IR20/IR21	IGS1	IGT2	ISB	ISB1	ISN	UTP (%)
0	13 (0, +, 0, 0)	31	5 (-, 0, 0, 0)	8	3,82 (-, 0, 0, 0)	39,9

Dans ce secteur l'erreur de prévision de la demande n'est jamais significative. Les dépenses publiques, à la fois sectorielles et globales, sont le plus souvent significatives avec les bons signes. La variable pouvoir d'achat des salaires joue bien son rôle.

Secteur 5 : Biens de consommation

IR10/IR11	MSD	IGT3	ISN			UTP (%)
0	$0,78 \cdot 10^{-12}$ (+, +, -, -)	0,03 (-, -, 0, +)	$0,2 \cdot 10^{-7}$ (-, 0, 0, +)			17
IR20/IR21	MSD	IGT3	ISN			UTP (%)
0	$0,71 \cdot 10^{-19}$ (+, +, -, -)	0,10 (0, -, 0, +)	$0,45 \cdot 10^{-5}$ (-, 0, 0, +)			2,48
IR10/IR11	MSD	IGS2	IGS3	IGT2	IGT3	UTP (%)
0	$0,11 \cdot 10^{-11}$ (+, +, -, -)	$0,97 \cdot 10^{-9}$ (-, 0, -, +)	$0,41 \cdot 10^{-1}$ (+, 0, +, -)	39	1,87 (-, -, 0, 0)	27,6
IR20/IR21	MSD	IGS2	IGS3	IGT2	IGT3	UTP (%)
0	$0,44 \cdot 10^{-9}$ (+, +, -, -)	$0,10 \cdot 10^{-4}$ (-, 0, 0, +)	0,19 (+, 0, +, -)	22	0,45 (0, -, +, 0)	6,64
IR10/IR11	MSD	IGS1	IGS2	IGS3	ISB	UTP (%)
0	$0,13 \cdot 10^{-11}$ (+, +, -, -)	10	2,31 (0, 0, 0, +)	$0,13 \cdot 10^{-3}$ (+, 0, 0, -)	48	56,7
IR20/IR21	MSD	IGS1	IGS2	IGS3	ISB	UTP (%)
0	$0,55 \cdot 10^{-9}$ (+, +, -, -)	20	4,24 (0, 0, 0, +)	0,04 (+, 0, 0, -)	20	12,4

Dans ce secteur, il est possible de mettre en évidence le rôle des dépenses publiques totales (avec un décalage de trois périodes) et le rôle des dépenses sectorielles qui ont le bon signe avec deux périodes de décalage et le mauvais avec trois périodes de décalage. La variable de pouvoir d'achat des salaires est très significative avec les bons signes alors que la variable de coût salarial sectoriel n'est pas significative.

Conclusion

Cette première étude nous conduit aux conclusions provisoires suivantes. La stabilité des résultats par rapport aux décompositions sectorielles ou aux variantes de classification est frappante.

L'importance des erreurs de prévision de la demande nous conduirait à une vision du type de celle avancée par GREEN et LAFFONT [1981]. Les prix sont fixés pour la période aux niveaux qui égalent l'offre et la demande anticipées. A la suite de chocs (non anticipés) divers régimes de déséquilibre se réalisent. Toutefois, l'importance de l'autocorrélation des régimes s'inscrit en faux contre cette interprétation à moins de montrer que le régime dans lequel est une entreprise influence beaucoup ses erreurs de prévision ou de façon plus intéressante à moins de montrer comment en raison des coûts d'ajustement les erreurs de prévision de la date ont une influence sur les contraintes des entreprises qui dépassent la période d'analyse.

Les difficultés que nous avons eues à obtenir des résultats nets sur l'influence des dépenses publiques sont certainement dues en partie au caractère endogène des dépenses publiques comme cela a déjà été mentionné et soulève des problèmes méthodologiques.

Enfin, il faut noter que l'analyse est « handicapée » par la prédominance du régime keynésien dans la période étudiée. L'impossibilité de mettre en évidence l'influence du salaire réel sur la probabilité du régime classique est peut-être due à cette caractéristique de l'échantillon.

ANNEXE 1

Source des séries chronologiques des variables « parentes » de nos variables exogènes

Nous avons retenu deux sortes de variables exogènes sectorielles et deux sortes de variables exogènes macro, construites selon le schéma qui vient d'être exposé.

– IGS (IGS1, IGS2, IGS3), « *coup de pouce* » sur les dépenses publiques dans le secteur pendant le trimestre précédent l'enquête (pendant l'avant-dernier trimestre précédant l'enquête, pendant le trimestre deux trimestres avant l'enquête, pendant le trimestre trois trimestres avant l'enquête) dont la variable « parente » pour le secteur i est la somme $(CAPU_i + FBCFAPU_i)^{13}$ de la consommation des administrations publiques et la formation brute de capital fixe des administrations publiques dans ce secteur, fournies par les comptes trimestriels;

– ISB (ISB1, ISB2, ISB3), « *coup de pouce* » sur le coût salarial horaire réel dont la variable « parente » pour le secteur i est

$$\frac{SHB_i}{PP_i} = \frac{SHN_i \times TCSET}{PP_i}$$

où SHN_i est le salaire horaire versé au salarié du secteur i et $TCSET$ est le taux de cotisations sociales des employeurs sur l'ensemble des entreprises (sociétés et quasi-sociétés et entreprises appartenant aux entrepreneurs individuels).

Remarque : $TCSET$ n'étant pas disponible au niveau de nos secteurs, nous faisons donc l'hypothèse que :

$$\frac{SHB_i}{SHN_i} = TCSET \quad \forall i$$

où SHB_i représente donc le salaire horaire versé au salarié du secteur i plus la part horaire de cotisation sociale employeur et où PP_i est un indice du niveau des prix à la production dans le secteur i (conférant ainsi à ISB une valeur d'indicateur de tendance des perspectives de profit dans ce secteur).

SHN_i , $TCSET$ et PP_i nous sont fournies par les comptes trimestriels.

13. Valeur au prix de 1970.

– IGT (IGT1, IGT2, IGT3), « *coup de pouce* » sur les dépenses publiques dans l'ensemble de l'économie (c'est-à-dire y compris les secteurs non industriels) dont la variable « parente » est la somme (CAPU + FBCFAPU) pour l'ensemble de l'économie fournie par les comptes trimestriels;

– ISN (ISN1, ISN2, ISN3), « *coup de pouce* » sur le niveau du pouvoir d'achat dans l'ensemble de l'économie dont la variable « parente » est

$$\frac{\text{SHN}}{\text{PC}}$$

où SHN est le salaire horaire moyen versé dans l'économie et où PC est l'indice du niveau général des prix à la consommation.

SHN et PC nous sont aussi fournis par les comptes trimestriels.

Les séries chronologiques trimestrielles dont nous avons besoin sont disponibles dans le n° 29 des *Archives et Documents de l'INSEE* publié en deux volumes sous le titre *Les comptes nationaux trimestriels en base 70 (1963-1981)*. Il nous manquait donc les données relatives aux trois premiers trimestres de 1982. Nous tenons à remercier l'INSEE en la personne de Benoît Ottenwaelter qui nous a fourni ces séries révisées depuis le troisième trimestre de 1974 jusqu'au troisième trimestre de 1982.

ANNEXE 2

Exemple de présentation des résultats de CALM sur listing dans le cadre de l'estimation du modèle IR10/IR11, IGS1, IGT2, ISN sur le secteur 4, et commentaire

Commentaire

Le dernier chiffre de la ligne « goodness-of-fit chi square » est la valeur (=53,1) de la statistique du rapport de vraisemblance servant au test de notre modèle (hypothèse H_0) contre le modèle saturé (hypothèse H_1), statistique dont la distribution est celle d'un khi-deux à 51 degrés de liberté soit la différence entre la dimension de l'espace associé au modèle exprimé dans H_1 et celle de l'espace associé au modèle exprimé dans H_0 . Le dernier chiffre de la ligne « upper-tail probability » est le niveau de signification empirique (=39,3 %) correspondant à la valeur observée de cette statistique. La règle de décision est la suivante : on accepte H_0 quand le niveau de signification empirique est supérieur au niveau de signification choisi pour ce test. Par exemple, d'après un test à 5 % nous acceptons (39,3 % > 5 %) l'hypothèse H_0 de la pertinence de notre modèle contre le modèle saturé.

Le tableau « parametric-analysis » donne successivement pour chaque interaction des variables du modèle où apparaît la variable endogène (soit dans l'ordre : IR10, IR10 IR11, IR10 IGS1, IR10 IGT2, IR10 ISN) :

- la valeur de la statistique du rapport de vraisemblance (colonne « chi-square ») servant au test de la pertinence de cette interaction dans notre modèle. Ce test est celui de l'hypothèse H_0 de la pertinence de notre modèle sans cette interaction contre l'hypothèse H_1 de la pertinence de l'ensemble de notre modèle. La distribution de cette statistique est celle d'un khi-deux dont le nombre de degrés de liberté (colonne « DF ») est la dimension du sous-espace Anova associé à cette interaction. Le niveau de signification empirique apparaît dans la troisième colonne. La règle de décision est la suivante : on rejette H_0 (donc on considère la pertinence dans notre modèle de l'interaction concernée) quand le niveau de signification empirique est inférieur au niveau de signification choisi pour ce test.

GOODNESS-OF-FIT CHI-SQUARE: .445E+02 .511E+02 .461E+02 .531E+02
 UPPER-TAIL PROBABILITY: .727E+00 .471E+00 .667E+00 .393E+00
 DEGREES OF FREEDOM = 51
 NUMBER OF OBSERVATIONS = 682.00
 SUM OF FITTED FREQUENCIES = 682.00

PARAMETRIC ANALYSIS

CHI-SQUARE	DF	UPPER-TAIL PROBABILITY	PARAMETER	STANDARD ERROR	T-RATIO	PARAMETER INDEX
40.6	3	.798E-08	.87670	.14460	6.0630	1 0 0 0 0
			-.14400	.21718	-.66304	2 0 0 0 0
			-.46810	.19099	-2.4510	3 0 0 0 0
			-.26461	.15697	-1.6857	4 0 0 0 0
330.	9	.000	1.6328	.17189	9.4991	1 1 0 0 0
			-.26126	.21006	-1.2438	1 2 0 0 0
			.13286	.26229	.50653	1 3 0 0 0
			-1.5044	.32810	-4.5853	1 4 0 0 0
			-.11549	.24643	-.46863	2 1 0 0 0
			1.5173	.25074	6.0512	2 2 0 0 0
			-2.1801	.57633	-3.7827	2 3 0 0 0
			.77829	.29066	2.6776	2 4 0 0 0
			-.16338	.23026	-.70954	3 1 0 0 0
			-1.3065	.36181	-3.6111	3 2 0 0 0
			1.9624	.27572	7.1172	3 3 0 0 0
			-.49246	.37320	-1.3196	3 4 0 0 0
			-1.3540	.24789	-5.4620	4 1 0 0 0
			.50472E-01	.23090	.21859	4 2 0 0 0
			.84900E-01	.29596	.28686	4 3 0 0 0
			1.2186	.24046	5.0678	4 4 0 0 0
			.60970	.58887E-01	10.354	COMPONENT GAMMA

12.1	3	.720E-02	-.18954 .18954 .20738 -.20738 .20561 -.20561 -.22345 .22345 .17231E-01	.94080E-01 .94080E-01 .11579 .11579 .13893 .13893 .13941 .13941 .10293	-2.0147 2.0147 1.7911 -1.7911 1.4799 -1.4799 -1.6028 1.6028 .16741	1 0 1 0 0 1 0 2 0 0 2 0 1 0 0 2 0 2 0 0 3 0 1 0 0 3 0 2 0 0 4 0 1 0 0 4 0 2 0 0
COMPONENT GAMMA						
25.3	3	.134E-04	-.63817 .63817 .21173 -.21173 .15806 .15806 .26838 -.26838	.12969 .12969 .15153 .15153 .18838 .18838 .17546 .17546 .11215	-4.9206 4.9206 1.3973 -1.3973 .83904 -.83904 1.5296 -1.5296 -3.7182	1 0 0 1 0 1 0 0 2 0 2 0 0 1 0 2 0 0 2 0 3 0 0 1 0 3 0 0 2 0 4 0 0 1 0 4 0 0 2 0
COMPONENT GAMMA						
23.8	3	.281E-04	-.63529 .63529 .13619 -.13619 .16509 -.16509 .33400 -.33400 -.45395	.13109 .13109 .15278 .15278 .19045 .19045 .18096 .18096 .11048	-4.8462 4.8462 .89144 -.89144 .86683 -.86683 1.8457 -1.8457 -4.1089	1 0 0 0 1 1 0 0 0 2 2 0 0 0 1 2 0 0 0 2 3 0 0 0 1 3 0 0 0 2 4 0 0 0 1 4 0 0 0 2
COMPONENT GAMMA						

- le paramètre (colonne « parameter ») représentatif de cette interaction dans la décomposition Anova de Log P (IR10/IR11, IGS1, IGT2, ISN) pour chaque configuration des variables présentées dans l'interaction.

Exemple : considérons la troisième interaction décrite, celle de la première variable IR10 et de la troisième variable IGS1. Il existe 8 ($=4 \times 2$) configurations possibles de ces variables qui sont données dans l'ordre lexicographique l'une en dessous de l'autre dans les colonnes « parameter index » en indiquant la valeur prise par IR10 dans la première colonne et celle de IGS1 dans la troisième. Il existe donc huit paramètres Anova notés $\beta_{13}(i,j)$ pour $i=1, 2, 3, 4$ et $j=1, 2$ et qui sont donnés l'un en dessous de l'autre dans la colonne « parameter ». Ils vérifient les contraintes Anova de normalisation : $\forall i, \sum_j \beta_{13}(i,j) = 0$ et $\forall j, \sum_i \beta_{13}(i,j) = 0$. Les paramètres Anova ayant une distribution asymptotique normale, nous faisons le test tout à fait classique de non-nullité de ces paramètres. Compte tenu du grand nombre d'observations de l'échantillon nous nous servons de la statistique « T-ratio » (colonne 6). La règle du test à 5 % est alors la suivante : le signe du paramètre est significatif quand la valeur absolue de la statistique est supérieure à 1,96.

● Références bibliographiques

- ARTUS, P., LAROQUE, G. et MICHEL, G. (1984). — « Estimation of a Quarterly Macroeconomic Model with Quantity Rationing », *Econometrica*, 52, p. 1387-1414.
- GREEN, J. et LAFFONT, J. J. (1981). — « Disequilibrium Dynamics with Inventories and Anticipatory Price Setting », *European Economic Review*, 16, p. 199-221.
- KOOIMAN, P. (1982). — *Using Business Surveys Data in Empirical Disequilibrium Models*, ICERD, London School of Economics.
- LAFFONT, J. J. (1983). — *Fix-price Models: a Survey of Recent Empirical Work*, Université de Toulouse, GREMAQ 8306.
- MALINVAUD, E. (1980). — *Réexamen de la théorie du chômage* Calmann-Levy, Paris.
- MALINVAUD, E. (1981). — « Econometric Implications of Macro-disequilibrium Theory », *Mimeo*, INSEE.
- MUELLBAUER, J. (1978). — « Macrotheory Versus Macroeconometrics: the Treatment of Disequilibrium in Macro Models », *Discussion Paper*, n° 59, Birbeck College, London.
- QUANDT, R. E. (1982). — « Econometric Disequilibrium Models », *Econometric Reviews*, 1, p. 1-96.
- VUONG, Q. H. (1981). — « Conditional Log-Linear Probability Models: A Theoretical Development and an Empirical Application », *Ph. D. Dissertation*, Northwestern University, Evanston, IL.

Summary

Econometrics of Disequilibrium with Microeconomic Data

Michel-Benoît BOUISSOU, Jean-Jacques LAFFONT and Quang VUONG

This study supplies a few empirical elements for the development of a more disaggregative vision of disequilibrium. INSEE collects individual-firm data in its quarterly surveys of business. We utilise these data in order to distribute firms between the four regimes of the theory of disequilibrium. A conditional logit model combining both microeconomic and macroeconomic data is then estimated in order to explain the intertemporal behavior of this distribution.

Reseña

Econometria del desequilibrio según datos econométricos

Michel-Benoît BOUISSOU, Jean-Jacques LAFFONT y Quang VUONG

Este trabajo facilita unos cuantos elementos empíricos para conseguir una imagen algo más desagregada del desequilibrio. En su encuesta trimestral referente a empresas, el INSEE recoge datos individuales relativos a empresas. Los utilizamos con objeto de conseguir la coordinación de empresas entre los cuatro ordenamientos de la nomenclatura de la teoría del desequilibrio. Se estima un modelo logit condicional, el que utiliza a la vez variables microeconómicas y variables macroeconómicas a fin de explicar el comportamiento intertemporal de dicha coordinación.

Econometrica, Vol. 54, No. 2 (March, 1986), pp. 395-414

TESTS OF NONCAUSALITY UNDER MARKOV ASSUMPTIONS FOR QUALITATIVE PANEL DATA

BY M. B. BOUISSOU, J. J. LAFFONT, AND Q. H. VUONG¹

For many years, social scientists have been interested in obtaining testable definitions of causality (Granger [12], Sims [28]). Recent works include those of Chamberlain [7] and Florens and Mouchart [8]. The present paper first clarifies the results of these latter papers by considering a unifying definition of noncausality. Then, log-likelihood ratio (LR) tests for noncausality are derived for qualitative panel data under the minimal assumption that one series is Markov. LR tests for the Markov property are also obtained. Both test statistics have closed forms. These tests thus provide a readily applicable procedure for testing noncausality on qualitative panel data. Finally, the tests are applied to French Business Survey data in order to test the hypothesis that price changes from period to period are strictly exogenous to disequilibria appearing within periods.

1. INTRODUCTION AND SUMMARY

FOR MANY YEARS, social scientists have been interested in obtaining a testable definition of causality. Earlier contributions include the works of Simon [27], Strotz and Wold [29]. Alternative definitions of causality which heavily rely on the stochastic nature of the variables and the principle that the future does not cause the past were then proposed and studied by Granger [12] and Sims [28]. Recently, Chamberlain [7] and Florens and Mouchart [8] extended these latter definitions to possibly nonstationary nongaussian processes. The present paper first clarifies the results of these two recent papers, and second, derives some tests for noncausality under minimal assumptions on the process generating the qualitative panel data, and finally, applies the tests to an empirical example.

Throughout the paper, the following definition of noncausality is used: if Y and X are two stochastic processes, then Y does not cause X if at any instant, current *and* future x 's are independent of past y 's given past x 's. The principal difference between this definition and Granger's definition is that the whole future of X , and not simply its immediate future, must be independent of past y 's given past x 's. By noticing that Granger's definition and Chamberlain's revised version of Sims' definition are nevertheless both equivalent to the above definition, we reestablish in Section 2 Chamberlain's general equivalence result.

The essential difficulty in testing for noncausality is that the restrictions imposed by the noncausality of Y on X involves conditioning sets with an infinite number of random variables. To circumvent this difficulty, the X process is assumed to be Markov of a certain order so that the restrictions reduce to independence properties conditional upon finite sets of variables. The restrictions that are imposed on a sample of finite size, by the assumptions that X is Markov of a certain order and that Y does not cause X , are derived in Section 3. These restrictions are then decomposed recursively, i.e., in sets of restrictions where

¹ This research was done while the third author was visiting the Université des Sciences Sociales de Toulouse. Support from DGRST 81-E-1303 is gratefully acknowledged. We are indebted to Jeff Dubin, Dave Grether, Jerry Kramer, Doug Rivers, Howard Rosenthal, two anonymous referees and the editor for helpful criticism. Ken McCue also provided computational help.

each set imposes restrictions on one of the conditional probability distributions of a recursive system.

Using this recursive decomposition, we derive in Section 4, the log-likelihood ratio test of the joint hypothesis that Y does not cause X , and that X is Markov of a certain order when qualitative panel data are available. We also derive the log-likelihood ratio test for a Markov process. It turns out that both test statistics have closed forms. The two tests therefore provide a readily applicable procedure for testing causality on qualitative variables since no numerical optimization is required. The import of our results is that no assumptions (such as stationarity) on the processes are made with the exception of the Markov requirement for X . Moreover, by considering qualitative variables, our tests are free of model specification errors since the class of admissible distributions for X and Y need not be a priori restricted.

Our procedure is finally applied to French Business Survey Data in Section 5. The analyzed issue, involves the relationship between price changes and observed disequilibria on the product market. Specifically, the hypothesis to be tested is whether price changes from period to period are strictly exogenous to intra period disequilibria as measured by some indicator of excess demand or excess supply.

Section 6 contains our conclusion, and an Appendix collects proofs of our theoretical results.

2. SOME GENERAL RESULTS ON NONCAUSALITY

Let X and Y be two possibly nonstationary stochastic scalar or vector processes. In what follows, X and Y are discrete time processes, i.e., $\{(x_t, y_t) : t \text{ in } Z\}$ where $Z = \{\dots, -1, 0, 1, \dots\}$. Let X_r^s be the set of random variables $\{x_t : r \leq t \leq s\}$. If $r > s$, then X_r^s is by convention the empty set. Similar notations are used for Y .

An important notion for defining noncausality is that of conditional independence. Indeed, if two random variables are conditionally independent given another random variable, then either one of the conditionally independent variables does not provide any additional information on the other given the knowledge of the conditioning variable. To indicate that the sets of random variables A and B are conditionally independent given the set of random variables C , we use the convenient notation $A \perp B | C$.²

The definitions of noncausality that we consider are those of Granger [12] and of Sims [28] (as modified by Chamberlain [7]).

DEFINITION 1 (Granger Noncausality): The stochastic process Y does not *Granger cause* the stochastic process X if

$$(G) \quad x_{t+1} \perp Y_{-\infty}^t | X_{-\infty}^t, \quad \text{for any } t.$$

²To be rigorous, $A \perp B | C$ actually means that the σ -fields A and B are conditionally independent given the σ -field C (see, e.g., Loeve [20], Monfort [22], for a definition of independence on σ -fields). Then X_r^s is the σ -field generated by the random variables x_t , $r \leq t \leq s$.

DEFINITION 2 (Sims-Chamberlain Strict Exogeneity): The stochastic process X is *strictly exogenous* to the stochastic process Y if

$$(S) \quad X_{t+1}^{\infty} \perp y_t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-1})$$

for any subset Y_{t-1} of $Y_{-\infty}^{t-1}$ and for any t .

According to Granger's definition, Y does not cause X if, at any instant, the immediate future of X is independent of past and current y 's given past and current x 's. On the other hand, according to Sims' definition, X is strictly exogenous to Y if, at any instant, current y is independent of future x 's given past and current x 's and any past of Y .

Given that past and current y 's may affect some future x 's but not the immediate future of X , one may question whether Granger's definition of noncausality is sufficiently strong. This suggests the following definition of noncausality, which has also been considered by Florens and Mouchart [8].

DEFINITION 3 (Global Noncausality): The stochastic process Y does not *cause* the stochastic process X if

$$(C) \quad X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \quad \text{for any } t.$$

Global noncausality of Y on X requires that the whole future of X be independent of past and current y 's given past and current x 's.³

The previous definitions apply to completely general discrete-time processes since the X and Y processes need not satisfy any particular assumptions.⁴ It is well known that the (minimum mean square error) linear predictor version of (G) is equivalent to the linear predictor version of (S). (See, e.g., Sims [28] for covariance stationary processes with autoregressive representation and no linearly deterministic component, and Hosoya [16] for more general processes.⁵) Chamberlain [7], in addition to modifying Sims initial definition, establishes directly the equivalence between (G) and (S) in the general case.

The remainder of this section provides an indirect but, we think, clarifying proof of Chamberlain's general equivalence result [7, Theorem 4]. Moreover, our derivation will produce a general result of which Chamberlain's equivalence is a special case. We need some additional definitions and some lemmas. Let $k \geq 1$.

³ A similar definition appears in Kohn [17, p. 130] for the linear prediction case.

⁴ These definitions can be extended to continuous-time processes as follows. Let $X_{-\infty}^t$ and X_{t+}^{∞} be, respectively, the sets of random variables (or σ -fields generated by) $\{x_r: r < t\}$ and $\{x_r: r > t\}$. The set $Y_{-\infty}^t$ is similarly defined. The previous definitions apply to continuous-time processes provided " $t-1$ " and " $t+1$ " are respectively replaced by " $t-$ " and " $t+$ ".

⁵ These authors do not use the linear predictor version of (S) but Sims' initial definition requiring that the linear predictor of y_t based on $X_{-\infty}^{\infty}$ be identical to the linear predictor of y_t based on $X_{-\infty}^t$ only. Chamberlain [7, p. 578] obtains Sims equivalence result as a corollary of his general result.

DEFINITION 4 (Granger Noncausality of order k): The stochastic process Y does not Granger cause at the order k the stochastic process X if:

$$(G_k) \quad X_{t+1}^{t+k} \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \quad \text{for any } t.$$

Granger noncausality of order k requires that the k immediate future x 's be jointly independent of past and current y 's given past and current x 's. The next lemma states that (G_k) holds if and only if (G_{k+1}) holds. (Proofs of stated results can be found in the Appendix.)

LEMMA 1: For any $k \geq 1$, (G_k) is equivalent to (G_{k+1}) .

It follows that Granger noncausality, i.e., (G_1) , is equivalent to any (G_k) .

Granger noncausality of order k involves k future x 's. We can define Sims strict exogeneity of order k by considering current y and $k-1$ lagged y 's.

DEFINITION 5 (Sims Strict Exogeneity of Order k): The stochastic process X is strictly exogenous at the order k to the stochastic process Y if and only if:

$$(S_k) \quad X_{t+1}^\infty \perp Y_{t-k+1}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k}^t)$$

for any subset Y_{t-k}^t of $Y_{-\infty}^{t-k}$, and for any t .

The next result is similar to that of Lemma 1. It states that (S_k) holds if and only if (S_{k+1}) holds.

LEMMA 2: For any $k \geq 1$, (S_k) is equivalent to (S_{k+1}) .

Thus, Sims-Chamberlain strict exogeneity, i.e., (S_1) , is equivalent to any (S_k) .

Chamberlain's general equivalence result follows from the next theorem as a special case for $k = h = 1$.

THEOREM 1 (General Equivalence Result): For any k and any h , conditions (G_k) , (S_h) , and (C) are all equivalent.

The import of our approach is that (G) and (S) are equivalent because they are both equivalent versions of the same notion which is (C) . Our approach also points out that when (G) holds, i.e., when the immediate future of X is independent of $Y_{-\infty}^t$ given $X_{-\infty}^t$ for any t , then in fact the whole future of X is independent of $Y_{-\infty}^t$ given $X_{-\infty}^t$ for any t . A similar property holds for the strict exogeneity of current and past y 's. It is, however, important to note that these results crucially depend on the requirement that the restrictions associated with (G) , (S) , or (C) hold for any t .

There exist equivalent versions of (C) other than (G) and (S) . For instance, one may consider the following apparently weaker forms of noncausality of Y on X .

$$(C^*) \quad x_{t+r} \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \quad \text{for any } r \geq 1, \text{ and any } t,$$

$$(G_k^*) \quad x_{t+r} \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \quad \text{for any } 1 \leq r \leq k, \text{ and any } t.$$

Each of the above conditions is equivalent to (C). Indeed, it is clear that each one is implied by (C). The converse follows from Theorem 1 since each of these conditions implies (G) which implies (C).⁶ It is noteworthy that this latter result implies that (G_k) and (G_k^*) are actually equivalent.

3. NONCAUSALITY UNDER MARKOV ASSUMPTIONS

The previous section shows that the basic definitions of noncausality, which are Granger's and Sims' definitions, are equivalent to the same general notion which is (C). Thus, from now on, noncausality of Y on X means that the independence restrictions associated with (C) hold.

The essential difficulty in testing for noncausality is that noncausality of Y on X involves a conditioning set with an infinite number of random variables, namely $X_{-\infty}^t$. Since in general one does not observe the whole part of X , noncausality of Y on X may not be statistically identified. To circumvent the problem of conditioning on sets with an infinite number of variables, one may simply assume that the X process starts at $t = 1$ (the first period of the sample), or that the values of x 's prior to $t = 1$ are identically null. It is clear that such an assumption does not correspond to most economic time series. One may instead assume that the X and Y processes are jointly stationary, as it is usually done in econometric work.⁷ Then, one must in general restrict the class of probability distributions to be considered, i.e., one specifies the probability model generating the stationary processes X and Y . It follows that the inference that one can make about noncausality is conditional upon the truthfulness of the additional assumptions put forward to identify (C).

Since the question of whether any statement can be made about noncausality based just on statistical data is important, as Granger [13] argued, it is essential that one invokes additional assumptions on the X and Y processes that are relatively weak and easily testable. The only additional assumption that is used in the present paper is that the stochastic process X is Markov of some order.⁸ In particular, the X and Y processes need not be stationary. Moreover, the Y

⁶ Note, however, that (C) is not equivalent to (S_k^*) where (S_k^*) is $X_{t+1}^\infty \perp y_{t-r} | (X_{-\infty}^t, Y_{t-k})$ for any $0 \leq r \leq k-1$, any $Y_{t-k} \subset Y_{-\infty}^{t-k}$, and any t . This can be seen by noting that (S_k^*) is not equivalent to (S) as the following example shows. This example also appears in Chamberlain [7, p. 573]. Let y_1, y_2 be independent Bernoulli random variables with $\Pr(y_t = 1) = \frac{1}{2}$ and $\Pr(y_t = -1) = \frac{1}{2}$ for $t = 1, 2$. Let $x_3 = y_1 y_2$, and let all the other variables be identically null. Then, x_3 is independent of y_1 , and x_3 is independent of y_2 so that (S_k^*) holds for any $k \geq 2$. On the other hand $x_3 \not\perp y_2 | y_1$ so that (S) does not hold. Note also that the nonequivalence between (S_k^*) and (S) implies from Lemma 2 that (S_k^*) and (S_k) are not equivalent.

⁷ In particular, the stationarity assumption allows one to integrate out the unobserved part of X in order to derive the restrictions that are imposed by (C) on the observed random variables of the sample.

⁸ Florens and Mouchart [9, Section 4] also considered Markov assumptions. Note, however, that Lemma 3 below is stronger than Florens and Mouchart Theorem 4.2 since our condition (R_m) clearly implies their conditions (FG) and (FS). Moreover, (FG) and (FS) contain common restrictions, while our characterization given in Theorem 2 does not.

process need not be Markov. This is simply because we are testing for the noncausality of Y on X . Finally, it is important to note that we do not actually require the formulation of a probability model for the X and Y processes so that our tests derived thereafter are necessarily free of any specification errors.

In this section, we first derive the restrictions that are imposed on the stochastic processes X and Y when Y does not cause X and X is Markov of some order. Then, we consider the maximum number of restrictions that are imposed on a sample of finite size by the noncausality of Y on X and the Markov requirement on X .

Let m be an integer possibly equal to zero.⁹ By a Markov process of order m , we mean the following:

DEFINITION 6 (Markov Process of Order m): The stochastic process X is Markov of order m if and only if:

$$(M_m) \quad X_{t+1}^\infty \perp X_{-\infty}^{t-m} \mid X_{t-m+1}^t, \quad \text{for any } t.$$

In words, the stochastic process X is Markov of order m if and only if, at any instant, the future of X is independent of the past of X given current and $m-1$ lagged x 's.

The next lemma determines the set of independence restrictions imposed on the stochastic processes X and Y when Y does not cause X and X is Markov of order m .

LEMMA 3: For any $m \geq 0$, (C) and (M_m) both hold if and only if (R_m) holds, where

$$(R_m) \quad X_{t+1}^\infty \perp (X_{-\infty}^{t-m}, Y_{-\infty}^t) \mid X_{t-m+1}^t, \quad \text{for any } t.$$

Condition (R_m) requires that, at any time, the future of X is independent of past x 's and current and past y 's given the m most recent x 's. It is clear that the principal use of the Markov assumption on the X process is to replace the independence restrictions associated with (C) by independence restrictions that now involve only finite sets of conditioning variables.

In most situations, one does not observe the X and Y processes over the whole time axis, but only for a finite number of periods. Let $t=1$ be the beginning of the sampling period, and T be the number of periods for which the X and Y processes are observed. It is now possible to derive the restrictions that are implied by (R_m) on the joint probability distribution of the observed variables (X_1^T, Y_1^T) .

Since we shall eventually be interested in testing the validity of our additional assumption that X is Markov, we begin with the restrictions implied by (M_m) . From now on, we assume that $T \geq m+2$. Indeed, if this were not the case, we

⁹ If X is a stochastic process of mutually independent random variables, then X is a Markov process of order zero. One may also assume that m is a nonnegative real number. However, Theorem 2 and the results of Section 3 no longer hold since if m is not an integer, the discretely observed process X is no longer an AR process (see, e.g., Phadke and Wu [26]).

would not be able to test whether or not X is Markov of order m since the restrictions (M_m) would not be identified. Then, it is straightforward to see that the restrictions implied by (M_m) on the joint probability distribution of X_1^T are:

$$(M_m^T) \quad X_{t+1}^T \perp X_1^{t-m} \mid X_{t-m+1}^t, \quad \text{for any } t = m+1, \dots, T-1.$$

These are all the possible restrictions implied by (M_m) alone since no observations are available prior to time 1 and after time T . It is worth noting that each restriction of (M_m^T) involves a conditioning set of variables that are all observed.

We now turn to the restrictions implied by the noncausality of Y on X and the Markov assumption on X . It can readily be seen that these restrictions are:

$$(R_m^T) \quad X_{t+1}^T \perp (X_1^{t-m}, Y_1^t) \mid X_{t-m+1}^t, \quad \text{for any } t = m, \dots, T-1.$$

As before, these are all the possible restrictions implied by (R_m) alone on the joint probability distribution of the observed variables (X_1^T, Y_1^T) . Moreover, as for (M_m^T) , each restriction of (R_m^T) involves a conditioning set of only observed variables.

The next theorem presents the basic result that underlies the tests for noncausality derived in the next section. It essentially provides a recursive decomposition of the $T-m$ restrictions of (R_m^T) .

THEOREM 2 (A Recursive Decomposition of (R_m^T)): *For any $m \geq 0$, (R_m^T) holds if and only if the following conditions simultaneously hold:*

- (i) (M_m^T) , and
- (ii) $(c_m^T): X_{m+1}^T \perp Y_1^m \mid X_1^m$,
- (iii) for every $t = m+1, \dots, T-1$: $(s_t^T): X_{t+1}^T \perp y_t \mid (X_1^t, Y_1^{t-1})$.

Condition (i) simply requires that the restrictions on the joint distribution of X_1^T , that are implied by the Markov assumption on X , hold. Hence the probability model for the observed variables (X_1^T, Y_1^T) that is associated with the restrictions (R_m^T) is nested in the probability model associated with the restrictions (M_m^T) . Condition (ii) is simply condition (C) written for only one period (namely $t = m$, which is the first period for which one observes $m-1$ lagged x 's) as if the x process was starting at $t = 1$. Similarly, for any $t \geq m+1$, each condition (s_t^T) is Sims condition written at t only, as if the X and Y processes were both starting at $t = 1$.¹⁰

The import of Theorem 2 is to provide a convenient way to impose the various restrictions of (R_m^T) . Specifically, condition (M_m^T) bears only on the observed x 's. Condition (ii) can be interpreted as stating that the variables Y_1^m are independent of the variables X_{m+1}^T conditional upon all the other observed x 's. Condition

¹⁰ The proof of Theorem 2 shows that (ii) and (iii) are also equivalent to the set of restrictions (C_m^T) where $(C_m^T) = \{X_{t+1}^T \perp Y_1^t \mid X_1^t \text{ for any } t = m, \dots, T-1\}$. This set is simply the set of restrictions imposed by (C) on the observed variables, as if the X process was starting at $t = 1$.

(iii) means that, for any $t \geq m+1$, y_t is independent of the variables X_{t+1}^T conditionally upon all the observed x 's and all the previous observed y 's. Since " $A \perp B \mid C$ " is equivalent to the nondependence on B of the conditional probability distribution of A given (B, C) , it follows that the restrictions imposed by (R_m^T) on the joint probability distribution $\Pr(X_1^T, Y_1^T)$ of the observed variables can readily be specified by considering the recursive system of joint and conditional probability distributions, $\Pr(X_1^T)$, $\Pr(Y_1^T \mid X_1^T)$, and $\Pr(y_t \mid X_1^T, Y_1^{t-1})$ for $t = m+1, \dots, T-1$.

4. TESTS OF NONCAUSALITY UNDER MARKOV ASSUMPTIONS

If one does not invoke any additional assumptions, such as stationarity, one requires panel data in order to estimate a model. Indeed, panel data allow one to observe many realizations of the X and Y processes. Moreover, if one does not want to a priori restrict, by further distributional assumptions, the class of probability distributions $\Pr(X_1^T, Y_1^T)$ that satisfy (R_m^T) , then the easiest way to proceed is to consider qualitative data. This is so because, with qualitative data, one has available nonparametric tests based on goodness-of-fit statistics such as log-likelihood ratio (LR) statistics (see, e.g., Goodman [11], Haberman [14]), that can be used to test a model directly against the set of all possible probability distributions, i.e., against the so-called saturated model.¹¹

From now on, it is assumed that one observes n independent realizations of the $2T$ random variables (X_1^T, Y_1^T) . Moreover, for any $t = 1, \dots, T$, it is assumed that x_t and y_t are qualitative random variables with I_t and J_t categories respectively.¹² The indices i_t and j_t are used to indicate the values taken on by x_t and y_t .

In the previous section, we have derived the restrictions that are imposed on the observed random variables by the noncausality of Y on X and the assumption that X is Markov. Since, for any m , the restrictions (R_m^T) do not involve the variable y_T , we shall consider the restrictions imposed on the joint probability distribution $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$. For any $i_1^T = (i_1, \dots, i_T)$ and $j_1^{T-1} = (j_1, \dots, j_{T-1})$, we let $p(i_1^T, j_1^{T-1})$ be the probability that X_1^T and Y_1^{T-1} are respectively equal to i_1^T and j_1^{T-1} . More generally, $p(i_r^s, j_t^u)$ denotes the probability that X_r^s and Y_t^u are respectively equal to i_r^s and j_t^u .

Since the n realizations of the X and Y processes are independent and since all the variables are qualitative, the contingency table associated with (X_1^T, Y_1^{T-1}) is a sufficient statistic. This contingency table is simply the vector $\{n(i_1^T, j_1^{T-1})\}$, for any (i_1^T, j_1^{T-1}) where $n(i_1^T, j_1^{T-1})$ is the number of observations such that $X_1^T = i_1^T$ and $Y_1^{T-1} = j_1^{T-1}$. The marginal contingency table $\{n(i_r^s, j_t^u)\}$, for any

¹¹ Though there exist other goodness-of-fit statistics such as the Pearson chi-square statistics, we shall consider LR statistics only. This is so because LR tests are known to be most powerful in the sense of Hoeffding's asymptotic efficiency (Hoeffding [15]) and Bahadur's exact slopes (Bahadur [2]).

¹² Note that I_t and J_t may depend on t . The only assumption is that they are finite.

(i_r^s, j_i^u) is similarly defined with respect to the subset of variables (X_r^s, Y_i^u) . The marginal contingency table is readily obtained from the full contingency table by simply adding up the $n(i_1^T, j_1^{T-1})$'s over the indices that are not associated with the variables of the subset.

Since noncausality of Y on X is identified only under additional assumptions, we shall first solve the problem of testing the Markov assumption on X . Since this latter assumption bears only on X_1^T , we can simply consider the joint probability distribution of X_1^T . The log-likelihood is:

$$(4.1) \quad \log L_0 = \sum_{i_1^T} n(i_1^T) \log p(i_1^T).$$

In order to derive the LR test of the hypothesis that X is Markov of order m , it is necessary to maximize the log-likelihood under the restrictions (M_m^T) . The next lemma gives the maximum likelihood (ML) estimates of the probabilities $p(i_1^T)$ under the restrictions (M_m^T) . The import of the result is that the ML estimates have a closed form so that they can readily be computed.¹³

LEMMA 4: For any $m \geq 0$ and for any i_1^T , the ML estimate of $p(i_1^T)$ under the restrictions (M_m^T) is:

$$(4.2) \quad \hat{p}^m(i_1^T) = \frac{\prod_{t=1}^{T-m} n(i_t^{t+m})}{n \prod_{t=1}^{T-m-1} n(i_{t+1}^t)}.$$

The convention $0 \div 0 = 0$ is used in the above Lemma and in the next results.¹⁴

It is now straightforward to obtain the LR statistic for testing the hypothesis that X is Markov of order m against the hypothesis of no restrictions on X . Let

$$(4.3) \quad LR_0^m = 2 \sum_{i_1^T} n(i_1^T) \log \frac{n(i_1^T)}{n \hat{p}^m(i_1^T)}.$$

The next result essentially gives the number of degrees of freedom of the LR statistic.

THEOREM 3 (LR Test for a Markov of Order m): For any m such that $0 \leq m \leq T-2$, LR_0^m is the LR statistic for testing the null hypothesis that X is Markov of order m against the hypothesis of no restrictions on X . For large n , and under the

¹³ The lemma follows from the fact that the set of strictly positive probability distributions $\Pr(X_1^T)$ that satisfy (M_m^T) is a joint log-linear probability model for X_1^T . For theoretical references on log-linear probability models, see e.g., Bishop, Fienberg, and Holland [5], Goodman [11], and Haberman [14].

¹⁴ If $n(i_{t+1}^{t+m}) = 0$ for some t , then $n(i_t^{t+m}) = 0$. Lemma 5 also says that if we restrict ourselves to strictly positive probabilities, then the ML estimates of $p(i_1^T)$ under the restrictions (M_m^T) exist if and only if there are no empty cells in any of the $T-m-1$ marginal contingency tables $\{X_2^{m+1}, \dots, X_{T-m}^1\}$. It is well known that this latter condition is necessary. That the condition is also sufficient follows from the particular log-linear probability model representing (M_m^T) . (For further details on the existence of ML estimates in log-linear probability models, see Haberman [14], Link [17].) The convention $0 \div 0 = 0$ allows the $p(i_1^T)$'s to be null and correspond to the notion of extended ML estimates (Haberman [14]).

null hypothesis, this statistic follows a chi-square distribution with number of degrees of freedom:

$$(4.4) \quad ddf_0^m = \left(\prod_{t=1}^T I_t \right) - \left[\sum_{t=1}^{T-m} \left(\prod_{k=t}^{t+m} I_k \right) - \sum_{t=1}^{T-m-1} \left(\prod_{k=t+1}^{t+m} I_k \right) \right].$$

As a consequence of Theorem 3, it is possible to test the hypothesis that X is Markov of order m against the hypothesis that X is Markov of order r where $r \geq m+1$. The first hypothesis is clearly nested in the latter hypothesis since if X is Markov of order m then X is necessarily Markov of order r for any $r \geq m+1$. For identification of the maintained hypothesis, it is assumed that $r \leq T+2$. Let

$$(4.5) \quad LR_r^m = 2 \sum_{i_1^T} n(i_1^T) \log \frac{\hat{p}^r(i_1^T)}{\hat{p}^m(i_1^T)}$$

where $\hat{p}^r(i_1^T)$ is the ML estimate of $p(i_1^T)$ under the restrictions (M_r^T) .¹⁵

COROLLARY 1: For any (m, r) such that $1 \leq m+1 \leq r \leq T-2$, LR_r^m is the LR statistic for testing the null hypothesis that X is Markov of order m against the alternative hypothesis that X is Markov of order r . For n large, and under the null hypothesis, this statistic follows a chi-square distribution with number of degrees of freedom

$$(4.6) \quad ddf_r^m = ddf_0^m - ddf_0^r,$$

where ddf_0^r and ddf_0^m are given by (4.4).

We now turn to the testing of the noncausality of Y on X given the maintained hypothesis that X is Markov of order m . As noted in Section 2, Theorem 2 gives a recursive decomposition of the restriction (R_m^T) . Specifically, since

$$(4.7) \quad \Pr(X_1^T, Y_1^{T-1}) = \Pr(X_1^T) \cdot \Pr(Y_1^m | X_1^T) \cdot \prod_{t=m+1}^{T-1} \Pr(y_t | X_1^T, Y_1^{t-1}),$$

it follows that, instead of considering the set of distributions $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$ that satisfy (R_m^T) , we can equivalently consider the recursive system of probability models in which (i) $\Pr(X_1^T)$ satisfies the restrictions (M_m^T) , (ii) $\Pr(Y_1^m | X_1^T)$ satisfies (c_m^T) , and (iii) for every $t = m+1, \dots, T-1$, $\Pr(y_t | X_1^T, Y_1^{t-1})$ satisfies (s_t^T) .

Moreover, the log-likelihood function associated with the observed variables (X_1^T, Y_1^{T-1}) is:

$$(4.8) \quad \begin{aligned} \log L &= \sum_{(i_1^T, j_1^{T-1})} n(i_1^T, j_1^{T-1}) \log p(i_1^T, j_1^{T-1}) \\ &= \log L_0 + \log L_m + \sum_{t=m+1}^{T-1} \log L_t \end{aligned}$$

¹⁵ Anderson and Goodman [1] derive the Pearson chi-square statistic and LR statistic for testing the same hypotheses, but under the additional assumptions that $I_t = I$ (say) for any t , and X is a stationary process. Their treatment of the initial conditions is also somewhat different from the one given here.

where $\log L_0$ is given by (4.1), and

$$\begin{aligned}\log L_m &= \sum_{(i_1^T, j_1^m)} n(i_1^T, j_1^m) \log p(j_1^m | i_1^T), \\ \log L_t &= \sum_{(i_1^T, j_1^t)} n(i_1^T, j_1^t) \log p(j_t | i_1^T, j_1^{t-1}),\end{aligned}$$

for any $t = m+1, \dots, T$. Hence the log-likelihood function $\log L$ is simply the sum of the marginal and conditional log-likelihood functions associated with the probability models composing the recursive system. It follows that the ML estimation of the joint probability distribution $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$, under the restrictions (R_m^T) , can readily be obtained from (4.7) by estimating separately each of the probability models of the recursive system by the maximum-likelihood method subject to the appropriate constraints.¹⁶

The next lemma gives the ML estimates of $\Pr(Y_t^m | X_1^T)$ under the restrictions (c_m^T) , and of $\Pr(Y_t | X_1^T, Y_1^{t-1})$ under the restrictions (s_t^T) . As for Lemma 4, the import of the result is that the ML estimates have a closed form and hence are readily computed.

LEMMA 5: For any $m \geq 0$ and for any (i_1^T, j_1^m) , the ML estimate of $p(j_1^m | i_1^T)$ under the restrictions (c_m^T) is

$$(4.11) \quad \hat{p}(j_1^m | i_1^T) = \frac{n(i_1^m, j_1^m)}{n(i_1^m)},$$

and for any $t = m+1, \dots, T-1$ and for any (i_1^T, j_1^t) , the ML estimate of $p(j_t | i_1^T, j_1^{t-1})$ is

$$(4.12) \quad \hat{p}(j_t | i_1^T, j_1^{t-1}) = \frac{n(i_1^t, j_1^t)}{n(i_1^t, j_1^{t-1})}.$$

From (4.8)–(4.12), we can readily derive the LR statistics for testing the joint hypothesis that Y does not cause X and X is Markov of order m , against the hypothesis of no restrictions on X and Y . Let

$$(4.13) \quad LR_{c+m} = LR_0^m + LR_m^m + \sum_{t=m+1}^{T-1} LR_t^m$$

where LR_0^m is given by (4.3), and

$$(4.14) \quad LR_m^m = 2 \sum_{(i_1^T, j_1^m)} n(i_1^T, j_1^m) \log \left[\frac{n(i_1^T, j_1^m)}{n(i_1^T)} \cdot \frac{n(i_1^m)}{n(i_1^m, j_1^m)} \right],$$

$$(4.15) \quad LR_t^m = 2 \sum_{(i_1^T, j_1^t)} n(i_1^T, j_1^t) \log \left[\frac{n(i_1^T, j_1^t)}{n(i_1^T, j_1^{t-1})} \cdot \frac{n(i_1^t, j_1^{t-1})}{n(i_1^t, j_1^t)} \right],$$

for any $t = m+1, \dots, T-1$. The next result essentially gives the formula for the number of degrees of freedom of the LR statistic.

¹⁶ This crucially depends on the fact that the set of joint distributions $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$ that satisfy (R_m^T) is equal to the set of distributions $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$ such that $\Pr(X_1^T)$ satisfies (M_m^T) , $\Pr(Y_1^m | X_1^T)$ satisfies (c_m^T) , and $\Pr(y_t | X_1^T, Y_1^{t-1})$ satisfies (s_t^T) for every $t = m+1, \dots, T-1$. This is precisely the meaning of Theorem 2. In fact, this system is a recursive system of conditional log-linear probability models (see Vuong [30]).

THEOREM 4 (LR Test for Noncausality and Markov of Order m): For any m such that $0 \leq m \leq T-2$, LR_{c+m} is the LR statistic for testing the null hypothesis that Y does not cause X and that X is Markov of order m against the hypothesis of no restrictions on X and Y . For large n and under the null hypothesis, this statistic follows a chi-square with number of degrees of freedom:

$$(4.16) \quad ddf_{c+m} = ddf_0^m + ddf_m^m + \sum_{t=m+1}^{T-1} ddf_t^m$$

where ddf_0^m is given by (4.4), and

$$(4.17) \quad ddf_m^m = \left[\left(\prod_{k=1}^m J_k \right) - 1 \right] \left[\left(\prod_{h=1}^T I_h \right) - \left(\prod_{h=1}^k I_k \right) \right],$$

$$(4.18) \quad ddf_t^m = (J_t - 1) \left[\prod_{h=1}^T I_h \prod_{k=1}^{t-1} J_k - \prod_{h=1}^t I_h \prod_{k=1}^{t-1} J_k \right],$$

for any $t = m+1, \dots, T-1$.

One may also want to test that Y does not cause X under the maintained hypothesis that X is Markov of order m . Let

$$(4.19) \quad LR_c^m = LR_m^m + \sum_{t=m+1}^{T-1} LR_t^m$$

where LR_m^m and LR_t^m are respectively given by (4.14) and (4.15). The next result is an immediate corollary of Theorem 4.

COROLLARY 2 (LR Test for Noncausality under Markov of Order m): For any m such that $0 \leq m \leq T-2$, LR_c^m is the LR statistic for testing the null hypothesis that Y does not cause X and X is Markov of order m against the maintained hypothesis that X is Markov of order m . For large n , and under the null hypothesis, this statistic follows a chi-square distribution with number of degrees of freedom:

$$(4.20) \quad ddf_c^m = ddf_m^m + \sum_{t=m+1}^{T-1} ddf_t^m$$

where ddf_m^m and ddf_t^m are respectively given by (4.17) and (4.18).

It is worth noting that we can also separately test each of the sets of restrictions $(c_m^T), (s_{m+1}^T), \dots, (s_{T-1}^T)$ that are imposed by the noncausality of Y on X under the maintained hypothesis that X is Markov of order m . Specifically, from Corollary 1, the sets of restrictions (c_m^T) and (s_t^T) can be separately tested under (M_m^T) by using respectively the statistics LR_m^m and LR_t^m that are given by (4.14) and (4.15). The degrees of freedom of these statistics are respectively ddf_m^m and ddf_t^m as defined by (4.17) and (4.18).

5. AN EMPIRICAL EXAMPLE

Since the initial theoretical work in disequilibrium economics of Barro and Grossman [3], Benassy [4], and Malinvaud [21], fix-price models have been

estimated frequently (see Laffont [18] for a survey of recent empirical work). The fix-price paradigm does not, however, imply that prices never change:

“... we simply mean that their movement is ‘autonomous’: it is not significantly influenced for our purpose by the formation of demands and supplies on which attention will concentrate.” (Malinvaud [21, p. 12].)

The purpose of this section is to illustrate our previous results by testing that price movement is indeed autonomous. Specifically, we shall test whether price changes from period to period are not caused by disequilibria appearing within previous periods. As seen in Section 2, this is equivalent to testing that price changes from period to period are strictly exogenous to intra-period disequilibria.

The data that we use have been collected by the Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE) from about 3,000 firms through periodic Business Survey Tests taken each year in March, June, and November, starting from June, 1974 to June, 1978.¹⁷ As a matter of fact, the sample is much smaller due to missing observations. For instance, the average number of firms in all sectors answering three successive surveys drops to about 1,000.¹⁸

We shall be interested in the disequilibrium experienced by each firm on its good market.¹⁹ Let ID be the indicator of the type of disequilibrium. This variable is dichotomous and is constructed from the answer to the question: “If you receive more orders could you produce more with your actual capacities?” If the firm answers YES we presume that there is excess supply, while if the firm answers NO we presume that there is excess demand.²⁰

Let IP be the indicator of the price change from period to period. This variable is trichotomous and is constructed from the answer to the question: “Would you indicate the variation of your sales prices (net of tax) since the last survey?” The

¹⁷ Actually, the survey has also been conducted since October 1978, but with a different periodicity. For a more detailed discussion of the data, see Bouissou, Laffont, and Vuong [6].

¹⁸ This will often arise with survey data since individuals (firms in our case) will not answer all successive surveys. Moreover, for a given survey, these individuals will not in general answer all relevant questions. Hence, the larger the number T of periods, the smaller will be the sample of complete observations. On the other hand, the number of periods must be sufficiently large so as to be able to test that X is Markov of order k , specifically $T \geq k - 2$. It follows that, when k increases, the sample size will become small relative to the dimension of the analyzed contingency table which is $I^T \cdot J^{T-1}$. This conflicts with the large sample nature of our tests: As a rule-of-thumb, it is recommended that the sample size be at least four or five times the dimension of the contingency table.

A solution is then to consider methods for using efficiently the incomplete observations. Though this problem is important, it is beyond the scope of this paper. A possible approach, however, is to use recent results on maximum-likelihood estimation in contingency tables with randomly missing data (Fuchs [10]) where the EM algorithm is suggested to solve the modified normal equations.

¹⁹ The implicit assumption is that good markets are isolated from each other so that one can simultaneously observe an excess demand on one market and an excess supply on another market. For a motivation of such an assumption, see Muellbauer [23].

²⁰ There may be some problems with the interpretation given to these answers. Previous work (Bouissou, Laffont, and Vuong [6]) has shown that this interpretation is satisfactory.

first category, is constructed so that it corresponds to an increase in real terms; the second category, to a stability; and the third category, to a decrease.²¹

The question is to know whether the price variations *IP* are strictly exogenous to the disequilibrium indicator *ID*. Hence we test the null hypothesis that *ID* does not cause *IP*. As discussed in the previous sections, we first need to accept a Markov of some order on the *IP* process. Using the sample of about 1,000 firms that answer a series of three successive surveys, we were, however, unable to accept a Markov of order 1 for the *IP* process.²² This can be explained by the presence of firms such as those in the professional equipment sector for which the price adjustment process is expected to have much more memory than three months as can be seen from Tables I and II. We have then restricted our analysis to the consumption good sector.

Table I presents our results for the consumption sector when analyzing three successive surveys.²³ As a basis for comparison, Table II presents similar results for the whole industry with randomly selected subsamples of sizes equal to the sizes of the corresponding samples for the consumption sector.²⁴ The first column indicates the date of the third survey; the second column gives the number of firms for which observations on *ID* and *IP* are available for the corresponding three surveys; the third column gives the LR statistic (4.3) for $T=3$ which is used to test the hypothesis that the *IP* process is Markov of order 1; the fourth column gives the LR statistic (4.19) for $T=3$ and $m=1$ which is used to test the hypothesis that *ID* does not cause *IP* given that *IP* is Markov of order 1; finally the fifth column gives the LR statistic (4.13) for $T=3$ and $m=1$ which is used to test the joint hypothesis that *ID* does not cause *IP* and that *IP* is Markov of order 1.

²¹ Though in principle, the answer to the price variation question should be treated as a continuous variable, the continuity of reported answers are questionable since individuals tend to round off their answers. As in earlier work (see, e.g., Ottenwaelter and Vuong [25]) the categorization used is: if x denotes the reported percentage change, then " $x \geq 5$ ", " $0 < x \leq 5$ ", and " $x \leq 0$ " corresponds respectively to $IP=1$, $IP=2$, and $IP=3$. The category $IP=2$ then corresponds to a price stability in real terms having taken into account the average inflation rate over the years 1974-1978.

²² We could not test a Markov of order 2 on the *IP* process. Indeed the average number of firms answering 4 successive surveys drops to about 600 where 4 is the minimum number of periods required to test a Markov of order 2. Then the sample size becomes about equal to the dimension of the contingency table for $T=4$ which is $3^4 \times 2^3 = 648$ (see footnote 18).

²³ These results were obtained from the FORTRAN program CAUSE9 which is available from the authors. This program can accept as an input a raw file that contains missing observations, and in addition can select the desired subsample.

²⁴ Our reason for considering samples of the same size for the whole industry as for the consumption sector is to have a fair comparison. Indeed, it is well-known that LR tests are consistent (and in our case, even optimal; see footnote 10). Thus for fixed (asymptotic) probability of type I error, the probability of type II error goes to zero as the sample size increases. Hence our LR tests will reject the null hypothesis (M) or (C) even when the true model departs only slightly from the null hypothesis which is in general a simplification of the world. In other words, it is more likely to reject the null hypothesis with a large sample than with a small sample.

Instead of reducing the samples for the whole industry, an alternative method would be to choose critical levels depending on the sample size so that the probability of type I error goes to zero while the probability of type II error either goes to a constant between zero and one (Bahadur [2]) or to zero (Hoeffding [15]) for a fixed alternative. There are, however, no generally accepted ways of choosing how the sizes of the test should go to zero when the sample size increases.

TESTS OF NONCAUSALITY

409

TABLE I
LR STATISTICS WITH UPPER-TAIL PROBABILITIES IN PARENTHESES
CONSUMPTION SECTOR

Ending Periods <i>TE</i> = 3	Number of Cases	For Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 12	For Noncausality of <i>Y</i> on <i>X</i> assuming Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 60	For Noncausality of <i>Y</i> on <i>X</i> and for Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 72
75-03	413	12.5* (40.8)	59.2* (50.4)	71.7* (48.8)
75-06	397	16.5* (17.1)	37.7* (98.9)	54.1 (94.2)
75-11	386	30.5 (.237)	30.8* (99.9)	61.3* (81.1)
76-03	387	12.6* (39.8)	60.2* (46.7)	72.8* (45.0)
76-06	398	32.8 (.103)	68.9* (20.2)	101.7 (1.22)
76-11	384	52.1 (.000)	72.2* (13.4)	124.2 (0.13)
77-03	345	8.9* (71.2)	68.9* (20.2)	77.8* (30.0)
77-06	356	13.4* (33.9)	59.3* (50.0)	72.7* (45.2)
77-11	395	29.2 (.362)	74.3* (10.2)	103.5 (.887)
78-03	367	16.1* (18.5)	65.1* (30.4)	81.1* (21.5)
78-06	401	31.6 (.002)	62.2* (39.9)	93.7 (.044)

* Indicates that the null hypothesis cannot be rejected at the 10 per cent significance level.

For the consumption sector, we reject the hypothesis that the *IP* process is Markov of order 1 for five out of eleven periods at the 10 percent significance level, while for the whole industry that hypothesis is rejected for 10 out of 11 periods. Thus for these periods, nothing can be said about noncausality. On the other hand, for all the periods for which the first-order Markov assumption cannot be rejected at the 10 per cent significance level, the hypothesis that *ID* does not cause *IP* is always accepted. Thus our results seem to support the hypothesis that price changes from period to period are strictly exogenous to disequilibria appearing within periods.

6. CONCLUSION

In this paper, we have considered a unifying definition of noncausality which has been proved to be equivalent to Granger's definition of noncausality and to Chamberlain's revised version of Sims' strict exogeneity.

After having argued that noncausality of *Y* on *X* is by itself nonidentified in practice, we have introduced the additional assumption that *X* is Markov of

TABLE II
LR STATISTICS WITH UPPER-TAIL PROBABILITIES IN PARENTHESES
WHOLE INDUSTRY

Ending Periods <i>TE</i> = 3	Number of Cases	For Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 12	For Noncausality of <i>Y</i> on <i>X</i> Assuming Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 60	For Noncausality of <i>Y</i> on <i>X</i> and for Markov of Order 1 on <i>X</i> <i>DF</i> = 72
75-03	413	18.0* (11.7)	43.5* (94.6)	61.5* (80.6)
75-06	397	32.1 (.133)	60.8* (44.6)	92.9 (4.91)
75-11	386	39.6 (.008)	44.2* (93.7)	83.8* (16.1)
76-03	387	26.2 (1.01)	41.2* (96.9)	67.4* (63.2)
76-06	398	29.9 (.287)	49.0* (84.4)	78.9* (26.9)
76-11	384	28.2 (.514)	67.5* (23.5)	95.7 (3.21)
77-03	345	37.7 (.017)	65.7* (28.6)	103.4 (.898)
77-06	356	30.8 (.213)	53.7* (70.4)	84.5* (14.9)
77-11	395	42.9 (.002)	38.0* (98.8)	80.9* (22.1)
78-03	367	20.2 (6.30)	49.3* (83.6)	69.5* (56.0)
78-06	401	37.4 (.019)	66.6* (26.1)	104.0 (.812)

* Indicates that the null hypothesis cannot be rejected at the 10 per cent significance level.

some order. Then, using a recursive decomposition of all the restrictions that are imposed on panel data by the noncausality of *Y* on *X* and the Markov assumption on *X*, we have derived the log-likelihood ratio tests for testing the following three hypotheses: (i) *X* is Markov of order *m*, (ii) *Y* does not cause *X* given that *X* is Markov of order *m*, and (iii) *Y* does not cause *X* and that *X* is Markov of order *m*.

It turns out that all the test statistics have closed forms. These tests therefore provide a readily applicable procedure for testing noncausality on qualitative panel data. Moreover, these tests are free of model specification errors since the form of the relationship between *Y* and *X* need not be a priori specified.

Finally, the procedure has been applied to French Business Survey data to test the hypothesis that price changes from period to period are strictly exogenous to intra-period disequilibria as measured by an indicator of excess demand or excess supply. With a sample size of about 400 firms, conditionally on the fact that price variations follow a Markov process of order one, the assumption that the disequilibrium indicator does not cause price variation cannot be rejected at the 10 per cent significance level, either in the consumption sector or in the whole industry. However, the data reject much more often the Markov assumption of order one in the whole industry than in the consumption sector.

Université des Sciences Sociales, Toulouse
and
California Institute of Technology

Manuscript received November, 1983; final revision received April, 1985.

APPENDIX

I. The following fundamental property of conditional independence (FPCI) is used to prove the results of Section 2 and 3. Let A, B, C, D , be 4 sets of random variables. Then $A \perp (B, C) \mid D$ if and only if

- (i) $A \perp B \mid (C, D)$ and
(ii) $A \perp C \mid D$

(see, e.g., Florens and Mouchart [8, Theorem A.1, p. 588]).

PROOF OF LEMMA 1: (G_{k+1}) clearly implies (G_k) . The proof of the converse is similar to the proof of Theorem 1 in Florens and Mouchart [8, p. 590].

PROOF OF LEMMA 2: (S_k) implies (S_{k+1}) . Let Y_{t-k-1} be a subset of $Y_{-\infty}^{t-k-1}$. Since $Y_{t-k-1} \cup y_{t-k}$ is a subset of $Y_{-\infty}^{t-k}$, and since (S_k) holds at t , we have

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k+1}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k-1}, y_{t-k}), \text{ for any } t$$

which implies from the FPCI:

$$(A.1) \quad X_{t+1}^{\infty} \perp y_t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k-1}, Y_{t-k}^{t-1}), \text{ for any } t.$$

Let us now write (S_k) at $t-1$ for the subset Y_{t-k-1} of $Y_{-\infty}^{t-k-1}$:

$$(A.2) \quad X_t^{\infty} \perp Y_{t-k}^{t-1} \mid (X_{-\infty}^{t-1}, Y_{t-k-1}), \text{ for any } t.$$

From (A.1), (A.2), and the FPCI, it follows that

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k-1}), \text{ for any } t,$$

i.e., (S_{k+1}) .

To prove that (S_{k+1}) implies (S_k) , we consider 2 cases. (i) Suppose that Y_{t-k} does not contain y_{t-k} . Then Y_{t-k} is a subset of $Y_{-\infty}^{t-k-1}$ so that from (S_{k+1}) we get

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k}), \text{ for any } t,$$

which implies (S_k) , i.e.,

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k+1}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k}), \text{ for any } t.$$

(ii) Suppose that Y_{t-k} does contain y_{t-k} . Then $Y_{t-k} = y_{t-k} \cup Y_{t-k-1}$ where Y_{t-k-1} is a subset of $Y_{-\infty}^{t-k-1}$. From (S_{k+1}) it follows that

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k-1}), \text{ for any } t,$$

which implies

$$X_{t+1}^{\infty} \perp Y_{t-k+1}^t \mid (X_{-\infty}^t, Y_{t-k}), \text{ for any } t,$$

i.e., (S_k) .

Q.E.D.

PROOF OF THEOREM 1: It follows from Lemma 1 that (G_k) is equivalent to $\{(G_r), r=1, 2, \dots\}$, i.e., to

$$X_{t+1}^{t+r} \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \text{ for any } t, \text{ for any } r,$$

and hence to (C).

Similarly, from Lemma 2 it follows that (S_h) is equivalent to $\{(S_r), r=1, 2, \dots\}$. It now suffices to show that $\{(S_r), r=1, 2, \dots\}$ is equivalent to (C).

From the definition of (C) and the FPCI, it is clear that (C) implies (S_r) for any r . To see the converse, it suffices to choose for every r , $Y_{t-r} = \emptyset$. Then

$$X_{t+1}^\infty \perp Y_{t-r+1}^t \mid X_{-\infty}^t, \text{ for any } t, \text{ for any } r,$$

which implies

$$X_{t+1}^\infty \perp Y_{-\infty}^t \mid X_{-\infty}^t, \text{ for any } t,$$

i.e., (C).

Q.E.D.

PROOF OF LEMMA 3: This directly follows from the FPCI by putting $A = X_{t+1}^\infty$, $B = Y_{-\infty}^t$, $C = X_{-\infty}^{t-m}$, and $D = X_{t-m+1}^t$. Q.E.D.

PROOF OF THEOREM 2: By putting $A = X_{t+1}^T$, $B = Y_1^t$, $C = X_1^{t-m}$, and $D = X_{t-m+1}^t$, it follows from the FPCI that (R_m^T) is equivalent to:

$$(A.3) \quad X_{t+1}^T \perp X_1^{t-m} \mid X_{t-m+1}^t \quad (t = m+1, \dots, T-1),$$

and

$$(A.4) \quad X_{t+1}^T \perp Y_1^t \mid X_1^t \quad (t = m, \dots, T-1).$$

Since (A.3) is just (M_m^T) , it now suffices to show that (A.4) is equivalent to (ii) and (iii).

It is clear that (A.4) implies (ii) and (iii). To see the converse, we first note that (ii) is (A.4) written for $t = m$. The proof now proceeds by induction on t . Suppose that (A.4) holds for $t-1$ where $m \leq t-1 \leq T-2$, i.e.,

$$X_t^T \perp Y_1^{t-1} \mid X_1^{t-1}.$$

This implies

$$X_{t+1}^T \perp Y_1^{t-1} \mid X_1^t.$$

Since (s_t^T) holds for $m \leq t \leq T-1$, it follows from the FPCI that

$$X_{t+1}^T \perp Y_1^t \mid X_1^t. \quad \text{Q.E.D.}$$

II. The results of Section 4 can be proved using the theory of log-linear probability models (see, e.g., Haberman [14], Nerlove and Press [24], Vuong [30]). We shall, however, offer direct proofs.

PROOF OF LEMMA 4: Note that (M_m^T) is equivalent to

$$(A.5) \quad \{X_{t+m+1} \perp X_1^t \mid X_{t+1}^{t+m}; \text{ for any } t = 1, \dots, T-m-1\}.$$

(This follows by successive application of the FPCI.) It now suffices to consider the recursive system of models associated with the decomposition:

$$(A.6) \quad \Pr(X_1^T) = \Pr(X_1^{m+1}) \prod_{t=1}^{T-m-1} \Pr(X_{t+m+1} \mid X_1^{t+m}).$$

Since there are no restrictions on $\Pr(X_1^{m+1})$, the joint probability model for X_1^{m+1} is saturated. Hence the ML estimate of $p(i_1^{m+1})$ is $n(i_1^{m+1})/n$. For every $t = 1, \dots, T-m-1$, the only restriction is that X_1^t be excluded from the conditional model for X_{t+m+1} given X_1^{t+m} . It follows that the ML estimate of $p(i_{t+m+1} \mid i_1^{t+m})$ is $n(i_{t+m+1}^{t+m})/n(i_1^{t+m})$.

Since the ML estimate of $\Pr(X_1^T)$ subject to the restrictions (M_m^T) is simply the product of the above ML estimates, Equation (4.2) follows. Q.E.D.

PROOF OF THEOREM 3: Since the ML estimate of $\Pr(X_1^T)$ under no restriction is simply $n(i_1^T)/n$, it is easy to see that LR_0^m as defined by Equation (4.3) is the LR statistic for testing (M_m^T) against the hypothesis of no restriction.

To derive the number of degrees of freedom ddf_0^m of that statistic, it suffices to count the number of independent restrictions that are imposed by (M_m^T) on $\Pr(X_1^T)$. We now use the recursive decomposition (A.5). For every $t = 1, \dots, T - m - 1$, $\Pr(X_{t+m+1}^T | X_1^t, X_{t+1}^{t+m}) = \Pr(X_{t+m+1}^T | X_{t+1}^{t+m})$, where X_k has I_k categories. Since there are $(I_{t+m+1} - 1) \prod_{k=1}^{t+m} I_k$ independent conditional probabilities $p(i_{t+m+1} | i_1^t, i_{t+1}^{t+m})$ and $(I_{t+m+1} - 1) \prod_{k=t+1}^{t+m} I_k$ independent conditional probabilities $p(i_{t+m+1} | i_{t+1}^{t+m})$, the number of restrictions imposed by (M_m^T) is

$$ddf_0^m = \sum_{t=1}^{T-m-1} \left[(I_{t+m+1} - 1) \left(\prod_{k=1}^{t+m} I_k - \prod_{k=t+1}^{t+m} I_k \right) \right]$$

which, after simplification, gives (4.4).

Q.E.D.

PROOF OF COROLLARY 1: Obvious.

PROOF OF LEMMA 5: The only restriction on $\Pr(Y_1^m | X_1^m, X_{m+1}^T)$ is that $\Pr(Y_1^m | X_1^T) = \Pr(Y_1^m | X_1^m)$. It follows that the ML estimate of $p(j_1^m | i_1^T)$ is given by (4.11).

For every $t = m + 1, \dots, T - 1$, the only restriction on $\Pr(y_t | X_1^t, X_{t+1}^T, Y_1^{t-1})$ is that $\Pr(y_t | X_1^t, X_{t+1}^T, Y_1^{t-1}) = \Pr(y_t | X_1^t, Y_1^{t-1})$. It follows that the ML estimate of $p(j_t | i_1^t, j_1^{t-1})$ is given by (4.12).

Q.E.D.

PROOF OF THEOREM 4: From Theorem 2 and the recursive decomposition (4.7), it follows that the ML estimate of $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$ under the restrictions (R_m^T) is given by the right-hand side of (4.7) where the joint and conditional probabilities are replaced respectively by their estimated joint and conditional probabilities obtained in Lemmas 4 and 5. Since the ML estimate of $\Pr(X_1^T, Y_1^{T-1})$ under no restrictions is given by:

$$\hat{p}(i_1^T, j_1^{T-1}) = \frac{n(i_1^T, j_1^{T-1})}{n} = \frac{n(i_1^T)}{n} \cdot \frac{n(i_1^T, j_1^m)}{n(i_1^T)} \cdot \prod_{t=m+1}^{T-1} \frac{n(i_1^t, j_1^t)}{n(i_1^t, j_1^{t-1})}$$

it follows from Equation (4.8)-(4.10) that the log-likelihood ratio statistic for testing (R_m^T) against the hypothesis of no restrictions is given by (4.13-4.15).

To compute the number of degrees of freedom of this statistic, it now suffices to count the number of restrictions imposed by (R_m^T) . From Theorem 3, we know that (M_m^T) imposes ddf_0^m restrictions on $\Pr(X_1^T)$. In addition, (c_m^T) requires that $\Pr(Y_1^m | X_1^m, X_{m+1}^T) = \Pr(Y_1^m | X_1^m)$ which introduces ddf_m^m restrictions where ddf_m^m is given by (4.17). Finally, for every $t = m + 1, \dots, T - 1$, (s_t^T) requires that $\Pr(y_t | X_1^t, X_{t+1}^T, Y_1^{t-1}) = \Pr(y_t | X_1^t, Y_1^{t-1})$ which introduces ddf_t^m restrictions where ddf_t^m is given by (4.18). From Theorem 2, it follows that the total number of restrictions imposed by (R_m^T) is given by (4.16).

Q.E.D.

PROOF OF COROLLARY 2: Obvious.

REFERENCES

- [1] ANDERSON, T. W., AND L. GOODMAN: "Statistical Inference about Markov Chains," *Annals of Mathematical Statistics*, 28(1957), 89-110.
- [2] BHADUR, R. R.: "An Optimal Property of the Likelihood Ratio Statistics," *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics*, Vol. 1. Berkeley: University of California Press, 1967, 13-26.
- [3] BARRO, R., AND H. GROSSMAN: *Money, Employment and Inflation*. Cambridge: Cambridge University Press, 1976.
- [4] BENASSY, J. P.: *The Economics of Disequilibrium*. New York: Academic Press, 1982.
- [5] BISHOP, Y. M. M., S. E. FIENBERG, AND P. W. HOLLAND: *Discrete Multivariate Analysis: Theory and Practice*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1975.
- [6] BOUISSOU, M. B., J. J. LAFFONT, AND Q. H. VUONG: "Econométrie du Déséquilibre sur Données Microéconomiques," *Annales de l'INSEE*, 55/56(1984), 109-151.
- [7] CHAMBERLAIN, G.: "The General Equivalence of Granger and Sims Causality," *Econometrica*, 50(1982), 569-581.
- [8] FLORENS, J. P., AND M. MOUCHART: "A Note on Noncausality," *Econometrica*, 50(1982), 583-606.
- [9] ———: "A Linear Theory for Non-Causality," *Econometrica*, 53(1985), 157-175.
- [10] FUCHS, C.: "Maximum Likelihood Estimation and Model Selection in Contingency Tables with Missing Data," *Journal of the American Statistical Association*, 77(1982), 270-278.

- [11] GOODMAN, L. A.: *Analyzing Qualitative/Categorical Data*. Cambridge, Massachusetts: Abt Books, 1978.
- [12] GRANGER, C. W. J.: "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods," *Econometrica*, 37(1969), 424-438.
- [13] ———: "Testing for Causality—A Personal Viewpoint," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2(1980), 329-352.
- [14] HABERMAN, S. J.: *The Analysis of Frequency Data*. Chicago: University of Chicago Press, 1974.
- [15] HOEFFDING, W.: "Asymptotic Optimal Tests for Multidimensional Distributions," *Annals of Mathematical Statistics*, 36(1965), 369-401.
- [16] HOSOYA, Y.: "On the Granger Condition for Non-Causality," *Econometrica*, 45(1977), 1735-1736.
- [17] KOHN, R.: "A Characterization of Granger-Sims Exogeneity," *Economic Letters*, 8(1981), 129-133.
- [18] LAFFONT, J. J.: "Fix-Price Models: A Survey of Recent Empirical Work," Discussion Paper No. 8305, GREMAQ, Université des Sciences Sociales de Toulouse, 1983.
- [19] LINK, J. P.: "The Existence of the Maximum-Likelihood Estimate in Log-Linear Probability Models," Ph.D. Thesis, Department of Economics, Northwestern University, 1984.
- [20] LOÈVE, M.: *Probability Theory*. New York: D. Van Nostrand Company, 1954.
- [21] MALINVAUD, E.: *The Theory of Unemployment Reconsidered*. New York: John Wiley and Sons, 1977.
- [22] MONFORT, A.: *Cours de Probabilités*. Paris: Economica, 1980.
- [23] MUELLBAUER, J.: "Macrotheory vs Macroeconometrics: The Treatment of Disequilibrium in Macro Models," Birbeck College, 1978.
- [24] NERLOVE, M., AND S. J. PRESS: "Multivariate Log-Linear Probability Models for the Analysis of Qualitative Data," Discussion Paper No. 1, Center for Statistics and Probability, Northwestern University, 1976.
- [25] OTTENWALTER, B., AND Q. H. VUONG: "An Empirical Analysis of Backlog, Inventory, Production, and Price Adjustments: An Application of Recursive Systems of Log-Linear Models," *Journal of Business and Economic Statistics*, 2(1984), 224-234.
- [26] PHADKE, M. S., AND S. M. WU: "Modeling of Continuous Stochastic Processes from Discrete Observations with Application to Sunspots Data," *Journal of the American Statistical Association*, 69(1974), 325-329.
- [27] SIMON, H. A.: "Causal Ordering and Identifiability," in *Studies in Econometric Methods*, Cowles Commission Monograph 14, ed. by W. C. Hood and T. C. Koopmans. New York: 1953.
- [28] SIMS, C. A.: "Money, Income, and Causality," *The American Economic Review*, 62(1972), 540-552.
- [29] STROTZ, R. H., AND H. WOLD: "Recursive versus Non-Recursive Systems: An Attempt at Synthesis," *Econometrica*, 28(1960), 417-427.
- [30] VUONG, Q. H.: "Conditional Log-Linear Probability Models: A Theoretical Development with an Empirical Application," Ph.D. Thesis, Department of Economics, Northwestern University, 1982.

Disequilibrium Econometrics on Micro Data

M. B. BOUISSOU

J. J. LAFFONT

Universite des Sciences Sociales, Toulouse

and

Q. H. VUONG

California Institute of Technology

This paper brings some empirical evidence to the construction of a more disaggregated view of disequilibrium. Individual data on firms collected by INSEE through periodic Business Surveys are used to construct the distribution of firms over the four possible disequilibrium regimes. Then the behavior of this distribution over time is analyzed by estimating dynamic conditional logit models on panel data.

The breakthrough paper on disequilibrium econometrics (Fair and Jaffee (1972)) is now more than ten years old. Quandt (1982) has recently surveyed the development of the econometric methods dealing with the particular non-linear models generated by fix-price models. Laffont (1983) has summarized and discussed the main estimation results of macro-disequilibrium models. Though these empirical results are interesting, they suffer from an excessive aggregation which prevents a sufficiently precise discussion of the nature of unemployment (classical unemployment vs. Keynesian unemployment) and of the appropriate corrective economic policies.

The purpose of this paper is to bring some empirical evidence to the construction of a more disaggregated view of disequilibrium by using individual data on firms collected by the Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE) through periodic Business Survey Tests.¹ A great potential of this more disaggregated approach is the ability to study the relative shares of classical and Keynesian unemployment. For policy purposes it is also important to explain why a given sector is in one type of unemployment or the other.

The paper is organized as follows. Section 1 presents the data and describes how the indicator of the regime in which a firm is can be constructed from the firm's answers to the INSEE surveys. The resulting distribution on the sample of firms over the four possible disequilibrium regimes is then discussed. Section 2 presents some general remarks on the estimation of conditional logit models on panel data as well as on the general form of the models that we propose to estimate. Section 3 studies the dynamics of the regime distribution by introducing the explanatory variables suggested by micro-disequilibrium models (see Muellbauer (1978), Malinvaud (1981), Kooiman (1982)). Section 4 concludes the paper.

1. DESCRIPTION OF DATA AND CONSTRUCTION OF VARIABLES

This section presents the data that are used in our empirical analysis.

1a. *Individual data*

Our micro data has been collected by INSEE from about 4000 firms through periodic Business Survey Tests.² These Survey Tests were taken three times a year (in June, November, and March) from June 74 to June 78, and four times a year (in June, October, January, and March) from June 78 to June 82. Only firms with a single major product are retained in the sample. Each firm was also classified according to the nature of its product into one of the following five sectors:

1. Agricultural and Food Industries,
2. Intermediate Goods,
3. Professional Equipment,
4. Automobile, Transportation,
5. Consumption Goods.

From the firm's answers to these surveys, two qualitative variables were constructed: (i) an indicator of surprise with respect to the demand received by the firm for its product,³ and (ii) an indicator of the regime experienced by the firm during the period.

The demand surprise indicator, denoted *MSD*, is constructed from the answers to the following questions appearing in each survey:

"Indicate the probable change in demand for your product until the next survey: increasing, stable, decreasing."

"Indicate the change in demand for your product since the last survey: increasing, stable, decreasing."

From two successive surveys, we can readily define the variable *MSD* as:

$MSD = 1$ if the firm has over-evaluated its demand,

$MSD = 2$ if the firm has correctly evaluated its demand,

$MSD = 3$ if the firm has under-evaluated its demand.⁴

Let us now turn to the construction of the regime indicator *IR*. In the spirit of micro-disequilibrium models we are reasoning as if each firm has its local product market and its local labour market. Let *IQ* and *IL* be respectively the indicators of the states of the goods market and of the labour market, where:

$IL = 1$ if excess supply of labour,

$IL = 2$ if excess demand for labour,

$IQ = 1$ if excess supply of good,

$IQ = 2$ if excess demand for good.

Information on the indicators *IQ* and *IL* can be obtained from the INSEE surveys since in these surveys firms are asked questions about their perceived constraints on their product and labour markets. Specifically, the indicator *IQ* is obtained from the answer to the question:

"If you received more orders could you produce more with your actual means?"

If the firm answers YES we presume, following Malinvaud's remark (1980, p. 73), that the firm is constrained on its good market ($IQ = 1$), while if the firm answers NO we presume that the firm is not constrained on its good market ($IQ = 2$). Similarly, the indicator *IL* is obtained from the answer to the question:

"Do you now have difficulties in recruiting?"

If the firm answers YES, we presume that it is constrained on its labour market ($IL = 2$), while if the firm answers NO we presume that it is not constrained on its labour market ($IL = 1$).

There are obviously some problems with the interpretation to give to these answers; however, various alternative ways of using the answers to the INSEE surveys do not change the qualitative features of the empirical results presented in Section 3.⁵

Provided that a firm's answers to both of these questions are available it is possible to classify that firm in one of four possible disequilibrium regimes. Specifically,

$IR = 1$ (Keynesian Unemployment)	if $IQ = 1$ and $IL = 1$,
$IR = 2$ (Under Consumption)	if $IQ = 1$ and $IL = 2$,
$IR = 3$ (Classical Unemployment)	if $IQ = 2$ and $IL = 1$,
$IR = 4$ (Repressed Inflation)	if $IQ = 2$ and $IL = 2$.

According to this definition of the regime indicator we obtain Table I, which presents for the whole sample the distribution of the firms over the four possible disequilibrium regimes. These results can be compared with the *ex post* probabilities of the different regimes obtained by Artus, Laroque, and Michel (1984). One major feature of their

TABLE I
All five sectors

Date	Sample	Keynesian unemployment (%)	Under consumption (%)	Classical unemployment (%)	Repressed inflation (%)
75 03	1741	67.03	15.51	11.77	5.69
75 06	1818	69.70	15.51	9.79	5.00
75 11	1869	68.27	14.87	11.40	5.46
76 03	1842	62.81	18.24	11.67	7.28
76 06	1787	51.82	22.50	13.43	12.25
76 11	1829	55.28	20.78	13.72	10.22
77 03	1923	57.88	18.82	14.30	9.00
77 06	1917	58.53	18.62	14.45	8.40
77 11	2119	60.97	18.12	13.07	7.84
78 03	2013	62.49	18.33	12.57	6.61
78 06	2031	59.87	18.07	14.33	7.73
78 10	1785	60.62	17.54	14.73	7.11
79 01	2036	60.95	16.85	15.28	6.92
79 03	1988	60.82	15.79	16.35	7.04
79 06	1965	56.69	15.98	18.73	8.60
79 10	1996	54.61	16.33	20.14	8.92
80 01	1919	56.70	16.21	18.86	8.23
80 03	2031	54.01	16.45	20.38	9.16
80 06	1957	56.11	16.09	18.65	9.15
80 10	2015	63.23	16.63	14.14	6.00
81 01	1804	69.01	14.63	12.42	3.94
81 03	1726	71.55	12.57	12.34	3.54
81 06	1671	73.55	11.19	11.85	3.41
81 10	1774	70.97	12.63	12.91	3.49
82 01	1832	70.69	11.68	13.37	4.26
82 03	1743	69.31	13.42	12.79	4.48
82 06	1648	63.96	15.53	14.93	5.58

results is obtained here: namely, the predominance of the Keynesian unemployment regime.⁶

It would be interesting to comment in detail on Table I in the light of the French experience over the period 1975–1982. We shall only mention two important attempts that were made during this period to decrease unemployment with usual Keynesian policies: the Chirac experiment from June 1975 to June 1976 and the Mauroy experiment from June 1981 to June 1982. Both share the same features: a strong decline in the proportion of firms in the Keynesian unemployment regime with an increase in all other regimes. The Mauroy experiment appears less effective with a stronger relative increase in the proportion of firms in the classical unemployment regime. This is not surprising given that in the Mauroy experiment the low real wages have been increased substantially. Note also the dynamics after the Chirac experiment. The proportion of firms in the Keynesian unemployment regime increases again, but the proportion of firms in the classical unemployment regime continues to increase. Finally, the substantial increase in Keynesian unemployment from June 1980 to January 1981 seems to be due to the second oil crisis.

The same classification was carried out for each sector of the economy. In particular we found that the intermediate goods sector and professional equipment sector are the slowest to react; the automobile and transportation sector reacts quite strongly and rapidly; the consumption good sector reacts quickly but not as strongly.

1b. *Macro data*

Some macroeconomic variables are used as additional explanatory variables (see Muellbauer (1978), Malinvaud (1981), and Kooiman (1982)). All the macroeconomic variables were dichotomized and constructed from appropriate series obtained from the Comptes Nationaux Trimestriels published by INSEE for the period under study. If IX denotes the dichotomous variable associated with the latent continuous variable X , then the dichotomization rule is:

$$IX = 1 \quad \text{if } X \text{ is above a trend,}$$

$$IX = 2 \quad \text{if } X \text{ is below a trend,}$$

where the trend is obtained by adjusting a line on the time series X .

Two sectoral indicators and two national indicators were constructed in this way. These are:

IGS: indicator of sectoral public expenditures,

IGT: indicator of total public expenditures,

ISB: indicator of the sectoral real cost of labour as measured by real gross wages, which include employer and employee social security payments and the like,

ISN: indicator of purchasing power as measured by real take-home pay, which includes personal income taxes for the whole economy.⁷

In addition, lags of these indicators are also used as explanatory variables. Specifically, if IX is an indicator, then

$IX1$ is the indicator lagged 3 months,

$IX2$ is the indicator lagged 6 months,

$IX3$ is the indicator lagged 9 months.

2. ESTIMATION OF DYNAMIC CONDITIONAL MODELS ON PANEL DATA

All the models that we estimate are conditional logit models (see e.g. McFadden (1974), Nerlove and Press (1973, 1976)) where the endogeneous variable is the disequilibrium regime indicator IR . As a matter of fact, we consider a special case of the conditional logit model since all our explanatory variables are qualitative.

All our models are dynamic in the sense that they all include the 3 months lagged regime indicator $IR1$ as an explanatory variable. Thus we can think of the remaining explanatory variables as explaining the 3 months transition probability from one regime to another. Our models are therefore of the form:

$$IR|IR1, IA, IB, \dots$$

where IA, IB, \dots are explanatory variables to be defined in Section 3. The parameterization used is the ANOVA parameterization (see Nerlove and Press (1976), Vuong (1982)). As usual we restrict the effect of each explanatory variable to its bivariate effect. Specifically, let $IR_{it}, IA_{it}, IB_{it}, \dots$ denote the regime and the explanatory variables for the i -th firm at time t respectively. Let KR, KA, KB, \dots denote the number of categories of these variables where, in our case, KR is equal to 4, KA and KB are equal to either two or three. Then we have:

$$\begin{aligned} \log \Pr (IR_{it} = k | IR1_{it}, IA_{it}, IB_{it}, \dots) = & \mu + \alpha_k + \sum_{l=1}^{KR} \beta_{k,l} D_l (IR1_{it}) \\ & + \sum_{a=1}^{KA} \beta_{k,a} D_a (IA_{it}) \\ & + \sum_{b=1}^{KB} \beta_{k,b} D_b (IB_{it}) + \dots \end{aligned} \quad (1)$$

where $D_x (IX_{it})$ is equal to one if $IX_{it} = x$, and zero otherwise, the parameters α and β satisfy the ANOVA constraints:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{KR} \alpha_k &= 0, \\ \sum_{k=1}^{KR} \beta_{k,x} &= \sum_{x=1}^{KX} \beta_{k,x} = 0, \quad \forall x, \forall k, \end{aligned} \quad (2)$$

and μ is a normalizing parameter depending only on the α 's and β 's so that, given $IR1_{it}, IA_{it}, IB_{it}, \dots$, the conditional probabilities in (1) add up to one.⁸

Conditional logit models have been in general estimated on cross-section data only. The reason is that estimation of such models relies on the usual assumption that the observations are mutually independent, an assumption that is hardly justified in time series or panel data. Since we are ultimately interested in the effects of macro indicators such as IGT that therefore do not vary across individuals, it is necessary to use panel data in order to identify these macro effects. In this section we justify our estimation procedure on theoretical grounds. As a matter of fact, our justification is valid for the

estimation of any dynamic conditional model on panel data when macro explanatory variables are possibly present.

Suppose that one has available a complete panel data on T equally spaced periods ($t = 1, \dots, T$) for n individuals ($i = 1, \dots, n$). Let Y_{it} be the endogenous random variable(s) observed at time t for the i th individual. Let X_{it} and Z_t be vectors of explanatory variables where X_{it} vary across individuals while Z_t do not. For instance, X_{it} may be *IR1* or *MSD*, while Z_t may be *IGT* or *IGS*.

Let $Y_{i,s}^t$ be the set of variables $\{Y_{i,s}, Y_{i,s+1}, \dots, Y_{i,t}\}$ where $s \leq t$. We make the following assumptions:

Assumption A.1 (Markov Specification). For any $i = 1, \dots, n$, and any $t = h + 1, \dots, T$:

$$\Pr(Y_{it} | Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}^t, Z_{t-h}^t) = \Pr(Y_{it} | Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}, Z_{t-h}^t).$$

where $\Pr(A|B)$ is the conditional density of the variables in A given the variables in B , and h is the maximum lag specified. It is assumed that $h < T$.

Given the choice of a family (in general parametric) of conditional distributions, Assumption A.1 is nothing else than the specification of a Markovian structure of order h .

Assumption A.2 (stability). (a) For any $i = 1, \dots, n$, and any t, s in $\{h + 1, \dots, T\}$:

$$\Pr(Y_{it} | Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}^t, Z_{t-h}^t) = \Pr(Y_{is} | Y_{i,s-h}^{s-1}, X_{i,s-h}^s, Z_{s-h}^s),$$

(b) For any i, j in $\{1, \dots, n\}$, and any $t = h + 1, \dots, T$:

$$\Pr(Y_{it} | Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}^t, Z_{t-h}^t) = \Pr(Y_{jt} | Y_{j,t-h}^{t-1}, X_{j,t-h}^t, Z_{t-h}^t).$$

Assumptions A2(a) and A2(b) respectively require that the conditional model of interest be stable across time and across individuals. Clearly some stability assumptions, which may not be as strong, are needed in order to estimate a model.

The next assumption deals with the sampling of individuals.

Assumption A.3 (Sampling). The n stochastic vector processes $\{(Y_{it}, X_{it}); t = -\infty, T\}$ for $i = 1, \dots, n$ are mutually independent given the stochastic process $\{Z_t; t = -\infty, T\}$, i.e. for any i :

$$(Y_{i,-\infty}^T, X_{i,-\infty}^T) \perp \{(Y_{j,-\infty}^T, X_{j,-\infty}^T); j \neq i\} | Z_{-\infty}^T,$$

where $A \perp B | C$ denotes that A and B are conditionally independent given C .

For instance, if there are no macro variables Z_t , then Assumption A.3 simply means that the sampling of individuals is random.

Assumption A.4 (Exogeneity). For any $i = 1, \dots, n$, and any $t = 1, \dots, T$:

$$X_{i,t+1}^{+\infty}, Z_{t+1}^{+\infty} \perp Y_{i,-\infty}^t | X_{i,-\infty}^t, Z_{-\infty}^t,$$

If there are no macro variables Z_t , then Assumption A.4 simply requires that Y_{it} does not Granger cause X_{it} , or equivalently that X_{it} is strictly exogenous to Y_{it} (see Chamberlain (1982), Bouissou, Laffont, and Vuong (1985)).

Assumptions A.1 to A.4 can be considered as the standard assumptions underlying the estimation of a dynamic conditional model on panel data.⁹ It is worth noting that we obtain as a special case ($h = 0, T = 1$) the assumptions that are implicit in the estimation

of a conditional model on a cross section, and as another special case ($n=1$) the assumptions that justify the estimation of a conditional model on time series.

We now consider the likelihood function associated with the observations on the panel $\{Y_{it}, X_{it}, Z_t; i=1, \dots, n, t=1, \dots, T\}$. Since h may not be null, we shall in fact consider the conditional likelihood function L_{YXZ} given all the variables prior to period $h+1$, i.e.

$$L_{YXZ} = \Pr [((Y_{i,h+1}^T, X_{i,h+1}^T); i=1, \dots, n), Z_{h+1}^T | ((Y_{i,-\infty}^h, X_{i,-\infty}^h); i=1, \dots, n), Z_{-\infty}^h].$$

We have:

$$L_{YXZ} = L_{Y|XZ} \times L_{XZ}$$

with

$$L_{Y|XZ} = \Pr [(Y_{i,h+1}^T; i=1, \dots, n) | ((Y_{i,-\infty}^h, X_{i,-\infty}^T); i=1, \dots, n), Z_{-\infty}^T] \quad (3)$$

$$L_{XZ} = \Pr [(X_{i,h+1}^T; i=1, \dots, n), Z_{h+1}^T | ((Y_{i,-\infty}^h, X_{i,-\infty}^h); i=1, \dots, n), Z_{-\infty}^h] \quad (4)$$

Since L_{YXZ} is the (conditional) likelihood for $((Y_{i,h+1}^T, X_{i,h+1}^T); i=1, \dots, n), Z_{h+1}^T$ and since L_{XZ} is the (conditional) likelihood for $((X_{i,h+1}^T; i=1, \dots, n), Z_{h+1}^T)$, it follows that $L_{Y|XZ}$ as defined in (3) is the conditional likelihood for $(Y_{i,h+1}^T; i=1, \dots, n)$ given $((X_{i,h+1}^T; i=1, \dots, n), Z_{h+1}^T)$.

We have:

$$\begin{aligned} L_{Y|XZ} &= \prod_{i=h+1}^T \Pr [(Y_{it}; i=1, \dots, n) | ((Y_{i,-\infty}^{t-1}, X_{i,-\infty}^T); i=1, \dots, n), Z_{-\infty}^T] \\ &= \prod_{i=1}^n \prod_{t=h+1}^T \Pr [Y_{it} | ((Y_{j,-\infty}^{t-1}, X_{j,-\infty}^T); j=1, \dots, n), Z_{-\infty}^T] \\ &= \prod_{i=1}^n \prod_{t=h+1}^T \Pr [Y_{it} | Y_{i,-\infty}^{t-1}, X_{i,-\infty}^T, Z_{-\infty}^T] \\ &= \prod_{i=1}^n \prod_{t=h+1}^T \Pr [Y_{it} | Y_{i,-\infty}^{t-1}, X_{i,-\infty}^t, Z_{-\infty}^t] \end{aligned}$$

where the first equation is an identity, the second and third equations follow from Assumption A.3, and the fourth equation from Assumption A.4. Moreover, it follows from Assumption A.1 that:

$$L_{Y|XZ} = \prod_{i=1}^n \prod_{t=h+1}^T \Pr [Y_{it} | Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}^t, Z_{t-h}^t]$$

and from Assumption A.2 that:

$$L_{Y|XZ} = \prod_{i=1}^n \prod_{t=h+1}^T \Pr [Y = y_{it} | Y_h^1 = y_{i,t-h}^{t-1}, X_h^0 = x_{i,t-h}^t, Z_h^0 = z_{t-h}^t] \quad (5)$$

where $y_{it}, y_{i,t-h}^{t-1}, x_{i,t-h}^t, z_{t-h}^t$ are the observed realizations of the random variables $Y_{it}, Y_{i,t-h}^{t-1}, X_{i,t-h}^t, Z_{t-h}^t$, and Y, Y_h^1, X_h^0, Z_h^0 are the random variables implicitly defined by the stability Assumption A.2.

Each of our conditional logit models is estimated by maximizing a conditional likelihood function of the form (5) where the conditional probabilities are defined by equation (1) and the parameters are the α 's and β 's which satisfy the ANOVA constraints (2). From the general properties of conditional maximum likelihood estimation (see

Anderssen (1973), Vuong (1983)) it follows that this procedure leads to consistent estimates. It is also worth noting from Equation (5) that the conditional likelihood $L_{Y|XZ}$ is written as if all the observations were independent where one observation is an observation on a firm at a given period. In addition Equation (5) shows that we can pool all these $n(T-h)$ observations.

3. DISEQUILIBRIUM DYNAMICS

Our purpose is to explain using the variables that were mentioned in Section 1 the transition matrix associated with the four possible disequilibrium regimes (see Equation (1)). Specifically, we consider the transition probability from one state to another 3 months later. We have then considered only the dates for which a survey was available 3 months earlier. These dates are 7506, 7606, 7706, 7806, 7901, 7906, 8001, 8006, 8101, 8106, 8201, and 8206 (see Section 1). The number of observations in each sector, where an observation corresponds to a firm for a given date, is:

- Sector 1: 1241 observations,
- Sector 2: 4885 observations,
- Sector 3: 2302 observations,
- Sector 4: 449 observations,
- Sector 5: 5293 observations.

The transition matrix for the whole industry has the form:

$$\begin{array}{cccc}
 & KU & UC & CU & RI \\
 \left[\begin{array}{cccc}
 p(1/1) & p(1/2) & p(1/3) & p(1/4) \\
 p(2/1) & p(2/2) & p(2/3) & p(2/4) \\
 p(3/1) & p(3/2) & p(3/3) & p(3/4) \\
 p(4/1) & p(4/2) & p(4/3) & p(4/4)
 \end{array} \right] & & & \begin{array}{l} KU \\ UC \\ CU \\ RI \end{array}
 \end{array}$$

where $p(j/k)$ denotes the transition probability from state k to state j . From the observations pooled over the 12 periods that were singled out above we can obtain the following observed three-month transition matrix for the whole industry with probabilities given as percentages:

$$\begin{bmatrix}
 85.82 & 24.69 & 24.31 & 12.13 \\
 7.00 & 64.24 & 2.74 & 18.53 \\
 5.73 & 2.32 & 65.45 & 14.51 \\
 1.45 & 8.74 & 7.51 & 54.84
 \end{bmatrix}$$

There is for each regime a high probability of staying in the same regime. Moreover, the Keynesian unemployment regime appears to be an absorbing state. Similar characteristics are obtained when transition probabilities are computed for each sector. These qualitative features must, however, be treated with care since the transition probabilities are influenced by some macroeconomic variables that were not invariant over the period under study.

Table II presents a first set of estimation results that were obtained by using only the lagged regime indicator $IR1$ and the individual demand surprise indicator MSD .¹⁰

These results should be read as follows. When the upper tail probability (UTP) is larger than 5% it means that the current model cannot be rejected against the corresponding unconstrained (or saturated) model by a log-likelihood ratio test at the 5% significance

level.¹¹ The number below an explanatory variable is the *UTP* in % of the chi-square Wald statistic that is used to test that the variable is significant. If this number is less than 5 it means that the suppression of the effect is rejected at the 5% significance level.¹² When an explanatory variable other than *IR1* is significant at the 5% level we give for the first category of that variable ($IX = 1$) the signs of the effects on the four disequilibrium regimes.¹³ For instance, (+, +, -, 0) means that an over evaluation in demand ($MSD = 1$) relatively increases the probabilities of being in regimes 1 and 2, decreases the probability of being in regime 3, and has no significant effect on the probability of being in regime 4 *ceteris paribus*.

TABLE II
Model *IR/IR1, MSD*

Sector	<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>UTP</i>
1		0%	18% (+, 0, 0, 0)	10.70%
2		0%	0% (+, +, -, -)	5.53%
3		0%	0% (+, +, -, -)	87.80%
4		0%	44.8% (0, 0, 0, 0)	29.80%
5		0%	0% (+, +, -, -)	24.00%

As expected from the observed transition matrices given above, we find that the lagged regime indicator *IR1* is strongly significant for every sector. We also observe that the demand surprise indicator is strongly significant for sectors 2, 3, and 5, while it is not for sectors 1 and 4. Sector 1 (Agricultural and Food Industries) always gave poor results and we shall abstain from giving any explanation. On the other hand, the non-significance of the demand surprise indicator in sector 4 (Automobile and Transportation) is probably due to the predominance of production to orders in this sector. Finally, when the demand surprise indicator is significant it has the "correct" signs. By "correct" signs we mean that when a firm has over-evaluated its future demand, this increases its probability of being in the excess supply (of good) regimes ($IR = 1$, $IR = 2$) and decreases its probability of being in the excess demand (of good) regimes ($IR = 3$, $IR = 4$).

For our second set of results, we introduce the macroeconomic variables that are suggested by the disequilibrium microeconomic literature and described in Section 1. We only give the main results for each sector.

SECTOR 2

Intermediate goods

<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS</i>	<i>ISB</i>			<i>UTP</i> = 6.43%
	0%	0%	81%	0%			
		(+, +, -, -)		(-, 0, 0, +)			
<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS</i>	<i>IGS1</i>	<i>IGS2</i>	<i>IGS3</i>	<i>UTP</i> = 5.45%
	0%	0%	57%	0%	0%	10%	
		(+, +, -, -)		(+, 0, 0, -)	(-, 0, 0, +)		
<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGT</i>	<i>IGT1</i>	<i>IGT2</i>	<i>IGT3</i>	<i>UTP</i> = 21.20%
	0%	0%	25%	5.46%	1.31%	15%	
		(+, +, -, -)		(0, -, 0, 0)	(-, 0, +, 0)		

In this sector a stimulus on total public expenditures has after 6 months (*IGT2*) the expected effect of decreasing the probability of being in the Keynesian unemployment regime. Sectoral public expenditures do not have, however, a clear effect. A possible explanation is the following: In the short run public expenditures have no effect (*IGS*); since public expenditures are increased during Keynesian unemployment periods, we observe an unexpected negative effect (*IGS1*); finally an effect in the expected direction emerges after 6 months (*IGS2*). The sectoral cost of labour indicator (*ISB*) has significant effects and behaves as an indicator of purchasing power since a stimulus leads to a decrease in the probability of being in the Keynesian unemployment regime and to a simultaneous increase in the probability of being in the repressed inflation regime. This latter remark actually holds for all sectors.

SECTOR 3

Professional equipment

<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS3</i>	<i>ISB</i>			<i>UTP</i> = 92.7%
	0%	0%	14%	0%			
		(+, +, -, -)		(-, 0, 0, +)			
<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS1</i>	<i>IGS2</i>	<i>IGS3</i>	<i>ISB</i>	<i>UTP</i> = 76.8%
	0%	0%	25%	10%	3.79%	0%	
		(+, +, -, -)			(-, 0, 0, 0)	(-, 0, 0, +)	

When sectoral public expenditures have significant effects (in general after 9 months: *IGS3*) they have the expected signs since a stimulus on public expenditures decreases the probability of being in the Keynesian unemployment regime.

SECTOR 4

Automobile and transportation

<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>IGS1</i>	<i>IGT2</i>	<i>ISN</i>			<i>UTP</i> = 39.3%
	0%	0.72%	0%	0%			
		(-, 0, 0, 0)	(-, 0, 0, 0)	(-, 0, 0, 0)			
<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>IGS1</i>	<i>IGT2</i>	<i>ISB</i>	<i>ISB1</i>	<i>ISN</i>	<i>UTP</i> = 35.7%
	0%	4.97%	0.51%	0.94%	6.5%	0.05%	
		(0, 0, 0, -)	(-, 0, 0, 0)	(-, 0, 0, +)		(-, 0, 0, 0)	

Sectoral and total public expenditures (*IGS* and *IGT*) are often significant with the correct signs. The indicator of purchasing power *ISN* plays the expected role since a stimulus on *ISN* decreases the probability of being in the Keynesian unemployment regime.

SECTOR 5

Consumption goods

<i>IR1</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGT3</i>	<i>ISN</i>			<i>UTP</i> = 17%
	0%	0%	0.03%	0%			
		(+, +, -, -)	(-, -, 0, +)	(-, 0, 0, +)			
<i>IR1</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS2</i>	<i>IGS3</i>	<i>IGT2</i>	<i>IGT3</i>	<i>UTP</i> = 27.6%
	0%	0%	0%	0.04%	39%	1.87%	
		(+, +, -, -)	(-, 0, -, +)	(+, 0, +, -)		(-, -, 0, 0)	
<i>IR</i>	<i>IR1</i>	<i>MSD</i>	<i>IGS1</i>	<i>IGS2</i>	<i>IGS3</i>	<i>ISB</i>	<i>UTP</i> = 56.7%
	0%	0%	10%	2.31%	0%	48%	
		(+, +, -, -)		(0, 0, 0, +)	(+, 0, 0, -)		

In this sector total public expenditures after 9 months (*IGT3*) and sectoral public expenditures after 6 months (*IGS2*) have significant effects with the correct signs. Sectoral public expenditures after 9 months (*IGS3*) have significant effects but with the incorrect signs. The indicator of purchasing power *ISN* is strongly significant with the expected signs, while the sectoral real cost of labor indicator *ISB* is not significant.

5. CONCLUSION

This preliminary study has yielded the following results. First, the stability of the results with respect to the various sectors is striking. In all sectors we found that demand surprises are very significant in explaining the disequilibrium regimes with always the expected signs. The fact that an increase in public expenditures tends to decrease the probability of being in the Keynesian unemployment regime was clearly shown with a lag of 6 to 9 months. This result does not have, however, the stability of the previous ones. Our difficulties in obtaining clear estimated effects of public expenditures may be due to the endogeneity of this variable.

The index of purchasing power when significant has the right sign in the sense that an increase in this variable tends to decrease the probability of being in the Keynesian unemployment regime. We were, however, unable to exhibit the positive impact of an increase in the sectoral wage level on the probability of being in the classical unemployment regime. When this variable is significant it plays the same role as a purchasing power variable.

Finally, we must note that our analysis is hindered by the predominance of the Keynesian unemployment regime. Our inability to find evidence of the effect of sectoral real wages on the probability of being in the classical unemployment regime may be due to this characteristic of our sample.

First version received January 1984; final version accepted July 1985 (Eds.)

Support from DRGST 81-E-1303 is gratefully acknowledged. We are indebted to E. Malinvaud and B. Ottenwaelter for giving us access to the individual data collected by INSEE. We are grateful to two anonymous referees and G. Mizon for their remarks on a previous draft.

NOTES

1. The possibility of using such surveys for analyzing disequilibria was also suggested by Malinvaud (1981) and Kooiman (1982).
2. For more details on these surveys, see e.g. Bouissou, Laffont, and Vuong (1984).
3. The role of this variable has been emphasized in a macro-disequilibrium framework by Green and Laffont (1981) and in a microeconomic model by Bouissou, Laffont, and Vuong (1984).
4. The same variable was used by Konig, Nerlove, and Oudiz (1981).
5. Two more complex methods of constructing the indicators *IQ* and *IL* from the *INSEE* surveys were tried. For more details, see Bouissou, Laffont, and Vuong (1984).
6. The other result obtained by these authors is a great jump in Keynesian unemployment at the end of 74, i.e. just following the first oil crisis. Though this second result cannot be observed with the present method of constructing *IR* due to missing data, it can however be observed with the second method of constructing *IR* that was studied in Bouissou, Laffont, and Vuong (1984).
7. For more details on how these indicators as well as their latent continuous variables were constructed from the series available in the *Comptes Nationaux Trimestriels*, see Bouissou, Laffont, and Vuong (1984).
8. Alternatively, using the ANOVA constraints (2), it follows that $\mu = (1/KR) \sum_{k=1}^{KR} \log \Pr (IR_{it} = k | IR_{1it}, IA_{it}, IB_{it}, \dots)$. Thus equation (1) can be thought of as defining the conditional probabilities in terms of deviations from their log-mean.
9. Any of these assumptions can actually be tested. For instance, Bouissou, Laffont, and Vuong (1985) have derived some readily applicable tests of Assumption A.4 when there are no macro variables Z_t .

10. All our empirical results were obtained by using the program CALM written by J. P. Link. This program estimates conditional ANOVA log-linear probability models (for the theory, see Nerlove and Press (1976), Ottenwaelter and Vuong (1981), Vuong (1982), and for a survey Nerlove (1983)).

11. This test can be thought of as a specification test for the model defined by equation (1). Specifically, it tests whether restricting effects to bivariate interactions is supported by the data. For formulas giving the appropriate degrees of freedom of the chi-square statistics, see Haberman (1974) and Vuong (1982).

12. In the tables below, if the upper-tail probability is less than 0.005%, it appears as a zero.

13. As mentioned in Section 2, the ANOVA parameterization is used. Since IR has 4 categories, it follows that the (bivariate) effect of an explanatory variable with J categories is characterized by $4 \times J$ ANOVA parameters of which $3 \times (J - 1)$ are independent due to the usual ANOVA constraints. Hence, when $J = 2$ it suffices to give the signs of the ANOVA parameters associated with the first category of the dichotomous variable.

REFERENCES

- ANDERSSON, E. B. (1973), *Conditional Inferences and Models for Measuring*. (Copenhagen: Mentalhygiejnisk Forlag).
- ARTUS, P., LAROQUE, G. and MICHEL, G. (1984), "Estimation of a Quarterly Macroeconomic Model with Quantity Rationing", *Econometrica*, **52**, 1387-1414.
- BOUISSOU, M. B., LAFFONT, J. J. and VUONG, Q. H. (1984), "Econométrie du Déséquilibre sur Données Microéconomiques", *Annales de L'INSEE*, **55/56**, 109-151.
- BOUISSOU, M. B., LAFFONT, J. J. and VUONG, Q. H. (1985), "Tests of Non-Causality under Markov Assumptions on Qualitative Panel Data", *Econometrica*, (forthcoming).
- CHAMBERLAIN, G. (1982), "The General Equivalence of Granger and Sims Causality", *Econometrica*, **50**, 569-581.
- FAIR, R. C. and JAFFEE, D. M. (1972), "Methods of Estimation of Markets in Disequilibrium", *Econometrica*, **40**, 497-514.
- GREEN, J. and LAFFONT, J. J. (1981), "Disequilibrium Dynamics with Inventories and Anticipatory Price Setting", *European Economic Review*, **16**, 199-221.
- HABERMAN, S. J. (1974), *The Analysis of Frequency Data* (Chicago: University of Chicago Press).
- KONIG, H., NERLOVE, M. and OUDIZ, G. (1981), "On the Formation of Price Expectations: an Analysis of Business Data by Log-Linear Probability Models", *European Economic Review*, **16**, 130-144.
- KOOIMAN, P. (1982), "Using Business Surveys Data in Empirical Disequilibrium Models", (ICERD, London School of Economics).
- LAFFONT, J. J. (1983), "Fix-Price models: a Survey of Recent Empirical work" (Working Paper No 8305, GREMAQ, Université des Sciences Sociales de Toulouse).
- MALINVAUD, E. (1980), *Réexamen de la Théorie du Chomage* (Paris: Calman-Levy).
- MALINVAUD, E. (1981), "Econometric Implications of Macro-Disequilibrium Theory" (mimeo, INSEE).
- MCFADDEN, D. (1974), "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior", in Zarembka, P. (ed) *Frontiers in Econometrics* (New York: Academic Press).
- MUELLBAUER, J. (1978), "Macrotheory versus Macroeconometrics: the Treatment of "Disequilibrium" in Macro Models" (mimeo, Birbeck College).
- NERLOVE, M. (1983) "Expectations, Plans, and Realizations in Theory and Practice", *Econometrica*, **51**, 1251-1279.
- NERLOVE, M., and PRESS, S. J. (1973) *Univariate and Multivariate Log-Linear and Logistic Models* (Santa Monica: Rand Corporation).
- NERLOVE, M., and PRESS, S. J. (1976), "Multivariate Log-Linear Probability Models for the Analysis of Qualitative Data" (Discussion Paper No 1, Center for Statistics and Probability, Northeastern University).
- OTTENWAEALTER, B. and VUONG, Q. H. (1981), "Modèles Conditionnels log-linéaires de Probabilités et Systèmes Recursifs", *Annales de l'INSEE*, **44**, 81-120.
- QUANDT, R. (1982). "Econometric Disequilibrium Models" (mimeo, Princeton University).
- VUONG, Q. H. (1982), "Conditional Log-Linear Probability Models: A Theoretical Development with an Empirical Application" (Unpublished Ph.D. Thesis, Northwestern University).
- VUONG, Q. H. (1983), "Misspecification and Conditional Maximum Likelihood Estimation" (SSWP No. 503, California Institute of Technology).