

# Diversification de la structure de production :

## Analyse en panel des branches industrielles luxembourgeoises

*Cahiers Economiques de Bruxelles*, n°167, 3<sup>ème</sup> trimestre 2000, p.275

### Résumé

Une structure macro-économique faiblement diversifiée est caractérisée par une concentration excessive de la production dans certaines branches dominantes. L'impact des politiques visant ce problème est difficile à établir, parce qu'une augmentation du degré de diversification peut être plus apparente que réelle. Des effets conjoncturels peuvent diminuer la part relative des branches dominantes temporairement, donnant l'impression d'une transformation structurelle. Dans cet article, la croissance par branche est séparée en composantes tendancielle et conjoncturelle, à l'aide d'un modèle "error-components". D'une part, les composantes *tendancielles* nous informent sur l'évolution de la structure macro-économique : une véritable augmentation de la diversification nécessite des taux de croissance tendancielles moins élevés dans les branches dominantes. D'autre part, les composantes *conjoncturelles* nous permettent d'appréhender la nature de la diversification : si les chocs conjoncturels sont fortement corrélés à travers les différentes branches, la diversification apportera peu d'avantages. Une application à la croissance de la valeur ajoutée dans les branches de l'industrie luxembourgeoise montre comment la diversification croissante a pu diminuer la volatilité du secteur dans son ensemble.

Mots-clé : Diversification ; Données en panel ; Décomposition de la croissance

Classification JEL : C23 ; E32 ; L60

### Abstract

A weakly diversified macro-economic structure is characterised by an excessive concentration of production in certain dominant branches. It is hard to evaluate the impact of policies aimed at this problem, because an increase in diversification can be more apparent than real. Business cycle effects can temporarily diminish the part held by dominant branches, giving the impression of structural change. In this article, growth by branch is separated into trend and cycle components using an "error-components" approach. On the one hand, the *trend* growth components can reveal changes in the macro-economic structure: a true increase in diversification requires lower trend growth rates in the dominant branches. On the other hand, *cyclical* growth components help to assess the nature of diversification itself: if cyclical shocks are strongly correlated across sectors, diversification will bring few advantages. An application to value added growth in Luxembourg's industrial branches shows how increasing diversification decreased volatility of the sector as a whole.

Keywords : Industry diversity, Panel data, Growth decomposition

JEL classification : C23 ; E32 ; L60

*Arnaud Bourgain, Paolo Guarda, Patrice Pieretti*  
*Cellule de Recherche en Economie Appliquée du CRP-CU*

## Diversification de la structure de production

### Analyse en panel des branches industrielles luxembourgeoises

Une structure macro-économique faiblement diversifiée est caractérisée par une concentration excessive de la production dans certaines branches dominantes. L'impact des politiques visant ce problème est difficile à établir, parce qu'une augmentation du degré de diversification peut être plus apparente que réelle. Des effets conjoncturels peuvent diminuer la part relative des branches dominantes temporairement, donnant l'impression d'une transformation structurelle. Dans cet article, la croissance par branche est séparée en composantes tendancielle et conjoncturelle, à l'aide d'un modèle "error-components". D'une part, les composantes *tendancielles* nous informent sur l'évolution de la structure macro-économique : une véritable augmentation de la diversification nécessite des taux de croissance tendancielles moins élevés dans les branches dominantes. D'autre part, les composantes *conjoncturelles* nous permettent d'appréhender la nature de la diversification : si les chocs conjoncturels sont fortement corrélés à travers les différentes branches, la diversification apportera peu d'avantages. Une application à la croissance de la valeur ajoutée dans les branches de l'industrie luxembourgeoise montre comment la diversification croissante a pu diminuer la volatilité du secteur dans son ensemble.

La faible diversification de la structure de production est caractéristique des petites économies, qu'elles soient nationales ou régionales (Kuznets 1960). Cette concentration de la production dans des branches dominantes implique plusieurs handicaps : une vulnérabilité accrue aux variations de la conjoncture, un obstacle à la diffusion de l'innovation technologique (Freeman, Lundvall 1988) et une flexibilité réduite. Une stratégie de diversification permet à l'ensemble de l'industrie d'être moins dépendante de l'état de la conjoncture d'un seul secteur dominant. De plus, elle peut encourager les effets de complémentarité informationnelle entre les branches, induisant des externalités positives. Bourgain et Pieretti (1998) relient l'accroissement des rendements à un niveau agrégé à la variété des activités d'un système industriel. Finalement, une stratégie de diversification peut stimuler la compétitivité d'une petite économie ouverte. En effet, en considérant que la compétitivité d'une entreprise ou d'une branche se reflète dans sa capacité à réagir face à l'évolution générale de la conjoncture, la diversification d'une économie apparaît révélatrice de sa flexibilité et de sa compétitivité.

La section 1 analyse la diversification de l'industrie luxembourgeoise à partir de la dispersion de la valeur ajoutée à travers les branches. Même si différents indicateurs suggèrent une diversification croissante depuis 1970, cette analyse est susceptible d'être influencée par les variations conjoncturelles. En effet, une série de chocs négatifs dans les branches dominantes peuvent augmenter l'indicateur de diversification aussi bien qu'une

transformation graduelle vers une structure de production plus diversifiée. La section 2 introduit le modèle “error-components” qui peut servir à distinguer ces deux cas, en séparant la croissance par branche en composante tendancielle et composante conjoncturelle. Le rejet de l’hypothèse d’uniformité du taux de croissance tendanciel par branche est nécessaire pour que la mesure de la diversification indique un véritable changement structurel. La section 3 présente une discussion des différentes méthodes d’estimation et des tests correspondants. La section 4 fait apparaître les estimations ainsi que les tests sur les composantes tendancielle des différentes branches. Enfin, la section 5 analyse les corrélations des composantes conjoncturelles à travers les branches. Le degré de désynchronisation des conjonctures par branche fournit une indication de la diversification du tissu industriel.

### 1 - Mesurer la diversification

Notons par  $Y_{it}$  la production de la branche  $i$  dans la période  $t$  ( $i = 1 \dots N$  et  $t = 0 \dots T$ ). Pour une période  $t$  donnée, la production totale à travers les  $N$  branches est  $Y_t = \sum_i Y_{it}$ , et la part de chaque branche dans la production totale est :  $s_{it} = Y_{it}/Y_t$ .

L’indice de *Hirschman-Herfindahl* qui est utilisé en économie industrielle afin d’évaluer le degré de concentration dans un marché correspond à la somme des carrés des parts de marché des firmes de la branche :

$$H_t = \sum_{i=1}^N s_{it}^2$$

Si une seule entreprise représente l’ensemble de la branche, l’indicateur  $H$  est égal à 1. Dans notre contexte,  $1-H$  mesure le degré de diversification macro-économique à partir des parts des branches dans la valeur ajoutée de l’ensemble de l’industrie. Dans le cas où toute la valeur ajoutée est concentrée dans une branche dominante,  $H$  tend vers 1 et donc  $1-H$  tend vers  $1/n$ . D’autre part, plus la structure de production est diversifiée plus  $1-H$  tend vers  $1-1/n$ .

L’indice  $H$  a cependant l’inconvénient de surreprésenter les firmes (branches) dont les parts de marché sont importantes. L’*indice d’entropie*, développé en physique pour mesurer le désordre pallie ce défaut. Cet indicateur pondère chaque part  $s_{it}$  par  $\ln(1/s_{it})$ , accordant ainsi moins de poids aux « grandes » parts.

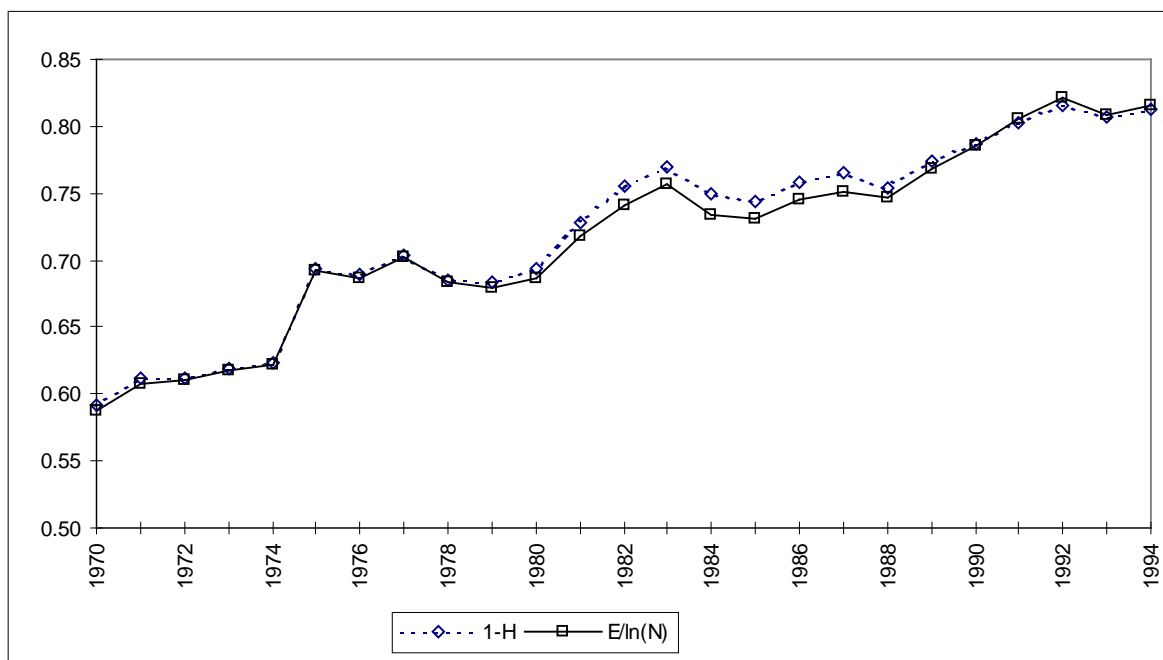
$$E_t = \sum_{i=1}^N s_{it} \ln\left(\frac{1}{s_{it}}\right)$$

Quand toute la valeur ajoutée est concentrée dans une branche dominante,  $s_{it} = 1$  et  $E = 0$ . Par contre, quand toutes les parts sont égales ( $s_{it} = 1/N$ ), l’indice d’entropie tend vers une limite supérieure  $E = \ln(N)$ . Diviser  $E$  par  $\ln(N)$  permet d’avoir un indicateur compris entre 0 et 1.

Nous appliquons ces mesures de diversification aux douze branches de l’industrie luxembourgeoise (dont la liste apparaît en annexe). Les données annuelles de la valeur ajoutée brute au prix du marché sont fournies par le Service de statistiques économiques

luxembourgeois (STATEC) pour la période 1970-1994<sup>1</sup>. Ces données sont déflatées par les prix à la production. L'évolution de  $1-H_t$  et  $E_t/\ln(N)$  apparaissent dans le graphique 1 :

**Graphique 1 : Diversification de l'industrie luxembourgeoise 1970-94**



Source : calculs CREA (CRP-CU)

Les deux indicateurs ont une évolution très semblable. Un écart perceptible s'ouvre uniquement au début des années 80. Cette période a vu l'écroulement plus rapide de la part de la valeur ajoutée concentrée dans la branche dominante, la sidérurgie. L'indicateur de diversification basé sur l'indice d'entropie a été moins influencé par ce phénomène.

La pente croissante des deux courbes suggère une tendance à la diversification de l'industrie luxembourgeoise depuis les années 70. Cependant, cette pente pourrait être expliquée également par une série de chocs conjoncturels avec des impacts négatifs dans les branches dominantes ou des impacts positifs dans les branches plus petites. De plus, les chocs conjoncturels pourraient se prolonger à travers le temps par l'intermédiaire d'effets persistants.

Les changements dans la répartition de la production ne peuvent pas être transitoires si le taux de croissance tendanciel est différent par branche ou si les effets des chocs conjoncturels sont permanents. Si aucune de ces deux conditions n'est remplie, d'éventuels écarts observés entre les taux de croissance par branche seraient uniquement la conséquence de chocs conjoncturels dont les effets s'effacent à long terme.

Une augmentation de la diversification exige des taux de croissance plus élevés dans les petites branches que dans les grandes branches. Si cette augmentation est due à une transformation de la structure de production, les écarts observés entre les taux de croissance par branche seront dus à des différences entre les composantes tendancielle et non seulement entre les composantes conjoncturelles.

<sup>1</sup> Les données pour 1993 et 1994 sont encore provisoires.

## 2 - Le modèle “error components”

Nous proposons d'utiliser un “two-way error components model” (voir Chamberlain 1984, Hsiao 1986, Baltagi 1995) pour isoler le taux de croissance tendanciel spécifique à chaque branche afin de le séparer des chocs conjoncturels communs à toutes les branches et des chocs conjoncturels spécifiques. Stockman (1988) a été le premier à utiliser ce modèle pour séparer la croissance par branche en composantes spécifiques au pays et à la branche. Il a démontré qu'une telle approche statistique est compatible avec plusieurs modèles économiques. En particulier, dans le contexte de la théorie du cycle réel, les chocs spécifiques aux branches peuvent être identifiés à des chocs technologiques exogènes. D'autre part, les chocs communs propres à un pays peuvent être identifiés à des chocs exogènes dus à la politique économique. Par la suite, De Nardis *et al.* (1996), Karras (1996), et Abraham et van Rompuy (1998) ont appliqué cette méthode pour étudier l'asymétrie des chocs en Europe à travers les branches, les régions et les pays.

Soit  $y_{it}$  le logarithme de  $Y_{it}$  et  $\Delta y_{it} = y_{it} - y_{it-1}$  son taux de croissance. Nous supposons que le taux de croissance dans chaque branche  $i$  suit un processus autorégressif de premier ordre,

$$\Delta y_{it} = \rho_i \Delta y_{it-1} + \varepsilon_{it}$$

L'erreur  $\varepsilon_{it}$  contient deux composantes systématiques  $\mu_i$  et  $v_t$  correspondant aux deux dimensions du panel ( $i = 1..N$  et  $t = 0..T$ ) :

$$\varepsilon_{it} = \mu_i + v_t + u_{it} \quad \text{où} \quad u_{it} \sim \text{IID}(0, \sigma_i^2)$$

Le taux de croissance tendanciel spécifique à chaque branche est  $\mu_i$ , les chocs conjoncturels communs à toutes les branches sont mesurés par  $v_t$  et les chocs conjoncturels spécifiques à chaque branche sont  $u_{it}$ . Les composantes  $\mu_i$  et  $v_t$  peuvent être considérées comme des “effets fixes” estimés à l'aide de variables “dummy.” Alternativement, elles peuvent être traitées comme des “effets aléatoires” avec les distributions  $\mu_i \sim \text{IID}(0, \sigma_\mu^2)$  et  $v_t \sim \text{IID}(0, \sigma_v^2)$ , à condition qu'elles soient indépendantes de la variable explicative (dans notre cas  $\Delta y_{it-1}$ ). De toute façon, Mundlak (1978) montre que la distinction entre effets fixes et effets aléatoires n'est pas cruciale. Cependant, toute inférence dans un modèle à effets fixes est conditionnelle aux effets observés dans l'échantillon donné.

La spécification autorégressive de la première équation nous permet de tester différentes hypothèses sur la nature des erreurs. Si  $\rho_i > 0$ , les  $\varepsilon_{it}$  ont des effets persistants et la croissance de long terme sera  $\mu_i / (1 - \rho)$ . Si  $\rho_i = 1$ , les effets sont permanents et le processus devient non-stationnaire. Dans ce cas, le taux de croissance  $\Delta y_{it}$  suivra une marche aléatoire (avec dérive si  $\mu_i \neq 0$ ). Par contre, si  $\rho_i = 0$  les erreurs n'ont aucun effet persistant, et le taux de croissance  $\Delta y_{it}$  suit une distribution aléatoire avec moyenne  $\mu_i$ .

Nous voulons tester si une augmentation apparente de la diversification est due uniquement à des effets conjoncturels. L'hypothèse nulle correspond alors à l'absence de mouvement de diversification. La part de chaque branche dans la production totale est alors stable, ce qui n'est possible que si le taux de croissance tendanciel  $\mu_i$  est le même dans toutes les branches. Le rejet de cette hypothèse permet de conclure à un changement structurel.

### 3 - Méthode d'estimation

Pour estimer le modèle “error components,” le système de  $N$  équations s'écrit sous forme matricielle :

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\rho} + \mathbf{D}_1\boldsymbol{\mu} + \mathbf{D}_2\mathbf{v} + \mathbf{u} \quad \text{où} \quad \mathbf{u} \sim N(0, \Omega)$$

où les variables  $\Delta y_{it}$ ,  $\Delta y_{it-1}$  et  $u_{it}$  sont regroupées en  $N$  vecteurs de dimension  $T$ :

$$\mathbf{y}_i = (\Delta y_{i1}, \dots, \Delta y_{iT})', \quad \mathbf{x}_i = (\Delta y_{i0}, \dots, \Delta y_{iT-1})', \quad \mathbf{u}_i = (u_{i1}, \dots, u_{iT})',$$

les vecteurs  $\mathbf{y}_i$  et  $\mathbf{u}_i$  sont empilés dans deux vecteurs de dimension  $NT$ :

$$\mathbf{y}' = (\mathbf{y}_1', \dots, \mathbf{y}_N'), \quad \mathbf{u}' = (\mathbf{u}_1', \dots, \mathbf{u}_N')$$

les  $N$  vecteurs  $\mathbf{x}_i$  sont disposés dans une matrice de dimensions  $NT \times N$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{x}_2 & & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{x}_N \end{bmatrix}$$

les paramètres  $\rho_i$ ,  $\mu_i$ , et  $v_t$  sont regroupés en trois vecteurs

$$\boldsymbol{\rho} = (\rho_1, \dots, \rho_N)', \quad \boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_N)', \quad \mathbf{v} = (v_1, \dots, v_T)'$$

et les matrices  $\mathbf{D}_1$  et  $\mathbf{D}_2$  sont définies

$$\mathbf{D}_1 = \mathbf{I}_N \otimes \mathbf{1}_T \quad \mathbf{D}_2 = \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{I}_T$$

où  $\mathbf{I}_k$  est la matrice d'identité de dimension  $k = N, T$ ,  $\mathbf{1}_k$  est le vecteur colonne de dimension  $k$  avec tous ses éléments égaux à l'unité, et  $\otimes$  indique le produit de Kronecker.

Cette écriture permet d'estimer le système à l'aide des moindres carrés. Il suffit de construire les  $N$  variables “dummy” qui correspondent aux colonnes de la matrice  $\mathbf{D}_1$  et les  $T$  variables “dummy” qui correspondent aux colonnes de  $\mathbf{D}_2$ . Cette construction introduit cependant un problème de colinéarité étant donné que la somme des colonnes de  $\mathbf{D}_1$  est égale à celle des colonnes de  $\mathbf{D}_2$  ( $\mathbf{D}_1 \mathbf{1}_N = \mathbf{D}_2 \mathbf{1}_T = \mathbf{1}_{NT}$ ). Le problème de singularité de la matrice des covariances qui en découle peut être évité en adoptant une normalisation  $\sum v_t = 0$ , obtenue en écartant la variable dummy pour une période au choix. Cette procédure élimine le coefficient  $v_k$  pour une période arbitraire, qui devient la base de référence des coefficients estimés :  $v_t^* = v_t - v_k$  où  $v_k$  correspond à la colonne choisie.

Même si l'estimation par les moindres carrés ordinaires (MCO) devient possible, cette méthode est efficace seulement sous trois conditions :

$$\text{C1. homoscedasticité} \quad E[u_{it}u_{it}] = \sigma^2 \quad \forall i, t \quad \sigma^2 \text{ est constante}$$

$$\text{C2. absence d'autocorrélation} \quad E[u_{it}u_{is}] = 0 \quad \forall t \neq s$$

$$\text{C3. absence de corrélation entre branches} \quad E[u_{it}u_{ks}] = 0 \quad \forall i \neq k$$

Ces trois conditions, entraînent que la matrice  $\Omega$  des covariances des erreurs  $u_{it}$  a le même élément  $\sigma^2$  sur sa diagonale et des zéros ailleurs, c'est-à-dire  $\Omega = \sigma^2 \mathbf{I}_{NT}$ . Sinon, les moindres carrés généralisés (MCG) sont préférables aux MCO, dont les statistiques  $t$  et  $F$  ne sont plus valables.

Si C1 (homoscédasticité) est la seule condition non vérifiée, la matrice  $\Omega$  reste de forme diagonale. Par exemple, il est vraisemblable que  $\forall t E[u_{it}u_{it}] = \sigma_i^2$ , ce qui signifie que la variance de l'erreur  $u_{it}$  est constante à l'intérieur de chaque branche, même si elle est différente à travers les branches. A condition que les conditions C2 (absence d'autocorrélation) et C3 (absence de corrélation entre branches) soient respectées, la matrice des covariances devient  $\Omega = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2) \otimes I_T$ , où  $\text{diag}(\sigma_i^2)$  est une matrice carrée avec les éléments entre parenthèses sur la diagonale et des zéros ailleurs.

Si la condition C2 est violée (autocorrélation), la matrice  $\Omega$  n'est plus strictement diagonale. Par exemple, dans le cas d'autocorrélation de premier ordre, la sous-matrice  $\Omega_{ii}$  correspondant à la branche  $i$  a comme élément générique  $E[u_{it}u_{it-k}] = \rho^k \sigma_i^2$  où  $\rho$  est le coefficient d'autocorrélation et  $0 \leq k < T$ . Néanmoins, si la condition C3 est respectée (absence de corrélation entre branches) le non respect de C2 entraîne une forme bloc-diagonale  $\Omega = \text{diag}(\Omega_{ii})$  avec des sous-matrices  $\Omega_{ii}$  différentes selon la branche. En dehors de la diagonale, la sous-matrice  $\Omega_{ik}$  correspondant à deux branches différentes  $i$  et  $k$  restera nulle parce que  $E[u_{it}u_{ks}] = 0 \forall i \neq k$ .

Si la condition C3 est violée (corrélation entre branches), la matrice  $\Omega$  peut avoir une structure très complexe. Mais quand C2 est respectée (absence d'autocorrélation), le non respect de C3 donne à  $\Omega$  une forme assez simple. La covariance entre branches sera non-nulle,  $E[u_{it}u_{ks}] = \sigma_{ik}^2 \forall i \neq k$ , mais reste constante à travers le temps. Donc chaque sous-matrice est de forme diagonale, soit  $\Omega_{ii} = \sigma_i^2 I_T$  le long de la diagonale ou  $\Omega_{ik} = \sigma_{ik}^2 I_T$  en dehors. En d'autres termes,  $\Omega = \Sigma \otimes I_T$  où  $\Sigma$  est une matrice symétrique de dimension  $N$  avec comme élément générique  $\sigma_{ik}^2$ .

Afin d'identifier la forme de la matrice des covariances, il faut d'abord vérifier la condition C1 (homoscédasticité). Dans tous les cas de figure, l'estimation par MCO (même si elle n'est pas efficiente) fournit des résidus qui servent à l'estimation des variances par branche  $\hat{\sigma}_i^2 = T^{-1} \Sigma_i (\hat{u}_{it})^2$ . Les valeurs  $\hat{\sigma}_i^2$  ainsi calculées varient entre un maximum de 0.023 dans la branche TRANS, et un minimum de 0.002 dans la branche PAP. Si cet écart est statistiquement significatif, la condition C1 (homoscédasticité) est violée. Appliquons la statistique de Wald  $W = \Sigma_i (\hat{\sigma}_i^2 - \hat{\sigma}^2)^2 / V_i$  où  $\hat{\sigma}^2 = (NT)^{-1} \Sigma_i \Sigma_i \hat{u}_{it}^2$  est l'estimateur de la variance globale et  $V_i = T^{-1} (T-1)^{-1} \Sigma_i (\hat{u}_{it}^2 - \hat{\sigma}_i^2)^2$  est la variance des  $\hat{\sigma}_i^2$ . Sous l'hypothèse nulle  $H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_N^2$ ,  $W$  est asymptotiquement distribuée selon  $\chi^2(N)$ . Notons que cette version modifiée du test est robuste à d'éventuelles déviations de l'hypothèse de normalité des résidus  $u_{it}$  (rejetée au niveau de 10 % pour deux branches par le test Jarque-Bera). La valeur de la statistique  $W$  étant égale à  $\chi^2(12) = 123.0$ , permet de rejeter l'hypothèse nulle ( $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_N^2$ ) à tous les niveaux de probabilité conventionnels.

Il s'agit maintenant d'établir si les conditions C2 (autocorrélation) et C3 (corrélation entre branches) peuvent également être rejetées. Notons que la matrice  $\Omega$  est non-diagonale en cas de rejet d'au moins une condition. Breusch et Pagan (1980) appliquent le test LM à l'hypothèse de diagonalité de la matrice  $\Omega$ . Ce test utilise uniquement les résidus des MCO et s'obtient par la formule  $LM = T \Sigma_i \Sigma_j (r_{ij})^2$ , où  $j < i$  et  $r_{ij}$  représente le coefficient de corrélation entre les résidus de la branche  $i$  et  $j$ . Ce coefficient vaut  $r_{ij} = \hat{\sigma}_{ij}^2 / \sqrt{\hat{\sigma}_i^2 \hat{\sigma}_j^2}$  où  $\hat{\sigma}_{ij}^2 = T^{-1} \Sigma_i \hat{u}_{it} \hat{u}_{jt}$  est l'estimateur de la covariance des erreurs des branches  $i$  et  $j$ . La statistique LM est distribuée asymptotiquement selon  $\chi^2(0.5(N-1)N)$ . Les résidus des MCO fournissent la valeur  $\chi^2(66) = 100.01$  ce qui permet de rejeter l'hypothèse

nulle ( $\Omega$  diagonale) à tous les niveaux de probabilité conventionnels. L'adoption d'un modèle d'hétéroscédasticité par branche  $\Omega = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2) \otimes I_T$  ne suffit pas à pallier le non respect de la condition C1. Si la matrice  $\Omega$  n'est pas diagonale, il y a violation de la condition C2 ou C3 (ou les deux ensembles).

L'absence de diagonalité de la matrice  $\Omega$  conduit à adopter la méthode d'estimation SUR ("seemingly unrelated regressions") de Zellner. Celle-ci tient compte non seulement d'une possible hétéroscédasticité par groupe (violation de C1) mais aussi du fait que les erreurs à une période  $t$  soient éventuellement corrélées à travers les différentes branches (violation de C3). Pour simplifier, nous retenons l'hypothèse d'absence d'autocorrélation (C2 est respectée), ce qui sera confirmé dans la suite par les tests de diagnostic. Sous cette configuration,  $\Omega = \Sigma \otimes I_T$  est construite à partir des  $(N+1)N/2$  éléments distincts de  $\Sigma$ , laquelle est une matrice symétrique de dimension  $N$ . Avec 12 branches industrielles, il y a  $(12+1)12/2 = 78$  paramètres à estimer, comprenant douze éléments sur la diagonale de  $\Sigma$  estimés par les  $\hat{\sigma}_i^2$  et 66 éléments en dehors de la diagonale estimés par les  $\hat{\sigma}_{ij}^2$ .

#### 4 - Résultats

Les résultats de l'estimation SUR apparaissent au Tableau 1. La régression se base sur 23 observations (1972 à 1994) ; le  $R^2$  ajusté est de 0.125 et le test de Durbin-Watson est de 2.15, ce qui est compatible avec l'hypothèse de non-autocorrélation des résidus. Baltagi et Li (1995) ont développé un test LM pour détecter l'autocorrélation des résidus dans le modèle "error components." Asymptotiquement, la statistique LM est distribuée selon  $N(0,1)$ . Sa valeur étant  $LM = -0.835$ , elle n'est pas significative. Le test ne relève donc aucune trace d'autocorrélation. Ce résultat est important non seulement pour valider les hypothèses sous-jacentes à la méthode SUR, mais aussi pour justifier l'utilisation des statistiques de  $t$  et de  $F$ .

La colonne (2) du Tableau 1 présente les estimations des paramètres  $\mu_i$ , correspondant aux taux de croissance tendanciels spécifiques à chaque branche. La colonne (3) présente l'écart-type de l'estimateur de ce paramètre. Pour six cas sur douze l'estimation est suffisamment précise pour rejeter l'hypothèse  $\mu_i = 0$  au niveau de probabilité 10 %. Pour cinq de ces six cas, l'hypothèse est rejetée même au niveau 5 %. Le taux de croissance tendanciel le plus élevé (branche INSTR) s'approche de 11 %, le plus faible des six dépasse 4 %. Pour les branches SIDER et MACH le taux de croissance tendanciel  $\mu_i$  est négatif mais dans les deux cas il est marginal (moins de 0.5 % en valeur absolue) et n'est pas statistiquement significatif. La valeur médiane du paramètre  $\mu_i$  est de 4.25 %, et pour six branches le  $\mu_i$  estimé est compris dans la fourchette de 4.2 % à 5.9 %. Il y a donc une certaine concentration, mais l'estimation est assez précise pour rejeter l'hypothèse que la croissance tendancielle est la même à travers toutes les branches. En effet, l'hypothèse nulle ( $\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_{12}$ ) est rejetée par le test de Wald  $\chi^2(12) = 50.12$  aux niveaux de probabilité les plus élevés.



**Tableau 1 : Résultats de l'estimation SUR de  $\Delta y_{it} = \rho_i \Delta y_{it-1} + \mu_i + v_t + u_{it}$** 

Branche	$\mu_i$	$\sigma(\mu_i)$	$\rho_i$	$\sigma(\rho_i)$	$\sigma(u_{it})$	$\sigma^2(u_{it})/\sigma^2(v_t)$	$r(u_{it}, v_t)$
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
SIDER	-0.001	0.018	-0.153	0.145	0.083	** 4.512	0.189
MINER	** 0.056	0.017	0.069	0.143	0.067	** 2.950	0.052
CHIM	0.043	0.031	** 0.354	0.149	0.136	** 12.116	0.074
META	* 0.042	0.023	0.000	0.128	0.105	** 7.246	0.213
MACH	-0.004	0.020	0.106	0.164	0.092	** 5.580	-0.126
INSTR	** 0.107	0.023	** -0.263	0.125	0.097	** 6.121	** 0.440
TRANS	0.002	0.032	** 0.625	0.115	0.156	** 16.037	-0.142
ALIM	0.016	0.011	0.180	0.184	0.045	1.355	** -0.630
TEXT	** 0.047	0.024	0.197	0.171	0.105	** 7.187	0.019
PAP	** 0.049	0.011	-0.208	0.162	0.040	1.068	** -0.643
PLAST	** 0.059	0.016	** -0.282	0.130	0.068	** 3.072	-0.087
DIVER	0.017	0.014	-0.078	0.176	0.065	** 2.777	0.001

Rejet de  $H_0$  au niveau de probabilité 10% (\*), 5% (\*\*).

Pour chaque branche, le degré de persistance des chocs conjoncturels est mesuré par le paramètre  $\rho_i$ , dont les valeurs estimées apparaissent dans la colonne (4) et leur écart-type dans la colonne (5). L'hypothèse  $\rho_i = 0$  est rejetée au niveau de probabilité 5 % seulement pour trois branches sur douze. Dans un de ces trois cas (TRANS) le paramètre est assez élevé (0.625), suggérant des effets prolongés dans le temps. Pour la branche INSTR, le paramètre  $\rho_i$  est significativement négatif, ce qui impliquerait une surcompensation ou un ajustement cyclique aux chocs conjoncturels. Même si les écart-types des estimateurs de  $\rho_i$  sont généralement dix fois plus grands que ceux des  $\mu_i$ , l'estimation est assez précise pour rejeter l'hypothèse d'uniformité du degré de persistance. Ainsi, l'hypothèse nulle ( $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12}$ ) est aussi rejetée par le test de Wald  $\chi^2(12) = 48.76$  aux niveaux de probabilité les plus élevés.

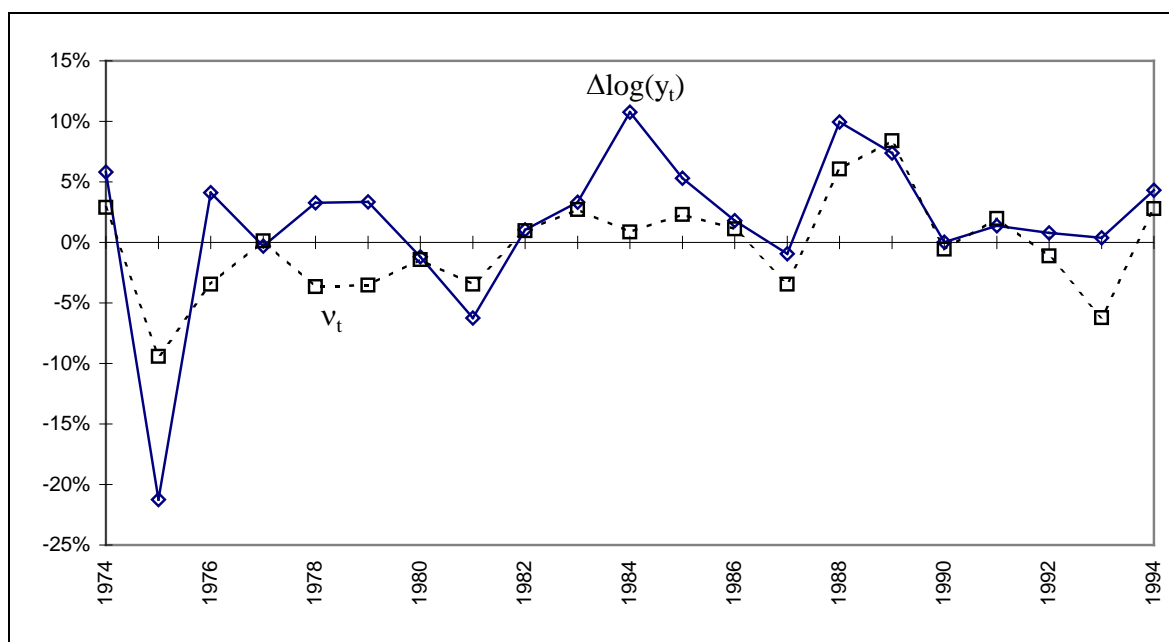
La colonne (6) présente l'écart-type à travers le temps du choc  $u_{it}$  spécifique à la branche  $i$ . Il apparaît que certaines branches sont sujettes à des chocs spécifiques beaucoup plus variables. En effet, vu que les chocs  $u_{it}$  ont une moyenne nulle par construction, ils seront compris avec 95 % de probabilité entre les limites  $\pm 2\sigma(u_{it})$ . Ainsi, pour la branche la plus stable (PAP), les chocs seront généralement compris dans la fourchette  $\pm 8$  %. Par contre, pour la branche la plus instable (TRANS) la fourchette est de  $\pm 31.2$  %. A des fins de comparaison, le choc commun  $v_t$  a un écart-type de 0.0408, avec une fourchette de  $\pm 8.16$  %.

La colonne (7) du tableau 2 fournit le ratio de la variance du choc spécifique à la branche,  $u_{it}$ , à la variance du choc commun,  $v_t$ . Une variance élevée de  $u_{it}$  par rapport à celle de  $v_t$  indique une forte spécificité de la branche concernée par rapport à l'ensemble de l'industrie ; c'est le cas des branches CHIM et TRANS. Asymptotiquement, le rapport de deux variances ( $\sigma_i^2/\sigma_k^2$ ) suit une distribution  $F(T-1, T-1)$  sous l'hypothèse qu'elles sont

égales<sup>2</sup>. Pour dix des douze branches, on peut rejeter l'hypothèse nulle ( $\sigma_i^2 = \sigma_v^2$ ) au niveau de 5 %, indiquant chaque fois que le choc spécifique à la branche ( $u_{it}$ ) a un impact plus important sur la croissance que le choc commun ( $v_t$ ). Par exemple, pour la branche TRANS, la variance du choc spécifique à la branche représente plus de 16 fois la variance du choc commun.

Il reste à établir si le choc spécifique à la branche ( $u_{it}$ ), est positivement corrélé (pro-cyclique) avec le choc commun  $v_t$  colonne (8). Par exemple, si le choc commun  $v_t$  est de 1.0 %, le choc  $u_{it}$  spécifique à la branche SIDER serait de 0.189 %. Asymptotiquement, la statistique  $t = r[(N-2)/(1-r^2)]^{1/2}$  est distribuée selon  $t(T-2)$  sous l'hypothèse d'une corrélation nulle ( $r = 0$ ). Ainsi, les coefficients de corrélation sont significativement différents de zéro seulement pour trois branches. Dans deux de ces trois cas, la corrélation est négative, indiquant que les chocs spécifiques à la branche sont contra-cycliques par rapport au choc commun.

**Graphique 2 : Croissance agrégée  $\Delta\log(y_t)$  et choc commun  $v_t$**



Source : calculs CREA (CRP-CU)

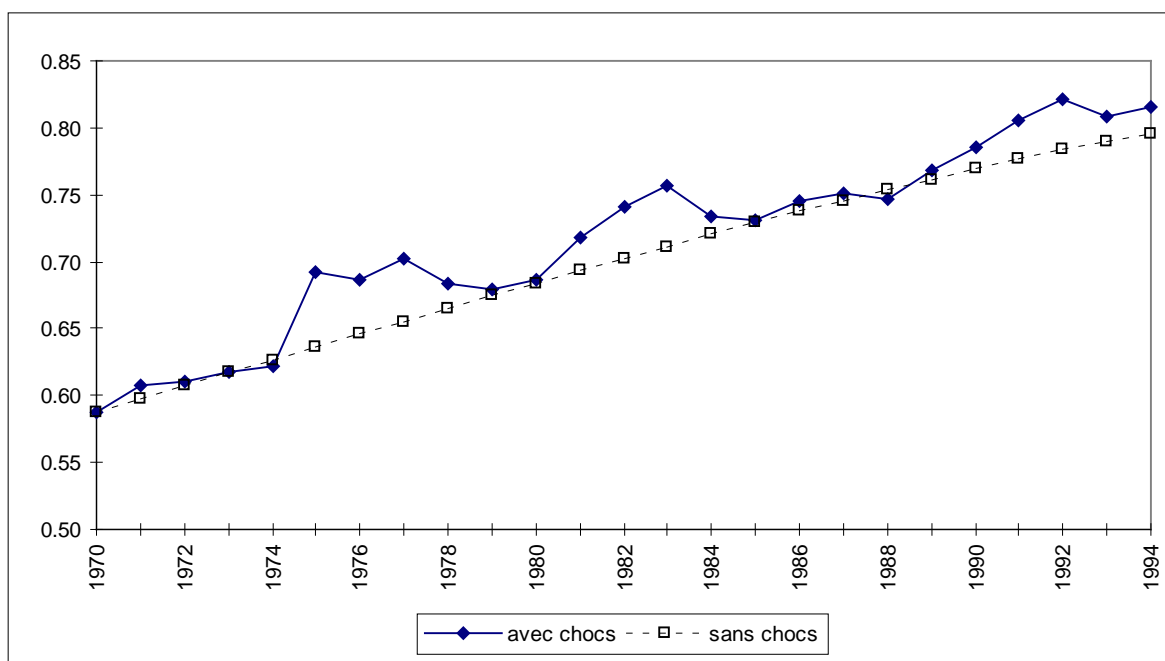
Le graphique 2 présente l'évolution du choc commun aux branches ( $v_t$ ), et la croissance de l'industrie dans son ensemble. Les événements majeurs comme la crise pétrolière de 1974-75, la reprise de 1988-89, et la récession de 1993 se retrouvent dans ces deux séries. En effet, la corrélation du choc commun avec la croissance observée apparaît fortement significative (0.719). Néanmoins, le choc commun peut expliquer seulement une part de l'évolution de la croissance totale, vu que l'écart-type de  $v_t$  n'est que 4.1 % tandis que celle de la croissance totale est 6.3 %. La différence est due aux chocs spécifiques aux branches.

Le graphique 3 montre l'indicateur de diversification  $E/\ln(N)$  recalculé avec des nouvelles parts  $s_i$  obtenues en appliquant les taux de croissance  $\mu_{it}$  à la place des taux de

<sup>2</sup> Ce test peut être biaisé par des déviations de l'hypothèse de normalité. A partir des résidus SUR, le test Jarque-Bera peut rejeter cette hypothèse seulement pour un secteur (META).

croissance observés  $\Delta y_{it}$ . La différence entre les deux courbes représente l'effet des chocs spécifiques  $u_{it}$  sur l'indicateur initial de diversification. L'indicateur « corrigé » est donc épuré de ces effets conjoncturels, et représente ainsi la diversification issue de la croissance structurelle spécifique à chaque branche sur l'ensemble de la période.

**Graphique 3 : Impact des chocs spécifiques ( $u_{it}$ ) sur la diversification  $E/\ln(N)$**



Source : calculs CREA (CRP-CU)

Même si l'indicateur originel suit la tendance de l'indicateur purgé d'effets conjoncturels, un écart apparaît pour certaines périodes. Dans les trois épisodes importants, l'indicateur originel augmente plus rapidement que l'indicateur purgé d'effets conjoncturels. Pour ces périodes, l'indicateur originel surestime le niveau de diversification à cause de phénomènes conjoncturels. Ce qui veut dire que les chocs conjoncturels  $u_{it}$  n'ont pas un impact aléatoire sur la diversification mais ont tendance à favoriser la croissance dans les petites branches et pénaliser celle des grandes branches. Le fait que les déviations des deux courbes sont prolongées sur des périodes de plus de trois ans semble indiquer des effets persistants des chocs conjoncturels, même si la plupart des coefficients  $\rho_i$  estimés n'étaient pas significativement différents de zéro.

Les chocs spécifiques aux branches ( $u_{it}$ ) servent aussi à évaluer l'utilité du concept de diversification tel qu'il est défini par l'indicateur. En effet, l'indicateur dépend du classement formel des produits industriels dans une nomenclature de branches qui est en partie arbitraire. Une corrélation élevée entre les chocs spécifiques à ces branches signifie que la diversification est factice même quand les branches sont de tailles identiques. Donc les corrélations entre chocs spécifiques servent à évaluer l'hétérogénéité des branches qui caractérise la véritable diversification.

Le tableau 2 représente la matrice des corrélations entre les chocs spécifiques à chaque branche. Des coefficients de corrélation positifs indiquent une simultanéité des chocs spécifiques dans les deux branches considérées. Plus les chocs sont corrélés ( $r_{ij} \rightarrow +1$ ), moins les deux branches seront effectivement différentes. Par contre, l'alternative (c'est-à-dire  $r_{ij} \rightarrow -1$ ) indique que les chocs spécifiques dans les branches en

question s'annulent parfaitement entre eux. Dans ce cas, il y a une asymétrie des chocs spécifiques aux branches. Dans une situation où les coefficients de corrélation sont faibles ( $r_{ij} \rightarrow 0$ ), les chocs spécifiques sont indépendants. En fait, les chocs peuvent se renforcer ou s'annuler avec la même probabilité. Ces situations distinctes révèlent des diversifications sensiblement différentes de l'industrie.

**Table 2 : Matrice des corrélations ( $r_{ij}$ ) entre chocs spécifiques aux branches ( $u_{it}$ )**

	SIDER	MINER	CHIM	META	MACH	INSTR	TRANS	ALIM	TEXT	PAP	PLAS	DIVER
SIDER	1.00											
MINER	-0.22	1.00										
CHIM	-0.11	-0.35	1.00									
META	** 0.52	-0.12	*-0.37	1.00								
MACH	-0.29	-0.01	-0.13	-0.30	1.00							
INSTR	0.22	*-0.41	-0.24	* 0.41	-0.04	1.00						
TRANS	** -0.44	-0.12	0.21	** -0.58	0.17	-0.28	1.00					
ALIM	*-0.39	0.15	0.10	-0.21	-0.07	** -0.50	0.17	1.00				
TEXT	-0.12	-0.01	-0.28	0.05	-0.14	-0.09	-0.08	-0.15	1.00			
PAP	-0.06	-0.21	-0.18	-0.17	0.32	-0.19	-0.04	0.28	0.05	1.00		
PLAS	0.25	0.25	** -0.5	0.30	-0.20	* 0.38	*-0.39	0.04	-0.29	0.02	1.00	
DIVER	-0.06	** 0.43	-0.19	-0.02	-0.11	-0.25	-0.33	0.04	0.08	0.06	-0.10	1.00

Rejet de ( $H_0 : r_{ij} = 0$ ) au niveau de probabilité 10% (\*), 5% (\*\*).

Les résultats pour l'industrie luxembourgeoise font apparaître seulement quatre coefficients de corrélation significativement *positifs* (au niveau de 10 %) : sidérurgie-produits métalliques, produits minéraux-divers (bois), produits métalliques-instruments de précision et électriques, et instruments de précision et électriques-plastique et caoutchouc. Huit coefficients *négatifs* se révèlent significatifs (au niveau de 10 %) et tous les autres sont peu significatifs. Pour 54 cas sur 66, l'hypothèse  $r_{ij} = 0$  ne peut pas être rejetée au niveau de probabilité de 10 %, ce qui suggère une diversification efficace.

Notons que cette matrice des corrélations n'est qu'une transformation de la matrice des covariances des erreurs  $\Sigma$  utilisée dans l'estimation SUR. Donc le gain en efficacité par rapport aux MCO se base non seulement sur l'estimation des 12 variances  $\sigma_i$  par branche mais aussi sur les 12 covariances  $\sigma_{ij}$  entre branches dont les coefficients de corrélation sont significativement différents de zéro.

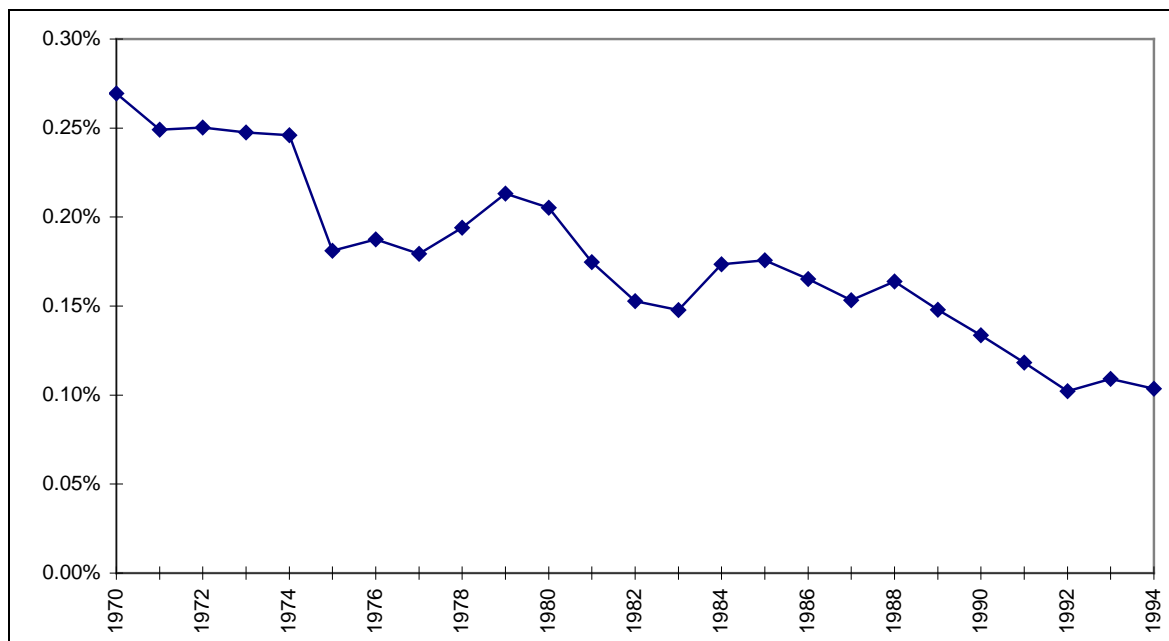
Enfin, la matrice des covariances  $\Sigma$  peut servir à évaluer la volatilité de l'ensemble de l'industrie par analogie à la matrice des covariances des actifs d'un portefeuille. Cette "variance de portefeuille" s'écrit

$$PV_t = \sum_i s_{it}^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_j s_{it} s_{jt} \sigma_{ij}^2$$

où  $s_{it}$  est la part de la branche  $i$  dans la valeur ajoutée totale à la période  $t$ ,  $\sigma_i^2$  est la variance du choc conjoncturel dans la branche  $i$  et  $\sigma_{ij}^2$  est sa covariance avec le choc conjoncturel dans la branche  $j$ . Les variances et covariances qui proviennent directement de la matrice  $\Sigma$  sont calculées sur l'ensemble des périodes dans l'échantillon, mais les parts  $s_{it}$

de chaque branche dans la valeur ajoutée totale varient à chaque observation, permettant de calculer le variance de portefeuille  $PV_t$  pour chaque année. L'évolution de cet indicateur apparaît dans le graphique 4.

**Graphique 4 : “volatilité du portefeuille” et changements de composition**



Le graphique indique une nette évolution à la baisse. Ceci implique que les changements de composition du portefeuille (c'est-à-dire les changements dans les parts relatives des différentes branches dans la valeur ajoutée totale de l'industrie) ont contribué à faire baisser substantiellement la volatilité de l'ensemble. En effet, la variance du portefeuille a diminué de moitié sur la période donnée. Notons que cette variance correspond au *risque systémique* du portefeuille qui est lié à sa composition. Le *risque total* du portefeuille reprend aussi le *risque résiduel*, dû aux mouvements du marché, représenté ici par la variance de  $v_t$ .

### **Conclusion**

Cette contribution s'attache à évaluer la diversification de la structure de production macro-économique. L'estimation d'un modèle "error components" permet de décomposer la croissance de chaque branche en un choc conjoncturel commun à toutes les branches, un choc conjoncturel spécifique à la branche et une composante tendancielle spécifique à la branche. Des différences significatives entre les composantes tendancielles signalent une transformation structurelle, indiquant que l'augmentation de la diversification n'est pas uniquement un phénomène conjoncturel. D'autre part, le degré de corrélation entre les chocs conjoncturels spécifiques aux différentes branches indique l'impact effectif de cette diversification. En effet, les avantages de la diversification peuvent être bien limités si la conjoncture des différentes branches est fortement corrélée. L'application aux branches de l'industrie luxembourgeoise indique comment l'évolution de la composition de la valeur ajoutée totale a favorisé la diversification et diminué la volatilité du secteur dans son ensemble.

La décomposition de la croissance pourrait être prolongée dans plusieurs directions. Les calculs gagneraient à être réitérés sur d'autres périodes (des sous-échantillons ou des périodes ultérieures) afin de pouvoir éventuellement déceler des changements de tendance par branche. Ces indicateurs permettraient également une comparaison avec d'autres espaces de petite taille. En s'inspirant notamment des études de Stockman (1988), il serait possible, à partir d'un échantillon international, de séparer par la même méthode une composante nationale et une composante propre à la branche dans le taux de croissance de chaque branche. Enfin, l'introduction de données par branche sur les salaires, l'emploi et le capital permettrait de séparer les chocs selon leur origine dans la demande ou l'offre.

## ANNEXE

### Branches de l'industrie et leur parts de la valeur ajoutée agrégée

		$s_i(1970)$	$s_i(1994)$
SIDER	Minerais et métaux	62.3%	36.6%
MINER	Minéraux et produits à base de minéraux non métalliques	4.1%	10.7%
CHIM	Produits chimiques (y compris fibres synthétiques)	3.0%	9.7%
META	Produits en métaux sans machines et matériel de transport	3.6%	5.4%
MACH	Machines industrielles et agricoles	6.6%	3.8%
INSTR	Instruments de précision, matériel/fournitures électriques	0.8%	4.1%
TRANS	Moyens de transport	0.3%	0.7%
ALIM	Produits alimentaires, boissons et tabac	7.5%	7.9%
TEXT	Produits textiles, cuir et chaussures, habillement	1.4%	3.4%
PAP	Papier, articles en papier, imprimés	2.4%	3.6%
PLAS	Produits en caoutchouc et en plastique	7.1%	13.1%
DIVER	Autres produits industriels (y compris bois)	1.0%	0.9%

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ABRAHAM F., VAN ROMPUY J. (1998), « Is Belgium ready for EMU? A look at national, sectoral and regional developments », Université catholique de Louvain, Centre for Economic Studies Discussion Paper n° 98.25.
- BALTAGI B. (1995), *Econometric analysis of panel data*, Wiley and Sons, New York.
- BALTAGI B., LI Q. (1995), « Testing AR(1) versus MA(1) Disturbances in an error component model », *Journal of Econometrics*, vol 68, pp. 387-399.
- BOURGAÏN A., PIERETTI P. (1998), « Effets de complémentarité externe et incidence sur la productivité : le cas de l'industrie manufacturière luxembourgeoise », Document de travail 98-2, CREA, Centre de Recherche Public- Centre Universitaire Luxembourg, avril, à paraître en 1999.
- BREUSCH T., PAGAN A. (1980), « The Lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics », *Review of Economic Studies*, vol 47, pp. 239-253.
- CHAMBERLAIN G. (1984), « Panel data », in *Griliches, Z. And M.D. Intriligator (eds) : Handbook of Econometrics*, vol. II, North-Holland, New York.
- CORREIA I., NEVES J.C., REBELO S. (1995), « Business cycles in a small economy », *European Economic Review*, vol 39, pp. 1089-1113.
- DE NARDIS S., GOGLIO A., MALGARINI M. (1996), « Regional specialization and shocks in Europe : some evidence from regional data », *Weltwirtschaftliches Archiv*, vol. 132, n° 2.
- FREEMAN C., LUNDEVALL B.A.(1988), *Small countries facing the technological revolution*, Pinter Publishers Limited, London.
- GRIFFIN J.M., KAROLYI G.A. (1995), « Another look at the role of the industrial structure of markets for international diversification strategies », *Research in Financial Economics*, Ohio State University, oct.
- HSIAO C. (1986), *Analysis of panel data*, Cambridge University Press, Cambridge.
- KARRAS G. (1996), « Is Europe an optimum currency area ? Evidence on the magnitude and asymmetry of common and country-specific shocks in 20 european countries », *Journal of Economic Integration*, 11 (3), sept., pp. 366-384.
- KUZNETZ S. (1960), « Economic growth of small nations », in Robinson E.A.G. (ed) : *The economics of international integration*, Allen and Unwin.
- MUNDLAK Y. (1978), « On the pooling of time series and cross section data », *Econometrica*, 46 (1), pp. 69-85.
- ROSENGREN E.S. (1990), « How diversified is New England ? », *New England Economic Review*, Federal Reserve Bank of Boston, nov.-dec., pp.3-16.
- STOCKMAN A.C. (1988), « Sectoral and national aggregate disturbances to industrial output in seven european countries » *Journal of Monetary Economics*, 21, pp. 387- 409.