

Décomposition de l'indice de Gini des prix des vins de l'Hérault

Stéphane Mussard*¹

Françoise Seyte*

Michel Terraza*

* LAMETA, Université de Montpellier I, UFR Sciences Economiques,

Avenue de la Mer, Site de Richter - CS 79606

34960 Montpellier Cedex 2

France

¹ s-mussard@lameta.univ-montp1.fr

Décomposition de l'indice de Gini des prix des vins de l'Hérault

Résumé. L'indicateur de Gini mesure, en le multipliant par la moyenne de la distribution, l'écart moyen qui existe entre deux valeurs, prises au hasard dans la distribution. Son utilisation permet d'évaluer les inégalités d'une population à l'intérieur des groupes et entre les groupes. Nous proposons de généraliser la décomposition de l'indice de Gini, à l'analyse des séries temporelles. Nous l'appliquons à titre expérimental aux cours des vins de l'Hérault, notamment ceux de la place de Béziers. Nous avons choisi cinq types de vin : le vin de table rouge, le vin de table blanc, le vin de pays rouge, le vin de pays blanc, et l'AOC Merlot. En estimant la décomposition de l'indicateur de Gini sur ces cotations, nous mettons en exergue à la fois la volatilité des cours de chaque type de vin et les variabilités qui sont induites par les différentes interactions existantes entre les cotations des cinq types de vin.

Mots clés : Bootstrap, Décomposition, Gini, Volatilité.

Abstract. Multiplying the Gini coefficient by the distribution average, one can obtain the mean gap that prevails between two values drawn at random within the distribution. Using the Gini index enables one to gauge the inequalities within groups and between groups. We propose to generalise the Gini index decomposition, to the analysis of time series. We apply this decomposition in an experimental way on the prices of Herault's wines, notably those of Béziers. We choose five wine families, that are, red table, red country, white table, white country, and the Merlot AOC. Estimating the Gini decomposition on these quotations, we lay the emphasis on both the variability of each price wine and the variability issued from the interactions between the five wine types.

Key words: Bootstrap, Decomposition, Gini, Volatility.

Classification JEL : D63, D31, G11.

1. Introduction :

Les travaux précurseurs de Theil (1967), ont permis de développer les techniques de décomposition dans le domaine des revenus. L'inégalité totale est séparée en deux composantes :

- la partie intragroupe représente les inégalités inhérentes à chacune des souspopulations de la population mère ;
- la composante intergroupe explique les disparités moyennes entre les souspopulations.

En 1967, Bhattacharya et Mahalanobis proposent une des premières décompositions de l'indice de Gini en deux composantes, intragroupes et intergroupes.² En 1979, Bourguignon étudie les propriétés des mesures décomposables en établissant un lien très étroit avec les mesures dérivées de l'entropie. Shorrocks contribue au développement de ces méthodes en démontrant en 1980 les propriétés des mesures décomposables en sous-groupes, et en 1982, les propriétés des mesures décomposables en sources de revenu.³

D'autres auteurs, comme Silber (1989, 1993) et Dagum (1997a, 1997b) ont décomposé l'indice de Gini en trois termes :

- la contribution des indices de Gini intragroupes (G_w) ;
- la contribution des indices de Gini intergroupes (G_b) ;
- et l'intensité des indices de Gini de transvariation correspondant au chevauchement entre les distributions (G_t).

Le troisième élément fut longtemps considéré comme un terme résiduel, excluant l'indice de Gini de la classe des mesures additivement décomposables. La transvariation introduite par Gini (1916) et Dagum (1959, 1960, 1961) est complémentaire à la partie intergroupe. Elle mesure les différences de rémunération entre les individus appartenant à deux distributions qui se chevauchent. D'après la définition de Dagum (1997a), ce concept « provient des différences de revenu qui sont de signes opposés à la différence des moyennes de leur sous-groupe correspondant. » Autrement dit, la transvariation met en évidence l'écart de revenu entre les individus riches des populations pauvres et les individus pauvres des populations riches. En adoptant la décomposition en trois composantes, des renseignements plus précis (et supplémentaires par rapport à une décomposition en deux composantes) peuvent être obtenus sur la structure des inégalités intergroupes. A la suite de ces travaux, les applications se sont

² La première décomposition de l'indicateur de Gini peut être attribuée à Soltow (1960).

³ Les mesures décomposables en sources de revenu permettent d'attribuer une part de l'inégalité globale à chacune des sources qui composent le revenu de l'individu (revenu du travail, revenu du capital, prestations sociales, taxes, etc.).

multipliées, notamment sur les salaires danois de 1977 (Drescher, 1999), les revenus américains de 1990 (Dagum, 1997b), les revenus turcs de 1994 (Özmucur et Silber, 2000), et les salaires français (Mussard, Seyte, Terraza, 2003).⁴

La décomposition de l'indice de Gini, très pertinente dans le domaine des mesures d'inégalité du revenu, l'est aussi quand il s'agit d'analyser la volatilité des titres boursiers. Mussard et Terraza (2004) ont, en effet, montré que la décomposition de l'indicateur de Gini permet de construire une mesure du risque financier plus acceptable que celles liées à la Value-at-Risk.

En se basant sur ces travaux, nous proposons, dans cet article, de généraliser la décomposition de l'indice de Gini à l'analyse des séries temporelles. Nous l'appliquons à titre expérimental aux cours des vins de l'Hérault, notamment ceux de la place de Béziers. Notre choix porte sur cinq types de vin : le vin de table rouge, le vin de table blanc, le vin de pays rouge, le vin de pays blanc, et le Merlot, une Appellation d'Origine Contrôlée (AOC). L'application sur ces cotations, entre le 4 Janvier 1996 et le 31 Décembre 2003, a pour but de mesurer la volatilité de chacun des types de vin et la variabilité induite par des interactions entre les cours. Notre méthodologie est alors étendue aux changements de la structure de la volatilité

Cet article est organisé de la manière suivante : la section 2 présente le cadre général de la décomposition du coefficient de Gini des séries temporelles. La section 3 expose les résultats obtenus sur les cours des vins de l'Hérault et la section 4 conclut sur l'apport théorique et empirique de cet essai.

2. La décomposition de l'indicateur de Gini des séries temporelles (non saisonnières) :

2.1. Présentation théorique :

Considérons k chroniques y_j ($j = 1, \dots, k$) observées sur une même période historique $t = 1, \dots, T$. Le total des observations des k séries emboîtées est alors $kT = T$. La valeur y_{jt} est l'observation à l'instant t de la chronique j . En rassemblant les k chroniques, on obtient une chronique unique Y_t de longueur T et de moyenne μ . La mesure de Gini globale, sur cette chronique est donnée par :

$$G = \frac{\sum_{i=1}^T \sum_{r=1}^T |Y_i - Y_r|}{2T^2 \mu}. \quad (1)$$

La mesure de Gini globale est un indice de dispersion et le terme $G \times \mu$ représente la différence espérée entre deux observations prises au hasard dans la chronique.

⁴ Confère aussi le programme de la décomposition de l'indice de Gini : Dagum, Mussard, Seyte, Terraza (2002).

On note $f_j(y)$, $F_j(y)$, μ_j et G_{jj} la densité de probabilité, la fonction de répartition, la moyenne et le coefficient de Gini mesurés sur la série temporelle y_{jt} .

Le pourcentage d'observations de la chronique $[p_j]$ et sa valeur moyenne dans la moyenne de toutes les chroniques $[s_j]$ sont donnés par :

$$p_j = \frac{T_j}{T}, \quad s_j = \frac{T_j \mu_j}{T \mu}. \quad (2)$$

Ces pondérations permettent d'introduire la décomposition de l'indicateur de Gini entre les k chroniques.

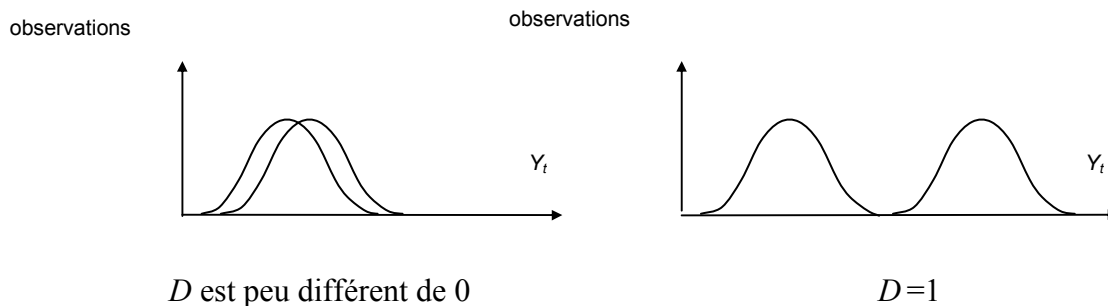
La différence moyenne de Gini Δ_{jh} définit la différence moyenne qui prévaut entre deux observations tirées au hasard (une observation de la chronique j et une de la chronique h) :

$$\Delta_{jh} = \frac{\sum_{i=1}^{T_j} \sum_{r=1}^{T_h} |y_{ij} - y_{rh}|}{T_j T_h}, \quad r = 1, \dots, T_h. \quad (3)$$

A partir de celle-ci, il est possible de mesurer la distance économique relative et directionnelle c'est à dire la distance entre deux chroniques j et h :

$$D_{jh} = \frac{\sum_{y_{ij} > y_{rh}} (y_{ij} - y_{rh}) - \sum_{y_{rh} > y_{ij}} (y_{rh} - y_{ij})}{T_j T_h}, \quad \forall \mu_j > \mu_h. \quad (4)$$

En prenant les distributions des chroniques j et h , cette distance fournit l'éloignement entre les deux chroniques. Si le chevauchement entre j et h est parfait (ou $\mu_j = \mu_h$) alors la distance D est nulle. A contrario, lorsque le chevauchement est inexistant, la distance D tend vers 1.



En 1987, Dagum propose **l'indicateur de Gini intergroupe $[G_{jh}]$** . Ce nouvel indice normalisé (appartenant à l'intervalle $[0,1]$) a les mêmes propriétés que l'indicateur de Gini $[G]$. Il mesure, ici, les inégalités entre les chroniques j et h . Plus G_{jh} tend vers la valeur 1 et plus les observations sont réparties de manière inégalitaire entre les chroniques j et h :

$$G_{jh} = \frac{\Delta_{jh}}{\mu_j + \mu_h}, \quad \forall j, h = 1, \dots, k. \quad (5)$$

L'équation (5) représente l'expression générale des indices de Gini. En effet, si $j = h$, l'indicateur de Gini intergroupe $[G_{jh}]$ est assimilable à l'indicateur de Gini intragroupe $[G_{jj}]$:

$$G_{jj} = \frac{\Delta_{jj}}{2\mu_j}, \quad \forall j = h = 1, \dots, k. \quad (6)$$

L'ensemble des équations précédentes permet d'introduire la décomposition du coefficient de Gini en trois composantes.

Le premier élément est **la contribution des inégalités intragroupes** $[G_w]$ à l'inégalité totale $[G]$ qui est une somme pondérée des indices de Gini intragroupes $[G_{jj}]$:

$$G_w = \sum_{j=1}^k G_{jj} p_j s_j. \quad (7)$$

Cet indice caractérise la différence moyenne qui prévaut entre deux observations tirées au hasard dans une chronique. Il s'agit donc d'une mesure de la dispersion moyenne existant à l'intérieur de chaque chronique.

La seconde composante est **la contribution nette des inégalités intergroupes** $[G_b]$, définie comme la somme des indicateurs intergroupes affectés par les poids s_j et p_j et pondérés par les ratios de distances économiques. La pondération par la distance $[G_{jh} \times D_{jh}]$ exclut le chevauchement entre les distributions des chroniques j et h . On parle alors de contribution intergroupe nette à l'inégalité totale ou encore d'inégalités moyennes entre les groupes :

$$G_b = \sum_{j=2}^k \sum_{h=1}^{j-1} G_{jh} D_{jh} (p_j s_h + p_h s_j). \quad (8)$$

Elle mesure la dispersion moyenne entre les observations des chroniques, excluant la partie de chevauchement entre les distributions.

La troisième composante de la décomposition de l'indice de Gini est **l'intensité de la transvariation** $[G_t]$ à la mesure totale $[G]$. Elle met en évidence les dispersions des observations des chroniques j et h provenant des différences liées au chevauchement entre les distributions des chroniques j et h :

$$G_t = \sum_{j=2}^k \sum_{h=1}^{j-1} G_{jh} (1-D_{jh}) (p_j s_h + p_h s_j). \quad (9)$$

La décomposition de l'indice de Gini formulée par Dagum (1997a, 1997b) s'écrit, d'après les équations (7), (8) et (9) :

$$G = G_w + G_b + G_t. \quad (10)$$

Les composantes intergroupes $[G_b]$ et intragroupes $[G_w]$ peuvent être regroupées en **contribution brute des inégalités intergroupes** $[G_{gb}]$ à l'inégalité totale $[G]$:

$$G_{gb} = \sum_{j=2}^k \sum_{h=1}^{j-1} G_{jh} (p_j s_h + p_h s_j). \quad (11)$$

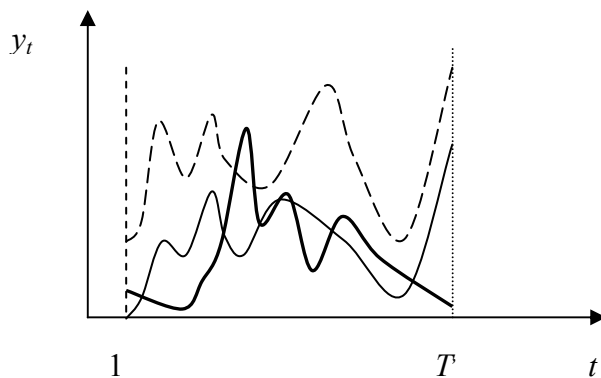
Elle s'interprète comme l'ensemble des différences binaires entre toutes les observations existant entre deux chroniques :

$$G_{gb} = \frac{\sum_{j=2}^k \sum_{h=1}^{j-1} \left(\sum_{i=1}^{n_j} \sum_{r=1}^{n_h} |y_{ij} - y_{rh}| \right)}{\mu n^2}. \quad (12)$$

Il s'agit d'une mesure de dispersion moyenne entre deux observations tirées au hasard entre deux chroniques.

Ainsi, la décomposition de l'indicateur de Gini peut s'écrire sous la forme d'une somme de deux éléments :

$$G = G_w + G_{gb}.$$



En définitive, si on considère k chroniques sur une même période $(1, \dots, T)$, chacune de ces chroniques possède un indice de Gini mesurant la dispersion moyenne qui existe entre deux observations tirées au hasard.

Le coefficient de Gini entre k chroniques $[G_{jh}]$ donne la dispersion moyenne entre deux observations quelconques de ces chroniques. L'indice de Gini global est alors défini comme une combinaison linéaire des indices intragroupes $[G_{ji}]$ et des indices intergroupes $[G_{jh}]$, pour évaluer la dispersion qui existe entre deux périodes tirées au hasard, quelle que soit la chronique.

2.2. Le comportement de l'indice de Gini dans le cas univarié : une expérimentation par simulation

Afin de mieux comprendre le comportement de la décomposition de l'indicateur de Gini d'une série temporelle, nous appliquons la méthode à des simulations de séries de Monte Carlo correspondants à des cas standards de séries temporelles.

Tableau 1. Indice de Gini (G) mesuré sur des simulations de processus TS et Bruits

Blancs

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$	$n = 5000$
Bruit Blanc : $y_t = \varepsilon_t$	$G =]-\infty, +\infty[$	$G =]-\infty, +\infty[$	$G =]-\infty, +\infty[$	$G =]-\infty, +\infty[$
TS sans constante : $y_t = a.t + \varepsilon_t$ $ a = 0,1$ $ a = 1$ $ a = 10$	$ G \cong 0,3$ $ G \cong 0,3$ $ G \cong 0,33$	$ G \cong 0,33$ $ G \cong 0,33$ $ G \cong 0,332$	$ G \cong 0,333$ $ G \cong 0,333$ $ G \cong 0,3333$	
TS avec constante : $y_t = a.t + b + \varepsilon_t$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 1$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 5$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 10$	$ G = [0,26 ; 0,31]$ $ G = [0,16 ; 0,18]$ $ G = [0,10 ; 0,13]$	$ G = [0,31 ; 0,32]$ $ G \cong 0,27$ $ G \cong 0,23$	$ G \cong 0,32$ $ G \cong 0,30$ $ G \cong 0,27$	$ G \cong 0,332$ $ G \cong 0,33$ $ G \cong 0,32$

Les valeurs des paramètres ainsi que l'indicateur de Gini sont en valeurs absolues. Cela signifie qu'ils peuvent être négatifs. En effet, on utilise, dans ce cas, le coefficient de Gini étendu, qui, par définition, mesure l'écart moyen entre deux valeurs :

$$G = \frac{\sum_{i=1}^T \sum_{r=1}^T |Y_i - Y_r|}{2T^2 \mu} \quad (13)$$

Si les deux valeurs tirées au hasard sont négatives, l'indicateur devient négatif, sans perdre sa définition statistique.

Lorsque la série est un bruit blanc gaussien, l'indicateur de Gini peut prendre une infinité de valeurs. Nous ne pouvons donc pas identifier un résidu normal.

On constate que les processus TS sans dérive prennent la valeur 1/3. Cette valeur a été mathématiquement démontrée par Milanovic (1997). Les processus TS avec dérive tendent aussi vers la valeur 1/3, mais la convergence est plus lente. Plus la constante est importante et plus la convergence vers 1/3 est lente. D'autre part, plus le nombre d'observations est important et plus la mesure de Gini se rapproche de 1/3.

Tableau 2. Indice de Gini (G) mesuré sur des simulations de processus DS

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$	$n = 5000$
DS sans dérive : $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ $ y_0 = 1$ $ y_0 = 10$ $ y_0 = 100$ $ y_0 = 1000$	$ G =]0,1[$ $ G =]0,05 ; 0,06[$ $ G =]0,004 ; 0,006[$ $ G =]0,0005 ; 0,0007[$	$ G =]0,5 ; 0,7[$ $ G =]0,05 ; 0,06[$ $ G =]0,005 ; 0,006[$ $ G \cong 0,0005$	$ G =]0,5 ; 0,7[$ $ G \cong 0,05$ $ G \cong 0,005$ $ G \cong 0,0005$	
DS avec dérive : $y_t = y_{t-1} + b + \varepsilon_t$ $ y_0 = 10$ et $ b = 1$ $ y_0 = 100$ et $ b = 1$ $ y_0 = 1000$ et $ b = 1$	$ G \cong 0,27$ $ G \cong 0,11$ $ G \cong 0,0158$	$ G \cong 0,319$ $ G \cong 0,237$ $ G \cong 0,0666$	$ G \cong 0,326$ $ G \cong 0,2775$ $ G \cong 0,111$	$ G \cong 0,332$ $ G \cong 0,32$ $ G \cong 0,238$
$ y_0 = 1$ et $ b = 10$ $ y_0 = 1$ et $ b = 100$ $ y_0 = 1$ et $ b = 1000$ $ y_0 = 1$ et $ b = 10000$	$ G \cong 0,329$ $ G \cong 0,3299$ $ G \cong 0,32999$ $ G \cong 0,329999$	$ G \cong 0,3325$ $ G \cong 0,33265$ $ G \cong 0,332665$ $ G \cong 0,326665$	$ G \cong 0,3329$ $ G \cong 0,33299$ $ G \cong 0,332999$ $ G \cong 0,3329999$	
$ y_0 = 1$ et $ b = 1$ $ y_0 = 10$ et $ b = 10$ $ y_0 = 100$ et $ b = 100$ $ y_0 = 1000$ et $ b = 1000$	$ G \cong 0,32$ $ G \cong 0,323$ $ G \cong 0,3236$ $ G \cong 0,32359$	$ G \cong 0,331$ $ G \cong 0,3313$ $ G \cong 0,33134$ $ G \cong 0,331344$	$ G \cong 0,332$ $ G \cong 0,3323$ $ G \cong 0,33233$ $ G \cong 0,332336$	

Pour les processus DS sans dérive, écrit $y_t = y_0 + \sum_{j=1}^t \varepsilon_j$, plus la valeur de départ y_0 est importante et plus l'indicateur de Gini tend vers 0. Quand l'échantillon est grand et la première valeur égale à un, la mesure de Gini tend vers une valeur critique de 0,5. Cette valeur critique diminue proportionnellement par rapport à la valeur de départ y_0 .

Les processus DS avec dérive, ($y_t = y_0 + b.t + \sum_{j=1}^t \varepsilon_j$), convergent vers la valeur 1/3 lorsque le nombre d'observations augmente. Mais cette convergence est lente lorsque la valeur de départ y_0 est élevée. Lorsque la pente et la valeur initiale augmentent au même rythme, l'indicateur de Gini reste proche de 1/3.

Tableau 3. Indice de Gini (G) mesuré sur des simulations de processus AR(1)

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
Auto-régressif sans constante : $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$ $ \phi = 0,1$ $ \phi = 0,2$ $ \phi = 0,4$ $ \phi = 0,6$ $ \phi = 0,8$	$ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$	$ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$	$ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$ $ G =]-\infty, +\infty[$
Auto-régressif sans constante non stationnaire $ \phi = 1,2$ $ \phi = 1,8$ $ \phi = 5$ $ \phi = 10$ $ \phi = 100$	$ G \cong 0,89$ $ G \cong 0,965$ $ G \cong 0,985$ — —	$ G \cong 0,978$ $ G \cong 0,993$ — — —	$ G \cong 0,989$ $ G \cong 0,9965$ — — —
Auto-régressif avec constante : $y_t = \phi y_{t-1} + b + \varepsilon_t$ $ b = 1$ et $ \phi = 0,8$ $ b = 10$ et $ \phi = 0,8$ $ b = 100$ et $ \phi = 0,8$ $ b = 1000$ et $ \phi = 0,8$	$ G =]0,1[$ $ G =]0,01 ; 0,03[$ $ G =]0,001 ; 0,003[$ $ G =]0,0001 ; 0,0003[$	$ G =]0,1[$ $ G =]0,01 ; 0,03[$ $ G =]0,001 ; 0,003[$ $ G =]0,0001 ; 0,0003[$	$ G =]0,1[$ $ G =]0,017 ; 0,021[$ $ G =]0,0017 ; 0,0021[$ $ G =]0,00017 ; 0,00021[$

Les simulations indiquent, que les processus auto-régressifs stationnaires (pour des racines inférieures à 1) ont des valeurs très variables de Gini, pouvant être négatives, positives, faibles ou fortes. Cependant, si on rajoute une constante au processus AR, la mesure de Gini est proche de 0.

A contrario, les processus auto-régressifs non-stationnaires possèdent des valeurs spécifiques. Les coefficients tendent vers 1. Lorsque la racine est trop importante, (processus explosif), la mesure de Gini reste indéterminée.

Tableau 4. Indice de Gini (G) mesuré sur des simulations de processus ARCH

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
ARCH(1) $\varepsilon_t = u_t \times \sqrt{b + \phi \varepsilon_{t-1}^2}$ $ b = 1$ et $ \phi = 0,8$	$ G =]-\infty, +\infty[$	$ G =]-\infty, +\infty[$	$ G =]-\infty, +\infty[$

Le Gini d'un processus ARCH(1) a le même comportement qu'un processus AR(1). Une analyse de l'hétéroscédasticité entre chronique, par exemple, nécessite un blanchiment ARMA de chacune d'entre elles.

2.3. Le comportement de l'indice de Gini dans le cas multivarié :

Nous avons mesuré la décomposition de l'indice de Gini, sur des simulations de Bruits Blancs, de processus TS et DS, de processus AR sans constante, avec constante et de processus ARCH.

Tableau 5. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de TS

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
TS sans constante : $y_t = a.t + \varepsilon_t$	$ G_t \cong ?$ $ G_w \cong 0,111$ $ G_b \cong ?$	$ G_t \cong ?$ $ G_w \cong 0,111$ $ G_b \cong ?$	$ G_t \cong ?$ $ G_w \cong 0,111$ $ G_b \cong ?$
TS avec constante : $y_t = a.t + b + \varepsilon_t$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 1$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 5$ $ a \rightarrow 0,1$ et $ b = 10$?	?	$ G_t \cong ?$ $ G_w \cong 0,1$ $ G_b \cong ?$

Tableau 6. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de DS

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
DS sans dérive : $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ $ y_0 = 10$ $ y_0 = 100$ $ y_0 = 1000$	$ G_b \cong G $ $ G_w \cong 0$ $ G_t \cong 0$	$ G_b \cong G $ $ G_w \cong 0$ $ G_t \cong 0$	$ G_b \cong G $ $ G_w \cong 0$ $ G_t \cong 0$
DS avec dérive : $y_t = y_{t-1} + b + \varepsilon_t$ $ y_0 = 10$ et $ b = 1$ $ y_0 = 100$ et $ b = 1$ $ y_0 = 1000$ et $ b = 1$	$ G_t \cong 0,22$ $ G_w \cong 0,11$ $ G_b \cong 0$ $ G \cong 0,33$	$ G_t \cong 0,22$ $ G_w \cong 0,11$ $ G_b \cong 0$ $ G \cong 0,33$	$ G_t \cong 0,22$ $ G_w \cong 0,11$ $ G_b \cong 0$ $ G \cong 0,33$

Tableau 7. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de Bruits Blancs

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
Bruit Blanc : $y_t = \varepsilon_t$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$

Tableau 8. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de processus AR

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
Auto-régressif sans constante : $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong 1-(1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong 1-(1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong 1-(1/k) G $ $ G_b \cong 0$

Tableau 9. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de processus AR avec constante

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
Auto-régressif avec constante : $y_t = \phi y_{t-1} + b + \varepsilon_t$ $b = 1$ et $\phi = 0,8$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w = 1/k G $ $ G_t = (1-1/k) G $ $ G_b = 0$
$ b = 10$ et $ \phi = 0,8$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w = 1/k G $ $ G_t = (1-1/k) G $ $ G_b = 0$
$ b = 100$ et $ \phi = 0,8$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$	$ G_w \cong 1/k G $ $ G_t \cong (1-1/k) G $ $ G_b \cong 0$
$ b = 1000$ et $ \phi = 0,8$	$ G \cong 0,0002$ $ G_t \cong G_w \cong 0,0001$ $ G_b \cong 0$	$ G \cong 0,0002$ $ G_t \cong G_w \cong 0,0001$ $ G_b \cong 0$	$ G = 0,0002$ $ G_t = G_w = 0,0001$ $ G_b = 0$

Tableau 10. Décomposition de l'indice de Gini (G) mesurée sur des simulations de processus ARCH

Observations $n \rightarrow$ Processus \downarrow	$n = 100$	$n = 500$	$n = 1000$
ARCH(1) $\varepsilon_t = u_t \times \sqrt{b + \phi \varepsilon_{t-1}^2}$ $ b = 1$ et $ \phi = 0,8$	Relation 1	Relation 1	Relation 1
$ b = 10$ et $ \phi = 0,8$	Relation 1	Relation 1	Relation 1
$ b = 100$ et $ \phi = 0,8$	Relation 1	Relation 1	Relation 1
$ b = 1000$ et $ \phi = 0,8$	Relation 1	Relation 1	Relation 1

Pour les processus TS sans constante, l'indicateur de Gini intragroupe [G_w] est égal à la valeur 0,11. On a pris pour cela trois chroniques dont les pentes sont : $|a| = 0,1$ $|a| = 0,6$ et $|a| = 1$. Cependant, les valeurs des autres indices restent indéterminées (tableau 5). Le TS avec constante se rapproche du TS sans constante lorsque l'échantillon est de taille importante. Lorsque les tailles de chacune des k chroniques sont inférieures à 1000, il est difficile d'identifier un comportement précis.

Le DS sans dérive (tableau 6) est uniquement dépendant de l'indice intergroupe G_b . Les trois chroniques simulées ne diffèrent que par la valeur de départ ; les inégalités sont donc imputables à la partie des inégalités moyennes entre les groupes. En revanche, pour le DS avec dérive, les inégalités intergroupes G_b sont nulles. En effet, lorsque l'ordonnée à l'origine des trois chroniques est la même ($|b| = 1$) avec des valeurs de départ différentes, on obtient :

$$|G_w| \cong 0,11 ; |G_t| \cong 0,22 ; |G_b| \cong 0 ; |G| \cong 0,33.$$

On constate, que l'indice intragroupe G_w tend vers la valeur 0,111 comme pour un TS.

Lorsque la chronique est un bruit blanc gaussien (de moyenne nulle et de variance unitaire), les trois indices sont sensiblement les mêmes. La décomposition a été faite sur 3 bruits blancs de même taille (n). Le nombre d'observations augmente la précision de l'égalité entre les trois indices (tableau 7). Ce résultat confirme le fait que lorsque les résidus sont autocorrélés et/ou hétéroscédastiques, l'égalité n'est plus vérifiée.

Les tableaux 9 et 10, indiquent que les inégalités moyennes entre les groupes [G_b] sont nulles tandis que les inégalités intragroupes [G_w] et l'intensité de transvariation [G_w] sont proportionnellement liées avec des processus AR(1) et ARCH(1) :

$$|G_w| \cong 1/k|G| ; |G_t| \cong (1-1/k)|G| ; |G_b| \cong 0. \quad \text{(Relation 1)}$$

Plus précisément, les simulations concernant les processus AR (tableau 8) de même taille, mais avec des racines différentes : $\phi = 0,1$; $\phi = 0,2$; $\phi = 0,4$. indiquent que lorsque la taille de l'échantillon augmente, les trois égalités de la relation 1 deviennent sensiblement plus précises. Il en est de même, lorsque les racines sont :

$$\phi = 0,1 ; \phi = 0,2 ; \phi = 0,8,$$

ou lorsqu'elles sont égales.

En revanche, lorsque le processus n'est pas stationnaire (par exemple lorsque $\phi = 1,8$ pour les trois processus), la relation n'est plus vérifiée. La transvariation se rapproche de la valeur zéro, et seuls les indices G_w et G_b sont élevés. Ainsi, en passant d'un processus AR stationnaire à un processus non-stationnaire, G_b devient non-nul alors que G_t se rapproche de zéro. Si G_b augmente, cela signifie que les inégalités entre les processus proviennent des différences entre les moyennes des processus.

Les processus AR avec constante (tableau 9) vérifient aussi la relation 1. La taille importante des séries améliore la qualité des égalités entre les termes. Lorsque la constante est élevée, la relation 1 n'est plus vérifiée. L'intensité de transvariation diminue, venant s'égaliser avec les inégalités intragroupes :

$$|G| \cong 0,0002 ; |G_t| \cong |G_w| \cong 0,0001 ; |G_b| \cong 0. \quad (\text{Relation 2})$$

Les modèles ARCH vérifient aussi la relation 1 (tableau 10). Contrairement aux processus AR avec constante, l'augmentation de la constante ne détériore pas les égalités de la relation 1.

Les indices de Gini des processus non-stationnaires comme les DS et les TS convergent donc, vers des valeurs bien définies, alors que ceux des processus stationnaires ne possèdent pas de valeurs précises. Ils respectent cependant la relation 1 ou 2. En effet, cela signifie que lorsque deux observations sont tirées au hasard, on explique cet écart par G_w et G_t (G_w tend vers 0 quand le nombre de groupe est important). L'intensité de transvariation devient le seul indice explicatif, autrement dit, le chevauchement entre les distributions donne des indications sur l'écart espéré.

3. Application aux prix des vins de l'Hérault :

Nous disposons de cinq séries hebdomadaires des cours⁵ des vins de l'Hérault du 4 Janvier 1996 au 31 Décembre 2003. Il s'agit de la moyenne arithmétique des cours vinicoles

⁵ La base de donnée a été construite par les auteurs.

côtés sur la place de Béziers. Nous avons choisi : le vin de table rouge, le vin de table blanc, le vin de pays rouge, le vin de pays blanc et l'AOC Merlot. Les vins de table et de pays ont une concentration moyenne d'alcool se situant entre 10 et 11 degrés. Les cours sont exprimés en Euros par degré par hectolitre (€/°/hl).

3.1. Analyse sur les cours en niveau :

L'échantillon des cours du vin blanc est incomplet ; les résultats peuvent être biaisés car les différences binaires entre les cours des vins blancs seront moins importantes. En effet, les variations issues de ces vins auront une faible contribution dans la variation générale. Le tableau 11 ci-dessous regroupe les résultats de la décomposition de la mesure de Gini sur les 5 types de vins avec des échantillons de tailles différentes.

Tableau 11. Décomposition de la volatilité des cours des vins entre 1996 et 2003

Vins → Indices ↓	Total	Table Rouge	Table Blanc	Pays Rouge	Pays Blanc	Merlot
Observations	1238	347	103	324	141	323
Cours Moyen €/°/hl	48.70	39.65	43.32	43.99	49.45	64.53
Variance	145.20	23.51	27.28	49.45	91.22	62.38
Indice de Gini G_{jj}	0.1362	0.0693	0.0649	0.0873	0.0941	0.0693
Volatilité G_{wjj}	0.0177	0.0044	0.0004	0.0054	0.0012	0.0062
Volatilité G_{gbjh}	0.1185					
Table Rouge	0.0044					
Table Blanc	0.0029 0.0004					
Pays Rouge	0.0112 0.0030 0.0054					
Pays Blanc	0.0071 0.0017 0.0058 0.0012					
Merlot	0.0373 0.0095 0.0292 0.0104 0.0062					

On constate que les vins de pays et de table blancs, avec les tailles des échantillons les plus faibles, possèdent les volatilités spécifiques [G_{wjj}] les moins importantes. De même, ces types de vin génèrent les plus faibles variabilités diversifiables; ce sont les moins volatiles par rapport aux autres vins [G_{gbjh}]. Par conséquent, si les vins sont analysés comme des actifs sur lesquels il est possible d'investir et de spéculer, on constate que les vins de table et de pays blancs sont des investissements peu risqués. Comme le nombre d'observation diffère dans les cinq échantillons, on élimine, par la suite, les vins de table et de pays blancs. Par ailleurs,

comme on accorde une importance à la volatilité, si on veut considérer les cours des vins comme des actifs, on réalise sur les trois séries une étude statistique traditionnelle. On constate que les séries ne possèdent pas de racine unitaire (cf annexe) et qu'elles obéissent à des processus auto-corrélés, hétéroscédastiques du type :AR(3) - ARCH (4).

3.2. Analyse sur les cours blanchis :

En utilisant les séries blanchies, on analyse plus précisément la structure multivariée hétéroscédastique des chroniques.

Nous prenons pour cela le résidu du modèle :

$$y_t = \sum_{j=1}^3 \phi_j y_{t-j} + a + \varepsilon_t \quad (14)$$

et nous appliquons la décomposition de l'indicateur de Gini sur l'ensemble des séries puis prises deux à deux.

Tableau 12. Décomposition des 3 résidus hétéroscédastiques

Vins → Indices ↓	Total	Merlot	Pays Rouge	Table Rouge
Observations	1050	350	350	350
Cours Moyen €/°/hl	-0.1668	-0.4420	-0.0960	0.0375
Variance	10.6484	15.9195	12.1041	3.7688
Indice de Gini G_{jj}	-9.2085	-4.708173	-15.200150	26.009975
Gini intragroupes G_{wj}	-3.0085	-1.3859	-0.9723	-0.6502
Intergroupe net G_b	-0.638731			
Merlot		0		
Pays Rouge		-0.230396	0.000000	
Table Rouge		-0.319366	-0.088970	0
Transvariation G_t	-5.561257			
Merlot		-2.771843		
Pays Rouge		-2.185668	-1.944674	
Table Rouge		-1.821972	-1.553616	-1.300531

Tableau 13. Décomposition de 2 résidus hétéroscédastiques (PR,TR)

Vins → Indices ↓	Total	Pays Rouge	Table Rouge
Observations	700	350	350
Cours Moyen € / ° / hl	-0.0292	-0.0960	0.0375
Variance	7.9522	12.104	3.768
Indice de Gini G_{jj}	-41.895	-15.200	26.009
Gini intragroupes G_{wj}	-20.819	-12.476	-8.343
Inter groupe net G_b	-1.141563		
Pays Rouge		0.000000	
Table Rouge		-1.141563	0.000000
Transvariation G_t	-19.934362		
Pays Rouge		-24.952003	
Table Rouge		-19.934362	-16.687040

Tableau 14. Décomposition de 2 résidus hétéroscédastiques (M, PR)

Vins → Indices ↓	Total	Merlot	Pays Rouge
Observations	700	350	350
Cours Moyen € / ° / hl	-0.2690	-0.4420	-0.0960
Variance	14.0618	15.9195849	12.1041
Indice de Gini G_{jj}	-6.6618	-4.7081	-15.200
Gini intragroupes G_{wj}	-3.2905	-1.9338	-1.3567
Inter groupe net G_b	-0.3214		
Merlot		0.000000	
Pays Rouge		-0.321482	0.000000
Transvariation G_t	-3.0497		
Merlot		-3.867681	
Pays Rouge		-3.049765	-2.713494

Tableau 15. Décomposition de 2 résidus hétéroscédastiques (M, TR)

Vins → Indices ↓	Total	Merlot	Table Rouge
Observations	700	350	350
Cours Moyen € / ° / hl	-0.2022	-0.4420	0.0375
Variance	9.9158	15.9195	3.76883
Indice de Gini G_{ij}	-7.754	-4.708	26.009
Gini intragroupes G_{wj}	-3.779	-2.572	-1.207
Intergroupe net G_b	-0.592813		
Merlot		0.000000	
Table Rouge		-0.592813	0.000000
Transvariation G_t	-3.381984		
Merlot		-5.145154	
Table Rouge		-3.381984	-2.414074

Les quatre décompositions montrent que l'indicateur de transvariation [G_t] est, en valeur absolue, supérieur aux autres indices [G_b , G_w]. L'intensité de transvariation apparaît aussi comme un indicateur d'hétéroscédasticité.

3.3. Recherche des ruptures dans les cours :

3.3.1. La décomposition de Gini sur les cours retenus :

En prenant les cours des vins de table rouge, de pays rouge, et le Merlot, nous pouvons étudier les variations des cours de chaque vin : variation intragroupe. Nous pouvons aussi analyser les variations issues des interactions entre les cours des vins : variation intergroupe. Ces deux indicateurs expliquent l'écart espéré entre deux prix pris au hasard (quel que soit le type de vin). La suite de l'application prendra uniquement en compte les variations intragroupes (G_w) et les variations entre les paires de groupe (G_{gb}). Ainsi, de manière analogue aux théories financières, les variations sont expliquées par les cours eux mêmes (variation intragroupe) et par les interactions entre les cours (variation intergroupe). L'échantillon comprend toujours 353 observations pour chaque type de vin.

Ayant neutralisé les effets de taille, on remarque que le vin de table rouge est l'actif le moins variable. Sa variation s'élève à hauteur de 4,2% [0,0061] de la mesure globale. Par contre, les interactions des vins de table rouge et du Merlot sont les plus importantes avec 38,9% de la variation globale (cf tableau 16).

Tableau 16. Décomposition de la volatilité des cours des vins entre 1996 et 2003

Vins → Indices ↓	Total	Table Rouge	Pays Rouge	Merlot
Observations	1059	353	353	353
Cours Moyen € / ° / hl	49,42	39,59	44,13	64,52
Variance	162,16	23,55	49,97	59,82
Indice de Gini G_{ij}	0,1444	0,0695	0,0879	0,0677
Volatilité G_{wi}	0,0247	0,0061	0,0087	0,0098
Volatilité G_{gbjh}	0,1196			
Table Rouge	0,0061			
Pays Rouge	0,0170			
Merlot	0,0561			
		0,0087	0,0465	0,0098

Le Merlot, dont les cours sont les plus élevés, apparaît aussi comme le vin le plus « volatile ». Sa variabilité intragroupe est la plus importante avec 6,8% de la volatilité totale. Les interactions qu'il provoque avec les deux autres vins sont, de même, les plus fortes.

Comme nos séries sont des processus AR(3) dotés d'un ARCH(4) rien ne prouve que la relation 1 soit vérifiée. Elle ne pourra donc pas expliquer les écarts entre les prix des vins au cours du temps. Les décompositions qui suivent, vont montrer que ces écarts obéissent à des relations qui restent encore inconnues, ouvrant ainsi des perspectives de recherches intéressantes.

3.3.2. Bootstrap et décomposition de l'indicateur de Gini :

Pour parvenir à une mesure dynamique des variations, il est possible d'évaluer le rythme de progression des cours des vins de l'Hérault en fonction des différentes années considérées. Comme il est souvent difficile de cerner la significativité de la hausse ou de la baisse d'une variation, en utilisant l'indice de Gini, nous avons recours au Bootstrap.

En 1989, Cowell démontre qu'il est possible de trouver la variance des estimateurs de Gini, des indicateurs dérivés de l'entropie et de déterminer les estimateurs des composantes intragroupes et intergroupes de l'indicateur de Theil. Sa démarche ne donne pas, cependant, de résultats pour la décomposition de l'indicateur de Gini. Etant donnée la difficulté de dériver de manière asymptotique la variance des estimateurs dans la décomposition, le recours

au Bootstrap est nécessaire. Aucune inférence par Bootstrap n'a été recensée, à l'heure actuelle, sur la décomposition de Dagum (1997). Mills et Zandvakily (1997) ont utilisé la méthode du Bootstrap pour mesurer les changements d'inégalités au cours du temps. D'autres études (cf Xu, 2000) développent la construction d'intervalles de confiance par Bootstrap, notamment pour l'indicateur de Gini généralisé.

Considérons une densité de probabilité F dont la loi est inconnue. On note un échantillon de cette densité par \hat{F} et \hat{G} l'estimation des variations sur \hat{F} . L'échantillon \hat{F} est construit en attachant la probabilité $1/n$ à chaque observation y_i , $i = 1, \dots, n$.⁶ A partir de \hat{F} , on tire B échantillons de taille n (par exemple 1000) :

$$\hat{F} \longrightarrow \{y_1^{*b}, \dots, y_i^{*b}, \dots, y_n^{*b}\}, \forall b = 1, \dots, B. \quad (15)$$

En estimant la mesure de volatilité G sur les B échantillons, on trouve la distribution des mesures de variation : G^* . A partir de G^* , il est possible de mesurer l'écart-type empirique sans biais des erreurs de la mesure de Gini :

$$s_{\hat{F}} = \left(\sum_{b=1}^B \frac{(G^{*b} - \bar{G}^b)^2}{B-1} \right)^{1/2}, \quad (16)$$

où \bar{G}^b est la moyenne des indices de variation mesurée sur les B échantillons. On peut donc établir un test ou un intervalle de confiance. Une première technique permet de prendre les quantiles d'ordre α directement sur la distribution G^* afin de construire un intervalle de confiance ou un test au risque 2α . Une autre méthode (voir Hall, 1994) consiste à calculer l'intervalle de confiance corrigé du biais :

$$[2\hat{G} - G_{\theta^-}^*, 2\hat{G} - G_{\theta^+}^*], \quad (17)$$

où G_{θ}^* est le quantile d'ordre θ de la distribution G^* , avec θ^- et θ^+ correspondant respectivement aux seuils $100-(\alpha/2)$ et $\alpha/2$.

On peut aussi tester le changement de variation entre deux distributions. Cela permet, par exemple, de voir si la variation change au cours du temps, notamment entre deux distributions de taille n_1 et n_2 . On teste alors la statistique $\Delta\hat{G} = \hat{G}_1 - \hat{G}_2$. Nous avons donc, deux distributions \hat{F}_1 et \hat{F}_2 dans lesquelles, on prélève B échantillons, pour tester la distribution des différences ΔG^* , telle que :

$$\Delta G^{*b} = G_1^{*b} - G_2^{*b}, \forall b = 1, \dots, B. \quad (18)$$

⁶ Pour l'indicateur de Gini, cela n'est pas nécessaire car la fonction est homogène de degré zéro. Par contre si les poids ne sont pas tous égaux à $1/n$, il faut alors pondérer l'échantillon avant d'estimer l'indice de Gini.

Selon Hall (1994), l'intervalle de confiance pour les différences entre deux distributions réalisé par Bootstrap est :

$$\Pr(2\Delta\hat{G}-\Delta G_{\theta^-}^* \leq \Delta G \leq 2\Delta\hat{G}-\Delta G_{\theta^+}^*) = \frac{100-2\alpha}{100}. \quad (19)$$

Si l'intervalle de confiance n'inclut pas la valeur zéro, alors le changement de variation sera considéré comme significatif.

→ Test du changement de variation au cours du temps :

En calculant, la décomposition de l'indicateur de Gini pour chaque année, il est possible de savoir si la structure de la variation est la même au cours du temps. Le tableau 17 suivant montre les différentes variations pour chaque année.

Tableau 17. Décomposition de la variation des cours des vins entre 1996 et 2003

Gini → Années ↓	G	G_{w1} Table	G_{w2} Pays	G_{w3} Merlot	G_{gb12} Table/Pays	G_{gb13} Table/Merlot	G_{gb23} Pays/Merlot
1996	0,0853	0,0026	0,0017	0,0046	0,0115	0,0377	0,0272
1997	0,1303	0,0031	0,0035	0,003	0,01	0,0591	0,0517
1998	0,1459	0,0027	0,0031	0,0029	0,0078	0,0678	0,0617
1999	0,1231	0,0028	0,0033	0,0062	0,0117	0,0551	0,044
2000	0,1264	0,0029	0,0019	0,0097	0,0106	0,0559	0,0454
2001	0,137	0,0044	0,0049	0,0065	0,0113	0,0584	0,0515
2002	0,1591	0,0046	0,0076	0,0071	0,0135	0,0671	0,0592
2003	0,1231	0,0039	0,0095	0,0037	0,0208	0,0516	0,0336

De manière générale, les changements de l'indicateur de Gini sont faibles, mais entre 1996 et 1997, nous constatons que la différence est significative.

Pour tester les différences entre les années successives, nous avons utilisé le test précédent. La valeur zéro (cf tableau 18) n'est comprise dans aucun des intervalles de confiance. Par conséquent, le changement de variation (global, intragroupe et intergroupe) est significatif entre 1996 et 1997.

Tableau 18. Test du changement de la variation entre 1996 et 1997

Année 1996 /1997	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (97-96)
G	0,0374 ; 0,0526	0,045
G_{w1}	-0,003 ; -0,0001	0,0005
G_{w2}	-0,0083 ; -0,003	0,0018
G_{w3}	0,0027 ; 0,0071	-0,0016
G_{gb12}	0,0013 ; 0,007	-0,0015
G_{gb13}	-0,0682 ; -0,0602	0,0214
G_{gb23}	-0,0774 ; -0,0689	0,0245

Entre 1997 et 1998, la variation globale est significativement différente. Les changements de variation ne concernent cependant que les variations intergroupes. Les variations individuelles ne sont pas significativement différentes.

Tableau 19. Test du changement de la variation entre 1997 et 1998

Année 1997 /1998	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (98-97)
G	0,01 ; 0,0211	0,0156
G_{w1}	-0,0002 ; 0,0028	-0,0004
G_{w2}	-0,0012 ; 0,0043	-0,0004
G_{w3}	-0,0008 ; 0,0016	-0,0001
G_{gb12}	0,0039 ; 0,01	-0,0022
G_{gb13}	-0,0292 ; -0,0234	0,0087
G_{gb23}	-0,0293 ; -0,0308	0,01

De même, entre 1998 et 1999, le changement de variation des vins de table et de pays rouges n'est pas significatif. L'augmentation de la variation du Merlot est significative.

Tableau 20. Test du changement de la variation entre 1998 et 1999

Année 1998 /1999	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (99-98)
G	-0,0297 ; -0,0155	-0,0228
G_{w1}	-0,0012 ; 0,0007	1E-04
G_{w2}	-0,0018 ; 0,0005	0,0002
G_{w3}	-0,0115 ; -0,0082	0,0033
G_{gb12}	-0,0134 ; -0,0099	0,0039
G_{gb13}	0,035 ; 0,0413	-0,0127
G_{gb23}	0,0495 ; 0,0566	-0,0177

Entre 1999 et 2000, on observe à nouveau une hausse significative de la variation intragroupe du Merlot.

Tableau 21. Test du changement de la variation entre 1999 et 2000

Année 1999 /2000	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (00-99)
G	-0,0045 ; 0,0128	0,0033
G_{w1}	-0,0012 ; 0,0004	1E-04
G_{w2}	0,0032 ; 0,0052	-0,0014
G_{w3}	-0,0125 ; -0,0085	0,0035
G_{gb12}	0,0015 ; 0,005	-0,0011
G_{gb13}	-0,0061 ; 0,0021	0,0008
G_{gb23}	-0,0087 ; 0,001	0,0014

Entre 2000 et 2001, les cours des vins du Merlot deviennent moins volatils. En revanche, l'augmentation des variations intergroupes est significative pour les trois interactions. L'augmentation la plus forte concerne la variation entre le vin de pays rouge et le Merlot.

Tableau 22. Test du changement de la variation entre 2000 et 2001

Année 2000 /2001	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (01-00)
G	0,0016 ; 0,0188	0,0106
G_{w1}	-0,0057 ; -0,0034	0,0015
G_{w2}	-0,0098 ; -0,0082	0,003
G_{w3}	0,0076 ; 0,0116	-0,0032
G_{gb12}	-0,0039 ; -1E-04	0,0007
G_{gb13}	-0,0124 ; -0,0031	0,0025
G_{gb23}	-0,0236 ; -0,0134	0,0061

Entre 2001 et 2002 (cf tableau 23), puis entre 2002 et 2003 (cf tableau 24), le vin de pays rouge subit une forte augmentation. Celle-ci est significative car la valeur zéro n'est pas incluse dans l'intervalle.

Tableau 23. Test du changement de la variation entre 2001 et 2002

Année 2001 /2002	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (02-01)
G	0,014 ; 0,0314	0,0221
G_{w1}	-0,002 ; 0,0011	0,0002
G_{w2}	-0,0109 ; -0,0051	0,0027
G_{w3}	-0,0037 ; 0,0002	0,0006
G_{gb12}	-0,0107 ; -0,0027	0,0022
G_{gb13}	-0,0308 ; -0,021	0,0087
G_{gb23}	-0,0295 ; -0,0166	0,0077

Tableau 24. Test de changement de la variation entre 2002 et 2003

Année 2002 /2003	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (03-02)
G	-0,0495 ; -0,0245	-0,036
G_{w1}	0,0007 ; 0,0035	-0,0007
G_{w2}	-0,0088 ; -0,0028	0,0019
G_{w3}	0,0081 ; 0,0118	-0,0034
G_{gb12}	-0,0268 ; -0,0171	0,0073
G_{gb13}	0,0414 ; 0,0512	-0,0155
G_{gb23}	0,0691 ; 0,0849	-0,0256

L'inférence par l'intermédiaire du Bootstrap est donc une méthode intéressante pour tester le changement de la variation au cours du temps. Les ruptures de variation sont, néanmoins, souvent issues de chocs exogènes. Les paragraphes suivants analysent ce problème.

→ Test de l'impact de la cotation en Euros sur le changement de la variation :

Le passage à l'Euro a été ressenti, par les consommateurs, comme un moyen de modification des prix de la part des entreprises. Les ménages ont perçu une légère augmentation du niveau général des prix. Ce changement a pu modifier le comportement alimentaire des individus. Est-ce que cette défiance vis-à-vis de l'Euro a eu un impact sur les cours des vins de l'Hérault ? Ce changement a-t-il provoqué un impact sur la structure de la variation entre le vin de pays rouge, le vin de table rouge et le Merlot ?

La variation globale des prix est plus importante pour la période Euro qui a débuté la première semaine de Janvier 2002 (cf tableau 25). L'indicateur de Gini passe de 0,1383 à 0,1587.

Tableau 25. Décomposition de la variation des cours des vins (F et €) entre 1996 et 2003

Gini → Monnaies ↓	G	G_{w1} Table	G_{w2} Pays	G_{w3} Merlot	G_{gb12} Table/Pays	G_{gb13} Table/Merlot	G_{gb23} Pays/Merlot
FRF	0,1383	0,0054	0,0064	0,0103	0,0141	0,0554	0,0466
€	0,1587	0,0078	0,0138	0,0081	0,0246	0,0583	0,0461

Le tableau 26 montre, en effet, que le changement de variation est significatif entre la période Franc et la période Euro. La seule exception provient de l'interaction entre le Merlot et les vins de pays rouges dont la variation n'est pas significative. La période Euro donne des variations beaucoup plus importantes. En revanche, le Merlot connaît une baisse significative de la variation des prix.

Tableau 26. Test de changement de la variation entre les périodes Francs et Euros

Francs / Euros	Intervalle de confiance (95%)	ΔG (€-FRF)
G	0,0127 ; 0,0286	0,0204
G_{w1}	-0,0079 ; -0,0063	0,0024
G_{w2}	-0,0235 ; -0,0205	0,0074
G_{w3}	0,0053 ; 0,0082	-0,0022
G_{gb12}	-0,0341 ; -0,0286	0,0105
G_{gb13}	-0,0122 ; -0,0055	0,0029
G_{gb23}	-0,0036 ; 0,0063	-0,0005

Après le passage à l'Euro, nous pouvons dire que la variation des vins côtés sur la place de Béziers est plus importante.

→ Existe-t-il un réel Boycott américain favorisant la hausse de la variation sur les vins de l'Hérault ?

Une autre idée intéressante est de savoir, si, après le refus de la France de participer à la deuxième guerre du Golfe, la variation des cours des vins de l'Hérault a subi une quelconque variation.

Il semble, contrairement au passage à l'Euro, que la variation globale s'est fortement réduite après la date d'entrée en guerre des américains, le 20 Mars 2003 (cf. tableau 27).

Tableau 27. Décomposition de la variation des cours des vins entre 1996 et 2003

Gini → Périodes ↓	G	G_{w1} Table	G_{w2} Pays	G_{w3} Merlot	G_{gb12} Table/Pays	G_{gb13} Table/Merlot	G_{gb23} Pays/Merlot
Ex-War	0,1452	0,0061	0,0076	0,0103	0,0156	0,0571	0,0485
Post-War	0,1115	0,003	0,008	0,003	0,0217	0,0481	0,0277

Une seule variation n'est pas significative. Il s'agit des vins de pays rouge dont la hausse de la variation des prix n'est pas considérée comme significative. Nous constatons que les autres variations sont toutes significatives. Parmi celles-ci, on note une seule augmentation de la variation entre le vin de table rouge et le vin de pays rouge (pourtant la composante de la variation la moins importante entre 1996 et 2003). Les autres changements de variation significatifs montrent une réelle baisse de la variation des cours des vins, dont la plus forte concerne le Merlot (cf. tableau 28). Il semble donc que l'attrait du vin le « plus prestigieux » des trois, soit moins importants.⁷

Tableau 28. Test de changement de la variation après la déclaration de guerre contre l'Irak

Francs / Euros	Intervalle de confiance (95%)	ΔG
G	-0,0413 ; -0,0253	-0,0337
G_{w1}	0,0084 ; 0,0103	-0,0031
G_{w2}	-0,0026 ; 0,0007	0,0004
G_{w3}	0,0207 ; 0,0231	-0,0073
G_{gb12}	-0,0171 ; -0,0133	0,0061
G_{gb13}	0,0208 ; 0,0241	-0,009
G_{gb23}	0,0491 ; 0,0548	-0,0208

Il semble qu'il y ait moins d'intérêt pour les vins de l'Hérault après la date du 20 Mars 2003, car, en effet, peu de variation est enregistrée.

Ces résultats, qui concernent les cours, peuvent être vérifiés en utilisant les séries blanchies.

⁷ Cependant, il faut noter que notre étude ne neutralise pas les effets de structure tels que l'intérêt de plus en plus important pour les vins étrangers (australiens, californiens, chiliens, etc.). Ces effets, qui ont un impact sur les cours des vins, devraient être éliminés pour tester plus précisément l'effet de la deuxième guerre du Golfe et le boycott des produits français.

4. Conclusion :

Au terme de cet essai de décomposition de l'indice de Gini des vins de l'Hérault, on a pu vérifier :

- que l'indicateur de Gini est une mesure spécifique de la structure des chroniques et de leurs interactions
- qu'une mesure de variation peut appréhender le caractère volatile des cours des vins, avec une variation intragroupe et intergroupe
- que la décomposition de l'indicateur de Gini possède un comportement particulier lorsque les processus étudiés sont des DS ou des TS ; la variation des prix serait constante et égale à l'indice 0,33.
- que les changements de l'indicateur de Gini et de ses composantes peuvent être testés pour déterminer la significativité des différences de variation au cours du temps en utilisant la méthode du Bootstrap.

De façon plus précise, notre application montre qu'entre 1996 et 2003, les vins de table rouge sont les moins volatils. Suivis du vin de pays rouge et du Merlot. Les vins les plus chers sont donc soumis à de plus fortes spéculations.

Notre approche expérimentale fournit donc d'intéressantes perspectives de recherche dans le domaine du traitement des séries temporelles mais aussi, dans des applications plus judicieuses sur les marchés des vins, en particulier, sur celui de Bordeaux, où il serait possible d'optimiser les investissements.

ANNEXE

Test de Philips-Perron appliqué au modèle 5 :

$$\Delta y_t = \rho y_{t-1} - \sum_{j=2}^p \Phi_j \Delta y_{t-j+1} + a + \varepsilon_t$$

Vins	$t_{calculé}$	$t_{5\%}$
Merlot	-6,0688	-2,869
Rouge Table	-3,1557	-2,869
Rouge Pays	-5,057	-2,869

Modèle AR(3) Arch(4)

Vins →	Merlot		Pays Rouge		Table Rouge	
	Coef	$t_{calculé}$	Coef	$t_{calculé}$	Coef	$t_{calculé}$
<i>a</i>	71,1928	21,8611	45,7104	27,9943	38,5814	6,7523
AR(1)	0,3969	7,4758	0,5579	19,7580	0,4868	8,4159
AR(2)	0,4259	7,5113	0,3758	10,0905	0,3077	4,9196
AR(3)	0,1031	1,6431	0,0223	0,4434	0,1904	3,6471
ARCH(1)	0,0894	1,8358	0,8725	7,8329	0,3165	3,8415
ARCH(2)	0,2694	2,8292	1,0835	13,0626	0,0771	1,4189
ARCH(3)	0,1665	2,4825	-0,1709	-5,4607	0,0054	0,1369
ARCH(4)	0,3582	5,1357	0,1438	2,8481	0,2820	4,8198

Vins	Jarque Bera ($\chi^2_{0.95} = 5.99$)	Q-stat ($\chi^2_{0.95}(20) = 31.41$)	Arch : NR ² 2 retards	$\frac{\bar{x}_e}{se} \times \sqrt{n-1}$
Merlot	725,98	20,96	0,735	-2,23
Rouge pays	3691,74	22,902	0,294	0,026
Rouge table	233,65	30,741	0,849	0,49

BIBLIOGRAPHIE

- Athanasopoulos G. et Vahid F. (2003)**, « Statistical Inference on Changes in Income Inequality in Australia », *The Economic Record*, Vol. 79 (247), p. 412-424.
- Bourguignon F. (1979)**, « Decomposable Inequality Measures », *Econometrica*, Vol. 47, p. 901-920.
- Dagum C. (1959)**, « Transvariazione fra più di due distribuzioni », *In : Gini, C.(ed.) Memorie di metodologia statistica*, Vol II, Libreria Goliardica, Roma.
- Dagum C. (1960)**, « Teoria de la transvariacion, sus aplicaciones a la economia », *Metron*, Vol. XX, 1-206.
- Dagum C. (1961)**, « transvariacion en la hipotesis de varaibles aleatorias normales multidimensionales », *Proceedings of the International Statistical institute*, Vol. 38, Book 4, Tokyo, 473-486.
- Dagum C. (1980)**, « Inequality Measures between Income Distributions with Applications », *Econometrica*, Vol. 48(7), p. 1791-1803.
- Dagum C. (1987)**, « Measuring the economic Affluence between populations of Income receivers », *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 5(1), p. 5-12.
- Dagum C. (1997a)**, « A New Approach to the Decomposition of the Gini Income Inequality Ratio », *Empirical Economics*, Vol. 22(4), p.515-531.
- Dagum C. (1997b)**, « Decomposition and Interpretation of Gini and the Generalized Entropy Inequality Measures », *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section, 157th Meeting*, p. 200-205.
- Dagum C., Mussard S., Seyte F., Terraza M. (2002)**, *Programme pour la décomposition de l'indice de Gini de C. Dagum*, <http://www.lameta.univ-montp1.fr/online/gini.html/>
- Drescher J. (1999)**, « Income Inequality Decomposition by Income Source and by Population Subgroups : A Theoretical Overview and the Empirical Case of Danemark », Luxembourg Income Study, Working Paper N°209.
- Gini C. (1916)**, « Il concetto di transvariazione e le sue prime applicazioni », *Giornale degli Economisti e Rivista di Statistica*, In : Gini C (ed.) (1959), p.21-44.
- Hall P. (1994)**, « Methodology and Theory for the Bootstrap », Engle and McFaden (eds.), *Handbook of Applied Econometrics*, North Holland.
- Milanovic B., (1997)**, « A Simple Way to Calculate the Gini Coefficient, and Some Implications », *Economics Letters*, Vol. 56, pp. 45-49.

- Mills J. A. et Zandvakily S. (1997)**, « Statistical Inference via Bootstrapping for Measures of Inequality », *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 12, p. 133-150.
- Mussard S. et Terraiza V. (2004)**, « Méthodes de décomposition de la volatilité d'un portefeuille : une nouvelle estimation des risques par l'indice de Gini », à paraître dans la *Revue d'Economie Politique*, Vol. 4.
- Mussard S., Seyte F. et Terraiza M. (2003)**, « Decomposition of Gini and the Generalized Entropy Inequality Measures », *Economics Bulletin*, Vol.4 n°7, p. 1-6.
- Özmucur S. et Silber J. (2000)**, « Decomposition of Income Inequality: Evidence from Turkey », electronic journal, Vol. 2, Middle East Economic Association and Loyola University Chicago, September 2000, <http://www.luc.edu/publications/academic/>
- Silber J. (1989)**, Factor Components, Population Subgroups and the Computation of the Gini Index of Inequality », *Review of Economics and Statistics*, Vol. 71, p. 107-115.
- Silber J. (1993)**, « Inequality Decomposition by Income Source : a Note », *Review of Economics and Statistics*, p. 545-547.
- Shorrocks A. F. (1980)**, « The Class of Additively Decomposable Inequality Measures », *Econometrica*, Vol. 48, p. 613-625.
- Shorrocks A. F. (1982)**, « Inequality Decomposition by Factor Component », *Econometrica*, Vol. 50, p. 193-211.
- Soltow L. (1960)**, « The Distribution of Income Related to Changes in the Distribution of Education, Age and Occupation », *Review of Economics and Statistics*, Vol. 42, p. 450-453.
- Theil H. (1967)**, « Economics and Information Theory », *North-Holland Publishing Company*, Amsterdam.
- Xu K. (2000)**, « Inference for Generalized Gini Indices Using the Iterated Bootstrap Method », *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 18(2), p. 223-229.