

AGRODEP Technical Note 0019

April 2021

Mesurer la volatilité prix des produits alimentaires

**Fousseini Traore
Insa Diop**

AGRODEP Technical Notes are designed to document state-of-the-art tools and methods. They are circulated in order to help AGRODEP members address technical issues in their use of models and data. The Technical Notes have been reviewed but have not been subject to a formal external peer review via IFPRI's Publications Review Committee; any opinions expressed are those of the author(s) and do not necessarily reflect the opinions of AGRODEP or of IFPRI.

Table des Matières

Liste des Tableaux	3
Liste des Figures	4
I. Introduction	6
II. Outils de mesure de la volatilité des prix des produits alimentaires	7
<i>a. Analyse du processus générateur de données</i>	7
i. Définition et types de processus.....	8
ii. Tests de racine unitaire ou de stationnarité	9
iii. Que faut-il éviter et retenir?	9
<i>b. Outils de mesure du degré de volatilité des prix des produits alimentaires</i>	9
i. Outils standards	10
ii. Outils économétriques.....	11
iii. Un outil de base pour estimer la volatilité des prix des produits alimentaires: l'outil de la FAO (GIEWS):	13
III. Données et résultats	16
<i>a. Données</i>	16
<i>b. Résultats</i>	17
i. Analyse descriptive	17
ii. Résultats économétriques	18
IV. Conclusion	22
Bibliographie	24

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Outils standards de mesure de la volatilité des prix des produits alimentaires	18
Tableau 2: Diagnostique des résidus	19
Tableau 3: Paramètres estimés du modèle EGARCH (1, 1)	19
Tableau 4: Comparaison des alertes données par l'indice d'anomalies des prix des produits alimentaires pondéré et non-pondéré.....	21

Liste des Figures

Figure 1: Evolution et tendance de l'indice de prix des produits alimentaires (FPI) (2000-2018)	17
Figure 2: Volatilité de l'indice de prix des produits alimentaires (FPI)	20
Figure 3 : Indices d'anomalies des prix des produits alimentaires (simple et pondéré)	22

Resume

Au cours de ces deux dernières décennies, les prix des produits agricoles de base ont connu des fluctuations importantes et imprévisibles qui ont attiré l'attention des chercheurs, des décideurs politiques et des médias afin de mieux comprendre les mécanismes qui régissent ce phénomène. Il est par conséquent important de se doter des outils de base pour apprécier le niveau de volatilité des prix afin d'alerter sur les mouvements anormaux. L'objectif principal de cette note technique est de proposer une vue d'ensemble de cette littérature en développement, et des outils de mesure de la volatilité des prix alimentaires. Les outils développés dans cette note technique aident à comprendre la complexité de la mesure de la volatilité et la prudence requise dans leur application. Ainsi, l'application de ces outils nécessite leur adaptation à la nature du processus générateur de données et l'utilisation de tests et de critères appropriés afin de choisir la meilleure approche.

I. Introduction

Depuis 2006, les prix des produits agricoles ont été très volatiles, ce qui a attiré l'attention des chercheurs, des décideurs politiques et des media, qui tentent de mieux comprendre les mécanismes qui guident ces fluctuations et de trouver des solutions pour les contrôler. En 2011, un groupe d'experts travaillant dans plusieurs institutions (FAO, FIDA, FMI, OCDE, CNUCED, PAM, BM, OMC, IFPRI et le groupe de travail de haut niveau des Nations Unies (UN-HLTF) a préparé un rapport sur la volatilité des prix des produits alimentaires et sur les marchés agricoles.

Dans ce rapport, les experts définissent la volatilité-prix de manière purement descriptive. La volatilité représente les variations de prix. Les variations de prix ne sont pas toutes problématiques, notamment lorsque les prix varient de manière attendue et reflètent les fondamentaux économiques, ou lorsqu'elles représentent une saisonnalité connue de tous. En revanche, les variations de prix deviennent problématiques lorsqu'elles sont larges, imprévisibles et qu'elles créent de l'incertitude qui augmente les risques pour les producteurs, les commerçants, les consommateurs, et les gouvernements, et qu'elles donnent lieu à des décisions sous-optimales.

L'attention portée sur l'étude de la volatilité des prix s'explique par les conséquences de cette dernière sur le bien-être économique. Il a été démontré que la volatilité des prix crée de l'incertitude concernant les vrais niveaux de prix pour les producteurs et pour les consommateurs, et ainsi les décisions de production et de consommation peuvent donner lieu à des résultats sous-optimaux par rapport à ceux obtenus dans des situations de prix plus stables (Kalkuhl et al., 2016). Il est important de distinguer la volatilité des prix des niveaux des prix, élevés ou faibles. D'un côté, des prix élevés impactent négativement les ménages vulnérables et pauvres qui dépensent plus de 60% de leurs revenus dans la consommation de produits alimentaires (FAO et al., 2011). D'un autre côté, les producteurs s'inquiètent plutôt des niveaux de prix faibles qui menacent leur retour sur investissement et la viabilité de leurs exploitations à long terme. Ceci fait référence au traditionnel dilemme politique (Timmer et al., 1983) : des prix élevés soutiennent la production alors que des prix faibles soutiennent la consommation. Cependant, les effets de prix élevés ou faibles sont plus complexes pour les ménages qui sont à la fois producteurs et consommateurs de produits agricoles, notamment pour les petits producteurs africains.

D'après le rapport de la FAO de 2012, les causes de la volatilité des prix peuvent être catégorisées en trois paramètres fondamentaux non-exclusifs. Tout d'abord, les chocs naturels tels que les événements climatiques (sécheresse, inondations, etc.), les animaux nuisibles et les maladies des cultures, ont des effets négatifs sur l'offre de produits agricoles. Deuxièmement, l'offre et la demande de ces produits sont inélastiques à court terme, bien que les stocks peuvent palier les chocs d'offre. Troisièmement, le temps de combler l'écart d'offre et de constituer des stocks est souvent long. L'association de ces effets a été décisive

lors de la dernière hausse des prix en 2007-2008. De plus, d'autres phénomènes complexes peuvent jouer un rôle fondamental dans la fluctuation des prix. Ces derniers incluent le changement climatique, les zones de production exposées à des risques naturels élevés, le marché de l'énergie, les interventions gouvernementales, et les variations de taux de change. Il faut ajouter à cela le phénomène de spéculation, dont l'impact est controversé.

Il est cependant important d'acquérir les outils de base permettant d'estimer le degré et la transmission de la volatilité des prix afin de prévenir les effets négatifs potentiels de cette dernière. En vue de cet objectif, cette note technique vise à développer trois aspects primordiaux: les processus qui génèrent des données de prix, le degré de volatilité des prix des produits alimentaires, et les outils de base permettant d'estimer la volatilité des prix des produits alimentaires. Les outils de mesure de la transmission de la volatilité constituent un champ plus large qui doit être traité dans une autre note technique qui analyserait la transmission des volatilités entre des marchés indépendants ou géographiquement distants. L'intérêt de cette analyse provient du fait que les marchés de produits agricoles sont de proches substituts d'un point de vue de la demande, ont des coûts d'intrants similaires, rivalisent pour des ressources naturelles limitées, et partagent une information de marché commune (Gardebroeck et al. 2014).

Cette note technique présente dans une première section les outils permettant de mesurer la volatilité des prix des produits alimentaires. Cette section explique les processus générateurs de données, les outils utilisés pour mesurer le degré de volatilité des prix, et les outils de base permettant d'estimer la volatilité des produits alimentaires. La seconde section présente les données et les résultats des différentes approches théoriques étudiées dans la première partie.

II. Outils de mesure de la volatilité des prix des produits alimentaires

a. Analyse du processus générateur de données

Après les années 1980, l'analyse de séries temporelles a connu de nombreux développements. Ces derniers avaient pour objectif de questionner les fondamentaux des études de séries temporelles et de proposer des alternatives plus générales et plus efficaces (Granger et Newbold, 1974 ; Cuddy et Della Valle, 1978). Le problème de régressions fallacieuses mis en évidence par Granger et Newbold (1974) était le plus commun. Ce dernier fait référence à une situation dans laquelle l'utilisation de deux séries indépendantes et non stationnaires dans une régression linéaire fait apparaître une relation significative entre les variables, alors que ce n'est pas le cas. A cause de ce problème, il est nécessaire de tester l'hypothèse de stationnarité des séries, qui est la base de l'analyse classique des séries temporelles. Pour cela, il est important de définir la notion de stationnarité et de distinguer entre la non-stationnarité déterministe et stochastique.

i. Définition et types de processus

1. Définition

La stationnarité d'une série temporelle réfère au principe d'invariance temporelle des moments d'ordre. Cette invariance temporelle des moments d'ordre, également appelée stationnarité forte, est restreinte à la notion de faible stationnarité aux moments d'ordre inférieurs ou égaux à deux, également appelée stationnarité de second ordre, qui est généralement utilisée en économétrie. Théoriquement, elle est définie comme suit : un processus $(x_t, t \in \mathbb{Z})$ est dit stationnaire au sens faible s'il satisfait les trois conditions suivantes :

1. $\forall t \in \mathbb{Z} : E(x_t^2) < \infty$
2. $\forall t \in \mathbb{Z} : E(x_t) = \mu$
3. $\forall (t, h) \in \mathbb{Z} * \mathbb{Z} : \text{Cov}(x_t, x_{t+h}) = E[(x_{t+h} - \mu) * (x_t - \mu)] = \gamma(h)$

2. Types de processus

Il existe deux types de processus d'après Nelson et Plosser (1982) : les processus TS associés à une non-stationnarité déterministe et les processus DS correspondant à une non-stationnarité stochastique.

- Processus TS (« Trend Stationary »)

Un processus TS est un processus qui peut être écrit comme la somme d'une fonction déterministe du temps et d'un processus stochastique stationnaire. Techniquement $(x_t, t \in \mathbb{Z})$ est un processus TS s'il prend la forme suivante :

$$x_t = f(t) + \varepsilon_t \tag{1}$$

$f(t)$ est une fonction déterministe du temps, ε_t est un processus stationnaire stochastique.

La propriété fondamentale de ces processus est la non persistance des chocs, également appelée l'absence d'hystérésis. Economiquement, cela veut dire que la trajectoire de long terme du processus n'est pas affectée par les fluctuations de court terme.

- Processus DS (« Differency Stationary »)

Au contraire des processus TS, les processus DS ont un élément non déterministe, également connu sous le nom d'élément stochastique. Techniquement, $(x_t, t \in \mathbb{Z})$, un processus non stationnaire, est un processus DS d'ordre d si $(1 - L)^d x_t$ est stationnaire. La propriété fondamentale de ces processus est la persistance des chocs. C'est-à-dire qu'un choc a un effet permanent sur le processus en question.

1 Opérateur de retard

ii. Tests de racine unitaire ou de stationnarité

Les tests de racine unitaire sont cruciaux lors d'analyses de séries temporelles. Ils permettent de déterminer le modèle économétrique le plus approprié. Leur difficulté réside dans la complexité à formaliser le processus. A priori, il est impossible de définir le type de processus et ce ne sont donc pas des tests où il suffit d'accepter ou de rejeter l'hypothèse nulle. Ce sont des procédures de test qui impliquent différents types de spécifications dans un ordre préétabli. Ces procédures incluent le test de Dickey et Fuller (1976, 1981), le test de Philip et Perron (1986, 1987, 1988), le test KPSS, et le test de Dolado et al. (1990). De nombreux documents sur ces outils sont disponibles. En particulier, Dolado et al. (1990) fournissent une bonne procédure de test.

iii. Que faut-il éviter et retenir?

Il convient de faire attention et ne pas se tromper entre processus DS et processus TS. Chan, Hayya et Ord (1977), et Nelson et Kang (1981, 1984) ont été les premiers à réfléchir à ce sujet. Dans le cas d'un processus aléatoire (DS), l'extraction d'une tendance déterministe de ce dernier crée une autocorrélation positive des résidus. De même, l'application d'un filtre aux différences à un processus TS va plutôt créer une perturbation artificielle des résidus (autocorrélation).

Bien évidemment, il n'existe pas qu'une seule procédure de test de racine unitaire. Cependant, d'après Ertur (1998), trois aspects importants sont à considérer. Tout d'abord, il est nécessaire de faire un diagnostic graphique de la série étudiée afin de détecter toute forme de non-linéarité et de potentiels changements structurels majeurs. Deuxièmement, la stratégie de test devrait débuter avec le modèle le plus général possible concernant la spécification de l'élément déterministe. Troisièmement, il est nécessaire de jongler avec différents tests tout en limitant les hypothèses trop restrictives sur les résidus et l'élément déterministe afin de s'assurer de la robustesse des résultats, étant donné que les tests de racine unitaire ont un pouvoir explicatif faible et ont tendance à rejeter l'hypothèse alternative $-H_1$ (Schwert, 1989 ; Cochrane, 1991 ; Blough, 1992).

Cette brève présentation des tests de stationnarité est importante pour comprendre les effets néfastes d'une non prise en compte de la stationnarité et pour orienter le choix de l'outil le plus approprié pour mesurer le degré de volatilité.

b. Outils de mesure du degré de volatilité des prix des produits alimentaires

L'objectif de cette section est de présenter les outils de mesure de la volatilité des prix. Ces derniers peuvent être classés en deux catégories : les outils standards et les outils dérivés de l'approche économétrique. Il est important de garder en mémoire les considérations employées pour mesurer le degré de volatilité des prix. Dans le cas de produits alimentaires, le degré de volatilité peut être mesuré au niveau des producteurs, des

grossistes, ou des détaillants. Minot (2012) remarque qu'en Afrique, la plupart des données sur les prix sont disponibles soit au niveau des grossistes soit au niveau des détaillants. La plupart des structures en charge de collecter les données statistiques prennent cette considération en compte et collectent souvent des données de prix mensuelles.

i. Outils standards

Les outils standards pour mesurer la volatilité dépendent des hypothèses faites sur la stationnarité des séries de prix.

1. Le cas des séries stationnaires

Dans ce cas, la moyenne et la variance des séries sont considérées constantes. Deux mesures classiques peuvent être déduites de ces deux indices.

- L'écart-type

L'écart-type est un outil statistique qui permet de mesurer la dispersion des valeurs d'une série par rapport à la moyenne. Il représente la racine de la variance. L'avantage de l'écart-type par rapport à la moyenne est qu'il est facilement interprétable. La formule est la suivante :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (P_t - \bar{P})^2}{T-1}}; \text{ avec } (P_t, t=1 \dots T), \text{ les séries de prix.} \quad (2)$$

Le problème avec l'écart-type est qu'il ne permet pas de comparer la volatilité de deux distributions de valeurs ayant des échelles ou des unités de mesure différentes. Pour cette raison, le coefficient de variation est utilisé.

- Le coefficient de variation

Le coefficient de variation, le ratio entre l'écart-type et la moyenne, est une mesure de dispersion relative. Il est souvent exprimé en pourcentage et s'interprète de la manière suivante: plus le coefficient est élevé, plus la dispersion des valeurs autour de la moyenne est grande. Dans le contexte d'une analyse de volatilité des prix, le coefficient de variation est utile pour déterminer le degré de volatilité-prix et pour comparer la volatilité-prix de divers produits qui n'ont pas nécessairement les même échelles ou unités de mesure. La formule du coefficient de variation est la suivante :

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{P}} \quad (3)$$

2. Case des séries non-stationnaires

En général, les données sur les prix sont non-stationnaires. Dans ce cas-là, il est important de déterminer le processus qui génère les données. Ce dernier peut être un processus TS ou un processus DS.

- Cas d'un processus TS

Le coefficient de variation ajusté par la tendance est l'indicateur le plus approprié. En effet, si le processus est un polynôme du premier degré, alors la moyenne explose avec le temps, ce qui résulte en un coefficient de variation faible. Cependant, la nature de l'élément déterministe (affine, quadratique, exponentielle...) doit être correctement définie avant l'extraction de la tendance. Ici, nous faisons l'hypothèse que le processus est affecté par une tendance déterministe définie comme suit :

$$P_t = \alpha + \beta \times \text{tendance} + \varepsilon_t (E) \quad (4)$$

Le coefficient de variation ajusté par la tendance est donné par l'équation suivante:

$$CV^* = CV\sqrt{(1 - \bar{R}^2)}; \text{ avec } \bar{R}^2 = 1 - \left[(1 - R^2) \left(\frac{T-1}{T-k} \right) \right], \quad (5)$$

R^2 , le pouvoir explicatif du model (E).

- Cas d'un processus DS

En présence d'une racine unitaire, les outils standards de mesure de la volatilité ne sont plus pertinents. Il est nécessaire de choisir d'autres outils de mesure qui prennent en compte la nature stochastique de la tendance. Il existe deux transformations qui considèrent la tendance stochastique. Ces dernières sont présentées ci-dessous :

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}, \quad r_t = \log \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad (6)$$

Ces dernières représentent respectivement les rendements nets et le log des rendements. Pour de faibles variations, les deux transformations sont similaires.

Parfois, la Z-statistique proposée par Baffes (2004) est également utilisée. Elle est définie de la manière suivante :

$$Z = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (P_t - P_{t-1})^2}{T-1}} \quad (7)$$

ii. Outils économétriques

Les outils de mesure de la volatilité des prix présentés en tant qu'outils standards ne prennent pas en compte les cas où le processus présente une tendance mixte (déterministe et stochastique). Il existe alors d'autres approches qui permettent de modéliser la volatilité conditionnelle du processus des prix.

1. Processus avec une tendance mixte

Cette approche économétrique de calcul de la volatilité cherche à extraire la tendance mixte et à calculer la dispersion relative de la distribution des valeurs autour de la valeur prédite. Elle est définie de la manière suivante :

$$\tau = 100 \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T \left(\frac{P_t - \hat{P}_t}{\hat{P}_t} \right)^2} \quad (8)$$

Avec \hat{P}_t , la valeur prédite de $P_t = \alpha + \beta * \text{tendance} + \gamma * P_{t-1} + \varepsilon_t$.

2. Processus avec une volatilité non-constante

Jusqu'à présent, les outils utilisés pour mesurer la volatilité font l'hypothèse que la volatilité est homoscedastique (constante). Or, cela est rarement le cas des prix des produits alimentaires et des actifs (Bollersley et al., 1994). La famille de modèle ARCH (« Autoregressive Conditionally Heteroscedasticity ») introduite par Engle (1982) se base sur un paramétrage endogène de la variance conditionnelle, permettant de modéliser ce type de caractéristiques. Dans cette note technique, nous expliquons la modélisation de processus ARCH et GARCH.²

L'idée derrière ces deux processus est qu'ils nous permettent d'estimer la volatilité du processus en fonction de ses valeurs historiques. Techniquement, la différence majeure réside dans le fait que les processus ARCH utilisent un modèle moyenne mobile (MA) pour estimer la volatilité, alors que les processus GARCH généralisent les processus ARCH en utilisant un modèle ARMAD qui prend en compte l'effet de mémoire permanent de la volatilité.

Le processus ARCH(q) proposé par Engle (1982) est défini comme suit :

$$r_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i r_{t-i} + \varepsilon_t ; \text{avec } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (9)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + v_t$$

Avec les contraintes ($\alpha_0 > 0, \alpha_i > 0, 1 \dots q$) qui garantissent la stricte positivité de la variance conditionnelle.

Le processus GARCH(p,q), développé par Bollerslev (1986), permet de prendre en compte un processus à mémoire longue. Il est défini de la manière suivante :

² « Generalized Autoregressive Conditionally Heteroscedasticity »

$$r_t = a_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i r_{t-1} + \varepsilon_t ; \text{ avec } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + v_t \quad (10)$$

avec $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0, i = 1 \dots q$; $\beta_j \geq 0, j=1 \dots p$

La validité de ce modèle dépend de la validité de la relation suivante :

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1 \quad (11)$$

Si $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j = 1$, le modèle IGARCH serait plus approprié.

Cependant, il est également important de considérer les modèles GARCH asymétriques. L'objectif de ces modèles est d'améliorer la prise en compte de l'asymétrie de la volatilité en réponse à une variance conditionnelle à une innovation. En particulier, le processus EGARCH (GARCH exponentiel) donne une forme d'asymétrie qui prend en compte le signe de l'innovation, mais également son amplitude. Le processus EGARCH est présenté ci-dessous :

$$z_t = \omega + \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\log(\sigma_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i z_{t-i} + \sum_{i=1}^q \gamma_i |z_{t-i}| + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(\sigma_{t-j}) + v_t \quad (12)$$

iii. Un outil de base pour estimer la volatilité des prix des produits alimentaires: l'outil de la FAO (GIEWS):

L'objectif principal de mesurer la volatilité des prix des produits alimentaires est de contrôler la dynamique des variations de prix de ces produits afin de prévenir des crises potentielles qui pourraient compromettre le bon fonctionnement du marché et le bien-être de l'économie. Cependant, il est difficile d'estimer le degré de volatilité des prix. En effet, nous sommes toujours confrontés à des erreurs de type I et de type II, comme pour n'importe quel autre indice. Le premier type d'erreur correspond au fait de signaler une alerte alors que les marchés fonctionnent correctement. Le second type d'erreur se produit lorsqu'une alerte n'est pas reportée, alors que les marchés ne fonctionnent plus correctement. Quel type d'erreur est la meilleure ? Ce qui est certain c'est que si nous cherchons à éviter l'une des erreurs, nous risquons de commettre l'autre erreur. Il faut donc trouver un équilibre entre ces deux types d'erreurs I.

Il existe des outils standards permettant de prendre une décision. Ces derniers sont des méthodes statistiques permettant de déterminer les zones critiques qui déclenchent les alertes. Dans cette note technique, nous nous limitons à la méthode proposée par la FAO.³

1. Définition et objectif de l’outil de la FAO: indice d’anomalies des prix des produits alimentaires

L’indice d’anomalies des prix des produits alimentaires développé par le système d’information global et d’alerte anticipée (GIEWS) de l’Organisation des Nations unies pour l’alimentation et l’agriculture (FAO) est utilisé pour détecter des perturbations potentielles sur les marchés. Il est également utilisé comme l’un des indices permettant de contrôler l’objectif 2 des objectifs de développement durable (éliminer la faim).⁴ Cet indice, proposé par Baquedano (2015), se base sur une moyenne pondérée mobile des deux composants des taux de croissances (QCGR, ACGR).⁵ En effet, cette idée vient du fait que la saisonnalité et la tendance sont souvent observées dans l’évolution des prix. Le taux de croissance composite est une moyenne géométrique qui fait l’hypothèse que la variable croît à un taux constant et est également moins sensible aux observations aberrantes par rapport à une moyenne arithmétique. Le taux est défini de la manière suivante :

$$XCGR = \left(\frac{P_{t_n}}{P_{t_0}} \right)^{\frac{1}{t_n - t_0}} - 1 \quad (13)$$

Avec:

XCGR: le taux de croissance composite annuel ou trimestriel.

P_{t_n} : le prix à la fin de la période n

P_{t_0} : le prix au début de la période

$t_n - t_0$: le nombre de mois entre le début et la fin de la période

Ainsi l’indice d’anomalies des prix des produits alimentaires annuel et trimestriel (IFPA) est défini de la manière suivante :

$$X_{IFPA}_{yt} = \frac{XCGR_{yt} - \overline{XCGR}_t}{\hat{\sigma}_{XCGR}_t} : \left\{ \begin{array}{ll} X_{IFPA}_{yt} \geq 1 & \text{Anormalement élevé} \\ 0.5 \leq X_{IFPA}_{yt} < 1 & \text{Modérément élevé} \\ -0.5 \leq X_{IFPA}_{yt} < 0.5 & \text{Normal} \end{array} \right\} \quad (14)$$

$XCGR_{yt}$ est le taux de croissance composite trimestriel ou annuel du mois t pour l’année y.

³ Un outil est mis à disposition par l’IFPRI sur le portail sur la Sécurité Alimentaire. Etant donné que cet outil est plutôt complexe, son analyse est en dehors du champs d’étude de cette note (cf. Conclusion).

⁴ Éliminer la faim, atteindre l’objectif de sécurité alimentaire, améliorer l’alimentation, et promouvoir l’agriculture durable.

⁵ “Quarterly Compound Growth Rate” (QCGR) ou Taux de Croissance Composite Trimestriel, et « Annual Compound Growth Rate » (ACGR), ou Taux de Croissance Composite Annuel.

\overline{XCGR}_t est la moyenne du taux de croissance composite trimestriel ou annuel du mois t sur les années y.

$\hat{\sigma}_{XCGR}_t$ est l'écart-type du taux de croissance composite trimestriel ou annuel.

X_{IFPA}_{yt} est l'indice d'anomalies de prix des produits alimentaires trimestriel ou annuel.

Ces indices donnent une idée de la dynamique des variations de prix. Il est donc important de les surveiller afin de signaler de potentielles perturbations sur les marchés. Suivant la même logique qu'Araujo et al. (2012), Baquedano (2015) considère l'écart-type du taux de croissance composite (annuel ou trimestriel) comme seuil permettant de donner les alertes. En effet, lorsque l'écart du taux de croissance composite (annuel ou trimestriel) par rapport à sa tendance historique excède son écart-type, la situation est alarmante. Lorsqu'il est plus faible que son écart-type et excède la moitié de ce dernier, la perturbation sur les marchés est modérée.

Il est important de comprendre que les indices définis ci-dessus ne considèrent pas les dynamiques des changements de prix. Considérés de manière isolée, ils ne permettent donc pas de conclure sur le fonctionnement du marché car d'autres variables indépendantes exogènes fondamentales au marché peuvent affecter les dynamiques de variations de prix. Ainsi, les résultats doivent être pondérés avec d'autres informations disponibles sur les fondamentaux du marché, le contexte macroéconomique, et les chocs externes.

Toutefois, l'IFPA agrège les deux indices composites du taux de croissance pour fournir un outil permettant de déterminer le niveau de volatilité des prix. Il est défini de la manière suivante :

$$IFPA_{yt} = \gamma * Q_{IFPA}_{yt} + (1 - \gamma) * A_{IFPA}_{yt} \quad (15)$$

Un élément essentiel de cet indice est la valeur de γ . Cette dernière devrait être calculée en utilisant l'analyse en composantes principales. En effet, γ est le poids de la dimension trimestrielle de la variation de l'indice composite.

2. Propositions pour réduire les erreurs de type I et de type II

Baquedano (2015) propose deux modifications pour réduire les erreurs de type I et II. La première consiste à déflater les deux composants du IFPA par la volatilité des prix (écart-type des rendements) sur une même période. Ceci réduit l'écart entre le taux de croissance composite et le taux de croissance composite estimé, et donc réduit la probabilité d'erreur de type I. Cette modification est présentée ci-dessous :

$$vXCGR_{yt} = (1 - \sigma_{r_{yt}}) * XCGR_{yt} \quad (16)$$

$vXCGR$: le taux de croissance composite ajusté pour la volatilité des prix

$r_t = \log(p_t) - \log(p_{t-1})$

$\sigma_{r_{yt}}$: écart-type des rendements

La seconde modification cherche à réduire les erreurs de type II en changeant le calcul de la moyenne et de l'écart-type du taux de croissance composite. Ceci consiste à associer des pondérations aux différents mois de la période considérée. En effet, une période initiale de prix élevés et volatiles ne devrait pas avoir la même pondération qu'une période plus récente de baisse de prix volatiles. Ainsi, si nous souhaitons minimiser les erreurs de type II, il vaut mieux associer des poids plus élevés aux périodes les plus récentes. Les poids sont ainsi une fonction croissante du temps.

La moyenne pondérée du taux de croissance composite est définie de la manière suivante :

$$\overline{vXCGR}_{wt} = \frac{1}{\sum_{y=1}^Y w_y} \sum_{y=1}^Y w_y * vXCGR_{yt} \quad (17)$$

\overline{vXCGR}_{wt} est la moyenne pondérée du taux de croissance composite (annuel ou trimestriel) ajusté pour la volatilité au mois t.

L'écart-type pondéré du taux de croissance composite est représenté par la relation suivante :

$$\hat{\sigma}_{vXCGR}_{wt} = \sqrt{\frac{\sum_{y=1}^Y w_y (vXCGR_{yt} - \overline{vXCGR}_{wt})^2}{\sum_{y=1}^Y w_y - 1}} \quad (18)$$

w_y est le poids de l'année ou du trimestre y.

Une fois que les taux de croissance composites annuels ou trimestriels sont calculés, il est possible de déterminer l'IFPA en prenant en compte les considérations suivantes :

$$IFPA_{yt} = \gamma * Q_IFPA_{yt} + (1 - \gamma) * A_IFPA_{yt} \quad (19)$$

$$\text{avec : } X_IFPA_{yt} = \frac{vXCGR_{yt} - \overline{vXCGR}_t}{\hat{\sigma}_{XCGR}_{wt}}$$

La difficulté principale dans le calcul de l'IFPA est la disponibilité et la qualité des données. L'IFPA est sensible à ces deux problèmes. En effet, il faut au moins une série temporelle de 60 mois afin de calculer l'indice (Baquedano, 2015).

III. Données et résultats

a. Données

Dans cette note technique, nous utilisons l'indice de prix des produits alimentaires (FPI) du Sénégal provenant de FAOSTAT afin de mettre en application les outils de mesure de la volatilité-prix des produits alimentaires développés. Nous utilisons des indices mensuels de 2000 à 2018. Ainsi, l'analyse de la volatilité de cet indice prend en compte les tendances et la saisonnalité. Ceci est également valide pour les autres indices mensuels de prix (FPI, prix des produits alimentaires).

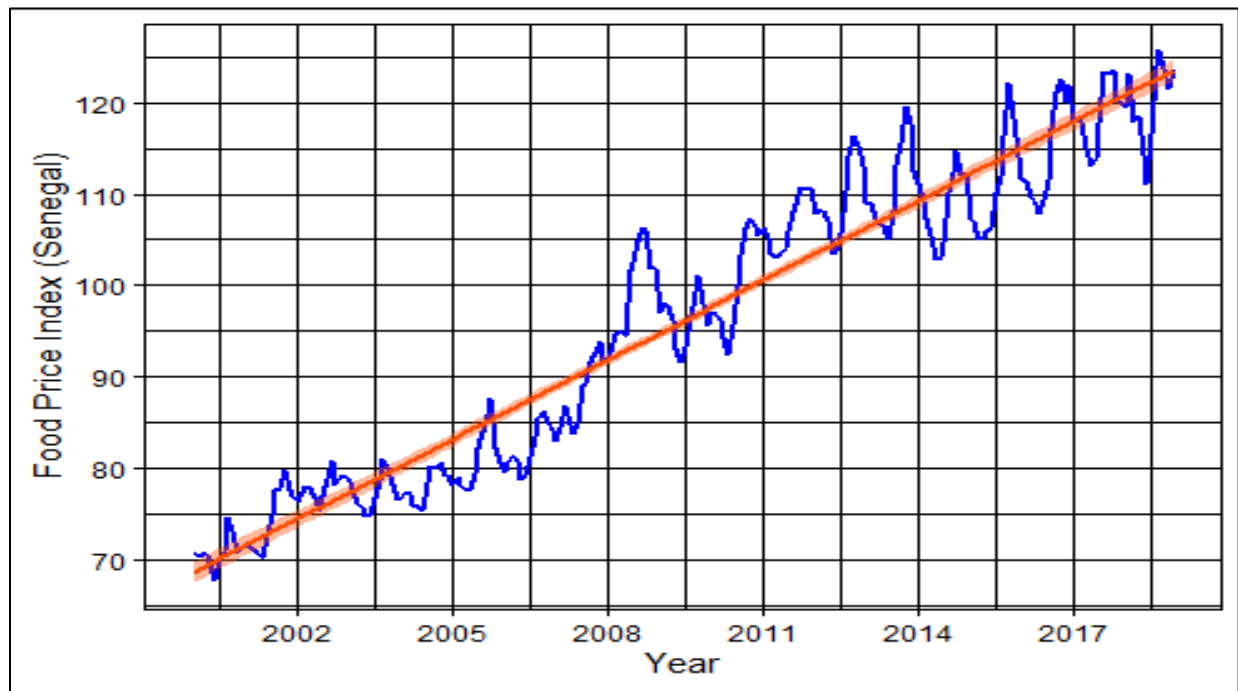
b. Résultats

i. Analyse descriptive

1. Analyse graphique

L'analyse graphique est une étape clé de l'analyse d'une série temporelle. Elle donne un aperçu sur la nature du processus, de l'existence d'une tendance, de saisonnalité, et de périodes de forte volatilité. La figure 1 représente l'indice de prix des produits alimentaires (FPI) de 2000 à 2018. Une tendance générale émerge : l'existence d'une tendance déterministe et la présence d'effets saisonniers. Les outils économétriques permettent de détecter ces effets et de les prendre en compte.

Figure 1: Evolution et tendance de l'indice de prix des produits alimentaires (FPI) (2000-2018)



Source: Auteurs

2. Analyse numérique

Cette section quantifie la volatilité des prix. Les deux mesures phares précédemment présentées sont l'écart-type et le coefficient de variation. L'écart-type est utilisé pour déterminer la dispersion du FPI autour de la moyenne et le coefficient de variation est utile pour déterminer le degré de dispersion. En plus de ces deux mesures principales, les effets de tendance et de saisonnalité sont considérés pour déterminer le coefficient de variation ajusté. Le tableau 1 présente les outils standards pour mesurer la volatilité du FPI au Sénégal. Le résultat principal est que la volatilité du FPI est principalement expliquée par la tendance et la saisonnalité.

Une fois que ces dernières sont prises en compte, le coefficient de variation est relativement faible. Il est donc fondamental de considérer ces effets afin de mieux comprendre les dynamiques de variations de prix. Le coefficient de variation ajusté par la tendance et la saisonnalité réduit la volatilité de 16% par rapport au coefficient de variation classique. Considérant le gamma avec et sans la tendance mixte, la saisonnalité augmenterait la volatilité de 0,92%. Tout cela montre l'importance d'analyser les résultats de ces outils avec précaution.

Tableau 1 : Outils standards de mesure de la volatilité des prix des produits alimentaires

	Et ⁶	CV ⁷ (%)	Adj_CV_tendance ⁸ (%)	Adj_CV_Te_Sai (%) ⁹	Gamma_tendance (%) ¹⁰	Gamma_Te_Sai (%) ¹¹
FPI (Sénégal)	16,59	17,27	1,27	0,86	0,66	1,58
Rendements nets	0,02					
Log des rendements	0,02					

Source: Auteurs

ii. Résultats économétriques

Les outils de mesure de la volatilité des prix présentés dans l'analyse descriptive nous permettent de comprendre la dispersion de la volatilité. Cependant, cette dernière ne peut uniquement être identifiés si les effets perturbateurs (tendance et saisonnalité) sont pris en compte. Les résultats présentés dans le tableau 1 confirment que le fait de prendre en compte ces effets permet d'obtenir une meilleure compréhension de la volatilité de la série considérée. Cependant, d'autres effets spécifiques peuvent émerger. Ces derniers sont pris en compte grâce aux modèles ARCH et GARCH.

Cette section présente donc la dynamique de la volatilité en utilisant les modèles ARCH et GARCH.

Nous conservons deux spécifications : le FPI du Sénégal et les rendements du FPI. Ainsi, nous pouvons analyser la volatilité de l'indice de prix de deux manières différentes.

1. Modéliser la volatilité du FPI

L'analyse de la stationnarité et de la saisonnalité nous a permis de montrer que le FPI est affecté par une tendance et la saisonnalité. En effet, le FPI est stationnaire en tendance. Ceci nous amène à considérer la série du FPI sans la tendance. Nous utilisons donc le modèle SARIMA(p,d,q)(P,Q,Q)¹² pour extraire la saisonnalité. Une fois cette dernière extraite, nous utilisons un modèle GARCH(p,q) pour modéliser la volatilité.

⁶ Ecart-type

⁷ Coefficient de variation

⁸ Coefficient de variation ajusté pour la tendance

⁹ Coefficient de variation ajusté pour la tendance et la saisonnalité

¹⁰ Gamma du processus avec une tendance mixte

¹¹ Gamma du processus avec une tendance mixte et de la saisonnalité

- Choix des ordres du modèle SARIMA et du modèle GARCH le plus adapté

Afin d'éviter des choix subjectifs basés sur la corrélation et l'autocorrélation partielle, nous utilisons le critère BIC pour sélectionner le modèle optimal. Le modèle choisit est le suivant : SARIMA(1,0,0)(2,0,0)₁₂+EGARCH(1,1).

- Diagnostique des résidus: normalité, autocorrélation et hétéroscédasticité

Les résidus testés sont ceux provenant du modèle SARIMA(1,0,0)(2,0,0)₁₂. Le tableau 2 présente les tests de normalité (Jarque-Bera), d'autocorrélation (Ljung-Box) et d'hétéroscédasticité (ARCH-test). Le test de normalité conclut que l'hypothèse de normalité est rejetée (p-value>0,05). Avec un retard de 12, le test d'autocorrélation de Ljung-Box conserve l'hypothèse nulle de non-autocorrélation. Cependant, le test ARCH rejette l'hypothèse nulle d'homoscédasticité.

Tableau 2: Diagnostique des résidus

	Jarque-Bera	Ljung-Box	ARCH-Test
P-value	0,00	0,34	0,00

Source: Auteurs

- Estimation des résultats du modèle GARCH le plus adapté: IGARCH (1,1)

Le tableau 3 présente les paramètres du modèle EGARCH(1,1). Cinq paramètres sont reportés. Le premier paramètre (oméga=0,09), non-significatif, reflète la variance inconditionnelle, également appelé volatilité inconditionnelle. Il représente le seuil de variance minimum sous lequel la variance conditionnelle ne descend pas. Le troisième paramètre (alpha1=+0,05), représente l'impact des chocs de volatilité précédents. Ce coefficient est relativement faible et non-significatif. Le quatrième paramètre (beta1=+0,95) est utilisé pour détecter la persistance de la volatilité. Il est très proche de 1 et est significatif. Le dernier paramètre (gamma1=+0,11) confirme la présence significative et positive de l'effet d'asymétrie. Ceci implique qu'un choc positif a plus d'impact qu'un choc négatif.

Tableau 3: Paramètres estimés du modèle EGARCH (1, 1)

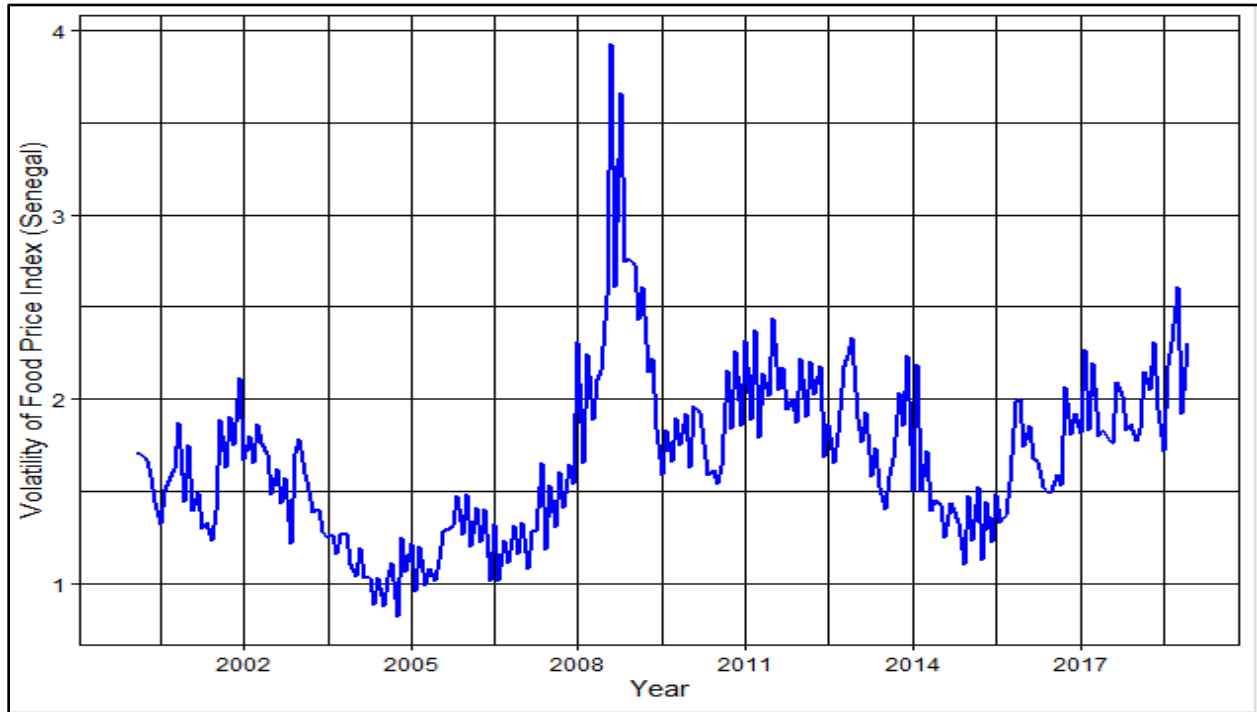
	Estimation	Ecart-type	Statistique t	Pr(> t)
oméga	0,05	0,03	1,58	0,11
Alpha0	0	0,1	-0,02	0,98
alpha1	0,16	0,05	3,34	0
beta1	0,95	0,03	35,82	0
gamma1	0,11	0,04	2,55	0,01

Source: auteurs

- Tendence de la volatilité conditionnelle

La figure 2 montre les dynamiques du FPI de 2000-2018. Des périodes de fortes volatilité ont été détectées, notamment de 2008 à 2011 et en 2018. Cette représentation est importante pour comprendre que le FPI du Sénégal est parfois très volatile par rapport à la tendance normale.

Figure 2: Volatilité de l'indice de prix des produits alimentaires (FPI)



Source: Auteurs

2. Outils de la FAO pour déterminer la volatilité de l'indice de prix des produits alimentaires

L'indice d'anomalies des prix des produits alimentaires détermine la croissance mensuelle des prix pendant plusieurs années en considérant la saisonnalité des marchés agricoles et l'inflation. Il fournit une alerte anticipée des périodes de forte volatilité.

Les résultats du tableau 4 montre les proportions d'alertes (alertes/observations) données par la mise en place de l'indice d'anomalies des prix des produits alimentaires, de l'indice d'anomalies des prix des produits alimentaires ajusté et pondéré du Sénégal. La proportion d'alertes donnée par la méthode pondérée est plus élevée que celle reportée par la méthode non-pondérée. Cependant, il est difficile de comparer la pertinence de ces deux indices. Il vaut mieux observer les indices composites ainsi que les sous-indices trimestriels et annuels et les données disponibles pour mieux analyser les résultats avant de rendre des conclusions discutables. En effet, les résultats de ces outils sont sensibles aux valeurs extrêmes et il n'existe

pas de critères permettant de sélectionner l'indice optimal ni même de critère permettant d'évaluer l'indice. De même, il n'existe pas de technique objective pour choisir les pondérations, qui consistent à donner plus d'importance aux données récentes.

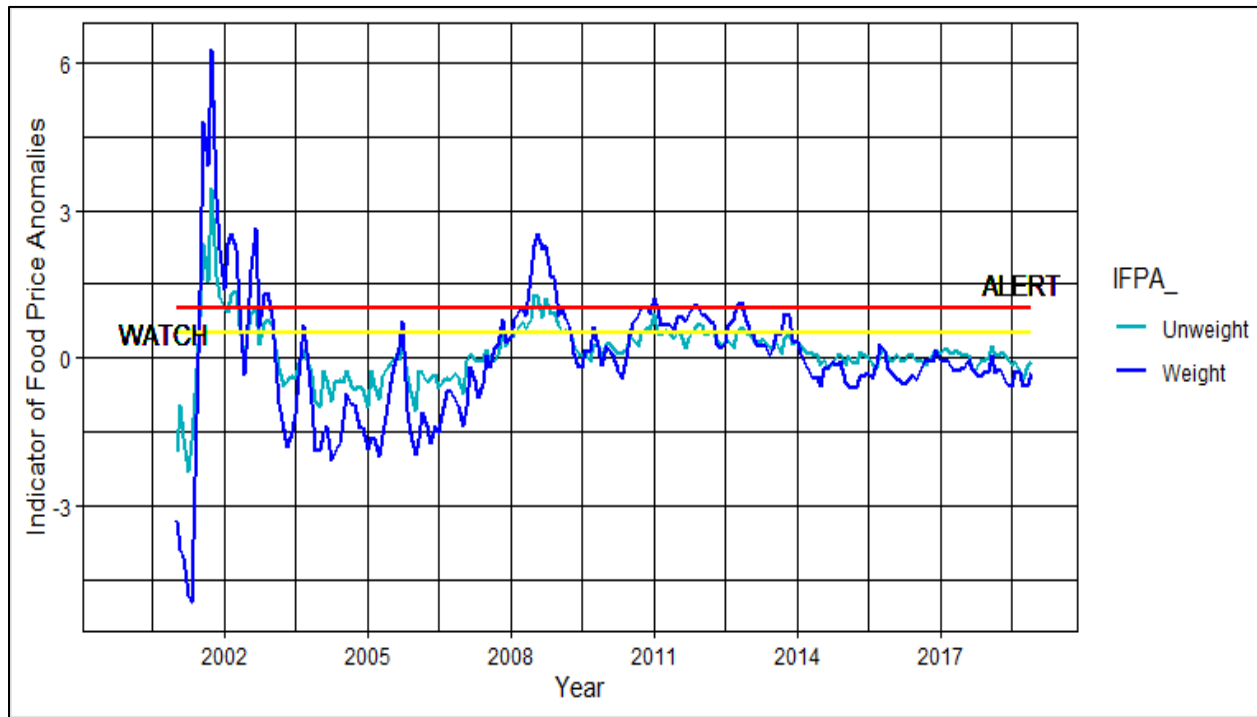
Tableau 4: Comparaison des alertes données par l'indice d'anomalies des prix des produits alimentaires pondéré et non-pondéré

	IFPA_Non-pondéré	vIFPA_Pondéré
Nombre d'alertes	14	33
Proportion de l'échantillon avec une alerte (p)	0.06	0.14
Nombre d'observations	227	226
Ecart-type	3.62	5.31

Source: Auteurs

Le tableau 4 présente quelques statistiques comparatives qui sont souvent déduites des informations disponibles sur les indices. En observant les deux indices de la figure 3, nous remarquons que l'indice pondéré présente 33 alertes, et l'indice non-pondéré présente 14 alertes, principalement de 2001 à 2003 et de 2008 à 2011. Ces résultats semblent cohérents par rapport aux périodes de forte volatilité observées ces dernières années. Ainsi, grâce à l'indice pondéré, nous réduisons les erreurs de type II (pas d'alerte alors qu'il devrait y en avoir). Il faut cependant garder en mémoire que même si le fait de pondérer est présenté comme un facteur réduisant les erreurs de type II, ce dernier devrait être analysé avec précaution et en lien avec les informations disponibles afin d'éviter les fausses alertes.

Figure 3 : Indices d'anomalies des prix des produits alimentaires (simple et pondéré)



Source: Auteurs

IV. Conclusion

L'analyse de la volatilité est devenue fondamentale dans un contexte où les incertitudes liées aux investissements, et aux décisions de production et de consommation sont récurrentes. La mise en place d'outils cohérents et rapidement utilisables est donc très importante. Cette note technique fournit une revue des outils de mesure de la volatilité des prix des produits alimentaires et de leur mise en place, en utilisant l'indice de prix des produits alimentaires du Sénégal. Elle présente également les outils standards de mesure et d'analyse de la volatilité, en particulier l'outil de la FAO, développé par Baquedano (2015).

Les outils développés dans cette note technique permettent de mieux comprendre la complexité des mesures de la volatilité et la prudence avec laquelle il faut les utiliser. L'utilisation de ces outils requiert une adaptation à la nature du processus générateur de données et l'utilisation de tests appropriés et de critères afin de choisir le meilleur modèle.

Cependant, il est important de noter que l'utilisation de l'outil de la FAO développé par Baquedano (2015) comme un outil permettant de détecter de potentielles perturbations importantes sur le fonctionnement des marchés, requiert des précautions particulières car ce dernier est basé sur des éléments sensibles (moyenne, écart-type) et subjectifs (pondération, seuil). Cela veut dire que les résultats de cet outil sont souvent discutables et nécessite l'utilisation de tests pour vérifier leur adéquation avec la réalité.

L'outil proposé par l'IFPRI en collaboration avec la Commission Européenne en 2010 pour mettre en place un système d'alerte anticipé, appelé le Portail sur la Sécurité Alimentaire, permettant d'atténuer les effets de prix de produits alimentaires en hausse et extrêmement volatiles, offre une approche économétrique basée sur une estimation non-paramétrique développée par Martins-Filho, Torero et Yao en 2010. Cet outil permet d'identifier des périodes de volatilité des prix excessive (c'est-à-dire de volatilité des prix qui dépassent un seuil préétabli). Cette approche est censée être la plus générale et fournir un cadre d'analyse plus cohérent et fiable.

De plus, les outils développés dans cette note technique se concentrent sur la volatilité de l'indice des prix des produits alimentaires du Sénégal indépendamment des interrelations qui existent entre les volatilités des prix des produits alimentaires. L'analyse des interrelations de marché en terme de volatilité des prix peut apporter une meilleure compréhension de la dynamique des relations des prix entre les différents marchés. Les résultats de la mise en application des outils présentés dans cette note technique seraient plus intéressants si nous considérons l'analyse de la volatilité et de la transmission des prix des produits alimentaires au lieu de se concentrer sur un indice agrégé de prix des produits alimentaires.

Bibliographie

- Baba, Y., R. F. Engle, D. F. Kraft, and K. F. Kroner (1990), "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH," Mimeo, Department of Economics, University of California, San Diego.
- Baquedano, F. G. (2015), "Developing an indicator of price anomalies as an early warning tool: A compound growth approach," Food and Agricultural Organization (FAO).
- Blough, S. R. (1992), "The Relationship Between Power and Level for Generic Unit Root Tests in Finite Samples", *Journal of Applied Econometrics*, 7, 295-308.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Cem, E. (1998), *Méthodologies de test de la racine unitaire*. Rapport de recherche, Laboratoire d'analyse et de techniques économiques (LATEC).
- Chan, K. H., J. C. Hayya, and J. K. Ord (1977), "A Note on Trend Removal Methods: The Case of Polynomial Regression Versus Variate Differencing", *Econometrica*, 45, 737-744.
- Cochrane, J. H. (1991), "A Critique of the Application of Unit Root Tests", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 15, 275-284.
- Dickey, D.A. (1976), Estimation and Hypothesis Testing for Non-Stationary Time Series. Ph.D. Thesis, Iowa State University, Ames.
- Dickey, D.A. and W.A. Fuller (1981), "Likelihood Ratio Tests for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Econometrica*, 49, 1057-1072.
- Dolado, J. J., T. Jenkinson, and S. Sosvilla-Rivero (1990), "Cointegration and Unit Roots", *Journal of Economic Surveys*, 4(3), 249-273.
- Engle, R. (2002), "Dynamic conditional correlation: a new simple class of multivariate GARCH models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 339-350.
- Engle, R. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Engle, R. and F. K. Kroner (1995), "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH" *Econometric Theory*, 11, 122-150.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (2012), "La volatilité des prix des denrées alimentaires et le rôle de la spéculation". FAO, Rome.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), International Fund for Agricultural Development (IFAD), and World Food Programme (WFP) (2011), *The 2011 State of Food Insecurity in the World*, Rome: FAO.

- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) (2015), *Developing an indicator of price anomalies as an early warning tool: A compound growth approach*. Rome, Italy.
- Gallagher, L. and C. Twomey (1998), "Identifying the Source of Mean and Volatility Spillovers in Irish Equities: A Multivariate GARCH Analysis", *Economic and Social Review*, 29, 341-356.
- Gardebreek, C., M. A. Hernandez, and M. Robles (2014), "Market interdependence and volatility transmission among major crops", IFPRI discussion papers 1344, International Food Policy Research Institute (IFPRI).
- Granger, C.W.J. and P. Newbold (1974), "Spurious Regressions in Econometrics", *Journal of Econometrics*, 2, 111-120.
- Kalkuhl, M., J.V. Braun and M. Torero (Eds.) (2016), *Food Price Volatility and Its Implications for Food Security and Policy*, Springer.
- Kwiatkowski, D., P. C. B. Phillips, P. Schmidt, and Y. Shin (1992), "Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root", *Journal of Econometrics*, 54 (1-3), 159-178.
- Lamoureux, C. and N. Lastrapes (1990), "Heteroscedasticity in stock return data: volume versus GARCH Effects", *The Journal of Finance*, XLV (1), 221-229.
- Martins-Filho, C., M. Torero and F. Yao (2010), "Two step conditional-quantile estimation via additive models of location and scale", mimeo, The International Food Policy Research Institute.
- Martins-Filho, C. and F. Yao (2006), "Estimation of value-at-risk and expected shortfall based on nonlinear models of return dynamics and extreme value theory", *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 10 (2), 1-43.
- McNew, K. (1996), "Spatial market integration: Definition, theory, and evidence", *Agricultural and Resource Economics Review*, 25, 1-11.
- McNew, K. and P. L. Fackler (1997), "Testing market equilibrium: Is cointegration informative?", *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 22, 191-207.
- Minot, N. (2012), "Food price volatility in Africa: Has it really increased?", IFPRI Discussion Paper 1239. Washington, D.C.: International Food Policy Research Institute (IFPRI). <http://ebrary.ifpri.org/cdm/ref/collection/p15738coll2/id/127343>
- Nelson, C. R. and H. Kang (1984), "Pitfalls in the Use of Time as an Explanatory Variable in Regression", *Journal of Business and Economic Statistics*, 2, 73-82.
- Nelson, C. R. and K. Heejaon (1981), "Spurious periodicity in inappropriately detrended time series", *Econometrica*, 49, 741-751.
- Nelson, C. R. and C. I. Plosser (1982), "Trends and random walks in macroeconomic time series: Some evidence and implications," *Journal of Monetary Economics*, 10(2), 139-162.

- Phillips, P.C.B. (1987), "Time Series Regression with a Unit Root", *Econometrica*, 55, 277-301.
- Phillips, P.C.B. and P. Perron (1988), "Testing for a Unit Root in Time Series Regression", *Biometrika*, 75, 347-353.
- Scwert, G. W. (1989), "Tests for Unit Roots: A Monte Carlo Investigation", *Journal of Business and Economic Statistics*, 1, 147-159.
- Timmer, C. P., W. P. Falcon, and S. R. Pearson (1983), *Food policy analysis*, Baltimore: Johns Hopkins University Press.
- Tse, Y. K. and A. Tsui (2002), "A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model with Time-Varying Correlations", *Journal of Business and Economics Statistics*, 20, 351-362.