

Examen Final

Ingénierie Financière

Optimisation de portefeuille de matières premières via le modèle DYCI

NO.	Nom et Prénom	NOTE
1	Etienne LARCHET	
2	Mathieu JACQUELIN	
3	Tristan LE BIHAN	
4	Agata KWIECIEN	

**Objectif :** Comprendre et débattre un sujet d'actualité en se basant sur le savoir-faire développé dans le cours.

Instruction relative à l'utilisation de l'IA

L'usage de l'intelligence artificielle (IA), notamment des outils de génération de texte ou de code (comme ChatGPT, Copilot, etc.), est **autorisé de manière encadrée**.

- Si vous utilisez une IA à **quelque étape que ce soit** du projet, vous devez **le mentionner explicitement** dans un encadré à la fin du document (ou dans une annexe). Indiquez **à quel moment, dans quel but, et dans quelle mesure** vous y avez eu recours.
- L'utilisation de l'IA pour :
  - la relecture linguistique (proofreading),
  - ou la correction/amélioration de code

est **autorisée**, tant qu'elle est **transparente** et **complémentaire** à votre travail personnel.

En revanche, une **rédaction substantielle ou complète du manuscrit par une IA** (texte généré automatiquement sans apport critique ou réflexion propre) sera considérée comme une **forme de plagiat**, et fera l'objet de sanctions conformément au règlement.

Le travail demandé est le suivant (Ne pas supprimer) :

1. Vous devez faire une petite revue de la littérature existante par rapport à votre sujet (4 à 5 références académiques récentes).
2. **Vous avez le choix des données à exploiter.** Vous devez avant tout développer et préciser votre stratégie de modélisation.
3. **Les données doivent être parfaitement sourcées**, c'est-à-dire je dois pouvoir les retrouver facilement à partir de vos indications.
4. Vous devez m'envoyer un fichier Excel (ou CSV) contenant les données que vous avez utilisées (les sources de vos données doivent être indiquées de façon très précise sur votre rapport).
5. Vous avez le choix des outils. Vous devez simplement m'envoyer tous les éléments qui me permettront de reproduire vos calculs (**Calculs sur Excel ; votre code ; la base de données**).
6. Vous rédigerez un rapport d'une quinzaine de pages (environ 8000 mots) - hors annexes, références bibliographiques, figures et tableaux - présentant votre étude, votre démarche et vos résultats. Adoptez une démarche standardisée en vous calant sur la structure d'un article scientifique publié. Les parties types seraient :
  - a. Un titre
  - b. Une introduction incluant une présentation du problème et des objectifs de l'étude ;
  - c. Présentation des données, comment et de quelle manière pourront-elles répondre aux questions de recherche définies en (a), description rapide des données (nombre d'observations, de variables, **statistiques descriptives**, ...) ;
  - d. Présentation des données, les éventuelles transformations ou normalisations et autres...
  - e. Modélisation, c'est-à-dire définition et estimation/calculs des paramètres à partir des données, présentation du modèle ;
  - f. Interprétation des résultats.
  - g. Bilan critique de votre étude. Points forts, points faibles, portée de votre travail, conclusions et recommandations.
7. Votre rapport doit être rédigé en français : Times New Roman, Taille 12, Espace entre paragraphes : 1,5.

8. La réponse doit être envoyée au plus tard deux semaines après le début de l'épreuve (Word uniquement - Le nom du fichier : Groupe 1, Groupe 2, ...).
9. La première page de votre réponse doit inclure votre nom.
10. Vous pouvez adapter la structure de votre document au regard des spécificités de votre étude. Essayez d'adopter un discours varié mêlant texte, tableaux et graphiques.
11. Le plagiat sera systématiquement vérifié : tout **plagiat** sera sanctionné par un zéro, en plus des éventuelles mesures disciplinaires en vigueur.
12. Cf. *infra* pour les détails des critères d'évaluation.

**A RENDRE** (Ne pas supprimer) :

- A. Un rapport au **format Word** décrivant l'étude (une quinzaine de pages maximum), rédigé **en français**. (Les document au format PDF ne sont pas acceptés).
- B. Le matériel ayant permis de le réaliser (**Code R, base de données, ...**). Je dois pouvoir reproduire votre travail et obtenir exactement les résultats indiqués dans votre rapport !
- C. Zipper le tout dans un document archive portant votre nom (Par exemple : Prénom\_Nom.zip).

Critères d'évaluation (Ne pas supprimer) :

		SCORE
1	Respect de la structure (10%) 1.Introduction 2.Revue de Littérature (des références publiées dans des revues académiques uniquement) 3. Stratégie empirique et données (utiliser les outils que nous avons vu dans le cours) 4. Interprétation des résultats 5. Conclusions et perspectives 6. Références	
2	Pertinence de la problématique & présentation des marchés étudiés (20%)	
3	Pertinence de l'analyse des résultats & liens faits avec le cours (25%)	
4	Analyse critique (20%)	
5	Pertinence des recommandations (10%)	
6	Fichier Excel et/ou Code R (ou autre) et/ou calculs réalisés (15%)	

## Table des matières

<i>I. Introduction.....</i>	<i>7</i>
<i>II. Revue de la littérature .....</i>	<i>8</i>
1. Connectedness: définition, évolution et importance .....	8
2. Le Diebold-Yilmaz Connectedness Index (DYCI).....	10
3. Analyse de la connectedness dans l'optimisation de portefeuille.....	11
<i>III. Sélection des données.....</i>	<i>15</i>
<i>IV. Modèle d'optimisation de portefeuille .....</i>	<i>16</i>
<i>V. Résultats.....</i>	<i>17</i>
Indice de connectedness totale.....	17
GFEVD .....	17
Matrice de covariance .....	21
Portefeuilles optimisés .....	21
<i>VI. Conclusion.....</i>	<i>24</i>
<i>Références.....</i>	<i>25</i>
<i>Annexes.....</i>	<i>26</i>
Annexe 1 - Commodités identifiées .....	26
Annexe 2 – Code python .....	27
Annexe 3 – Usage d'IA génératives.....	27

# I. Introduction

De nos jours, les marchés financiers forment un système fortement interconnecté, dans lequel les variations d'un actif se répercutent presque instantanément sur les autres. La libéralisation des mouvements de capitaux, l'essor des instruments financiers et la rapidité des échanges ont considérablement resserré les liens entre marchés. Dans ce contexte, un choc localisé peut rapidement se propager et remettre en cause la stabilité d'un portefeuille, même lorsqu'il a été structuré dans une logique de diversification.

Pour comprendre ce risque de contagion, la corrélation simple ne suffit plus. La notion de *connectedness* s'impose car elle mesure la force, le sens et la vitesse de chaque lien. Cette idée prolonge les travaux de (Markowitz 1952) sur l'importance des covariances. (Diebold 2015) ont donné à ce concept un outil précis, le *Connectedness Index*, fondé sur un modèle VAR. Cet indice repère les actifs qui émettent ou reçoivent le plus de volatilité et suit l'évolution de ces échanges dans le temps.

Notre analyse porte sur 20 ans de données quotidiennes concernant 27 contrats à terme sur des matières premières (ainsi que certaines obligations, incluent dans la catégorie matières premières par Yahoo Finance). Ces données couvrent les crises des subprimes, de la dette souveraine et du Covid. Nous avons d'abord tracé la *connectedness* de ces marchés à l'aide d'une fenêtre glissante de deux cent cinquante jours afin de repérer les périodes où les transmissions de chocs étaient les plus fortes. Ensuite, nous avons bâti un portefeuille optimisé selon le DYCI et nous l'avons confronté à une allocation classique fondée sur le ratio de Sharpe. L'objectif était d'évaluer, en pleine période de crise, la capacité du DYCI à amortir les chocs tout en conservant un rendement attractif.

Les résultats montrent un effet tampon net. Sur les trois épisodes de tension examinés, la volatilité ex-post du portefeuille DYCI est réduite par rapport au portefeuille de référence équi pondéré. Dans le même temps, le rendement annuel composé reste comparable et dépasse même la stratégie standard sur la phase post-Covid. Le portefeuille DYCI se révèle donc plus résilient sans sacrifier le rendement, qualité essentielle pour l'investisseur prudent.

Ce travail se développe en trois parties. La première présente l'évolution de la *connectedness* des matières premières et précise le jeu de données utilisé. La deuxième décrit les méthodes d'optimisation, le DYCI et l'approche classique. La troisième expose et discute les résultats, puis conclut sur les implications pratiques pour la gestion du risque de portefeuille.

## II. Revue de la littérature

La connectedness (traduction littérale : *interdépendance*) entre les actifs financiers est une dimension cruciale dans l'analyse des risques, en particulier lors de la construction d'un portefeuille diversifié qui vise à limiter les risques liés à une forte corrélation. La connectedness entre les actifs s'est accentuée avec la centralisation, la financiarisation et la complexification des marchés financiers, et plus particulièrement pour ceux des matières premières. Ces dynamiques ont augmenté et transformé l'influence que certains actifs pouvaient avoir sur l'évolution des matières premières. Ainsi, un choc de variation touchant un actif spécifique peut exercer une influence sur l'évolution d'autres actifs, ce qui souligne la nécessité d'une compréhension approfondie des liens dynamiques les reliant.

Cette revue de la littérature s'articule donc autour de trois axes, comprenant l'étude de la connectedness entre les actifs, les outils quantitatifs permettant de les mesurer, notamment avec le (Diebold 2015) Connectedness Index (DYCI), ainsi que l'intégration de l'analyse de la connectedness dans le cadre des stratégies d'optimisation de portefeuille avec une approche de limitation des risques.

### 1. Connectedness: définition, évolution et importance

Le concept de connectedness se définit par les relations dynamiques entre différents actifs, marchés ou secteurs économiques. Il mesure la façon dont un choc sur un actif se transmet et affecte un autre actif, influençant ainsi ses variations. La compréhension de ces liens est devenue essentielle, notamment après la crise financière mondiale de 2007-2008, qui a révélé la vulnérabilité du système face à la propagation rapide des tensions financières. (Korobilis D 2018)

Initialement, l'analyse des relations entre les actifs reposait sur des corrélations simples. Elles permettaient d'observer leur co-mouvement, mais elles étaient insuffisantes pour comprendre la direction ou l'intensité des chocs. En effet, une corrélation élevée entre deux actifs n'indique pas lequel influence l'autre, ni dans quelle mesure un choc sur l'un se transmet à l'autre, car la matrice de covariance est par nature symétrique puisqu'elle considère qu'un choc de l'actif A sur B est équivalent à un choc de B sur A. Ce n'est justement pas le cas avec l'approche de la connectedness, qui permet de distinguer la direction et l'intensité des chocs.



Pour faire face à ces limites, des approches plus dynamiques ont été développées, permettant ainsi de mieux représenter les mécanismes de transmission des chocs au sein d'un système financier interconnecté. Ces méthodes d'analyse rendent possible l'identification de liens entre deux actifs. L'une d'entre elles, celle développée par (Diebold 2015), s'est imposée comme une référence en la matière. Elle repose sur un modèle VAR et évalue dans quelle mesure les variations d'un actif sont causées par les chocs en provenance d'autres actifs. Cette approche permet de mesurer la *connectedness* entre les actifs vis-à-vis des chocs, c'est-à-dire de leur transmission et de leur réception. (R. G. Demirer 2018)

Cette approche a montré que la *connectedness* ne va pas dans un seul sens. Par exemple, (Uluceviz 2021) mettent en évidence, aux États-Unis, une relation bidirectionnelle entre les secteurs réels et financiers, avec des transmissions de chocs qui varient selon la conjoncture. En période de crise, les chocs partent souvent du secteur réel pour affecter plus fortement les marchés financiers, d'où la nécessité d'une analyse conjointe des sphères réelle et financière pour une évaluation plus complète du risque systémique.

De plus, ces liens changent avec le temps et deviennent plus forts en période de crise, ce qui demande des outils capables de suivre ces variations. (Demirer, Gokcen et Yilmaz) insistent sur l'importance d'utiliser des modèles dynamiques pour capter les fluctuations rapides de la *connectedness*, en particulier lors des phases de crise où les liens entre actifs peuvent se renforcer de manière soudaine.

Par ailleurs, la concentration croissante des capitaux sur certains actifs a profondément modifié les relations qui pouvaient exister entre eux. (Uluceviz 2021) Ils soulignent que l'intensification des flux de capitaux vers des secteurs ou classes d'actifs spécifiques contribue à rendre ces derniers à la fois plus exposés aux chocs externes et plus influents dans leur propagation, ce qui complexifie davantage l'analyse de la *connectedness* mais renforce l'idée que c'est un élément pertinent dans le cadre de l'analyse des risques lors de la construction d'un portefeuille diversifié.

La *connectedness* est un élément clé pour comprendre la complexité des marchés financiers et améliorer la diversification des portefeuilles. Cela est particulièrement vrai pour les matières premières, dont les dynamiques sont influencées par des facteurs macroéconomiques, géopolitiques et spécifiques à chaque produit. La montée en puissance de la financiarisation a

également renforcé leurs liens avec les autres actifs financiers, rendant leur analyse indispensable pour évaluer les risques de contagion.

Pour quantifier la connectedness qui peut être complexe et variable dans le temps, plusieurs outils ont été développés. Parmi eux, l'indice de connectivité de (Diebold 2015) est devenu une référence. Il aide à mieux comprendre comment la volatilité circule entre les différents actifs et comment les chocs se propagent, ce qui permet d'avoir une vision plus claire des risques associés.

## **2. Le Diebold-Yilmaz Connectedness Index (DYCI)**

L'intensification et la complexification des relations entre les actifs ont conduit à l'émergence du Diebold-Yilmaz Connectedness Index (DYCI). Il est considéré comme un indicateur pertinent pour mesurer la connectedness.

Il repose sur un modèle VAR (Vector AutoRegression, régression vectorielle autorégressive en français). Il s'agit d'un modèle statistique qui permet d'analyser les relations dynamiques entre plusieurs séries temporelles simultanément. Concrètement, un modèle VAR permet d'étudier comment les valeurs passées de plusieurs variables influencent leurs valeurs futures, ainsi que l'évolution de ces influences au fil du temps.

Plus précisément, il s'agit d'un modèle VAR généralisé, ce qui signifie que la variance des erreurs de prévision est décomposée (il s'agit du GFEVD (Generalized Forecast Error Variance Decomposition) c'est-à-dire les imprécisions dans les prévisions du modèle) afin de mesurer dans quelle mesure la volatilité d'un actif s'explique par les chocs provenant d'autres actifs.

Contrairement aux mesures classiques de corrélation, le DYCI met en évidence la direction et l'intensité des flux de chocs, permettant d'identifier les actifs qui jouent un rôle de « transmetteurs » ou de « récepteurs » (Korobilis D 2018)

La mesure centrale du DYCI repose sur la somme des contributions aux variations d'un actif provenant des chocs d'autres actifs, obtenue à partir de la matrice issue de GFEVD. Pour un système VAR de N variables, la contribution de la variable j à la variance de prévision de l'erreur de la variable i est noté :  $\widehat{\theta}_{ij}^g$

Avec  $i \neq j$  Le DYCI global s'obtient alors par la moyenne normalisée de toutes les interactions croisées:

$$DYCI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \widetilde{\theta}_{ij}^g$$

Où  $\widetilde{\theta}_{ij}^g$  représente la part normalisée de la variance d'erreur de prévision de  $i$  expliquée par les chocs provenant de  $j$ , excluant les contributions propres à  $i$ .

Le DYCI est initialement calculé à un instant  $t$ , ce qui en fait une photographie de la connectedness à une date donnée. Cependant, en estimant le modèle sur des fenêtres mobiles ou via des techniques à paramètres variables dans le temps (TVP-VAR), il devient possible de produire un indice dynamique, qui retrace l'évolution de la connectivité dans le temps. Cela permet d'identifier les périodes de montée des risques systémiques, comme les crises financières ou les chocs géopolitiques, et d'observer les régimes de marché en mutation. (Korobilis D 2018)

Outre l'indice global, le DYCI permet de produire plusieurs mesures dérivées :

- La connectivité totale indique le niveau global d'interdépendance entre tous les actifs du système.
- La connectivité nette pour un actif mesure la différence entre la volatilité qu'il transmet et celle qu'il reçoit, identifiant ainsi les émetteurs ou récepteurs nets de chocs.
- Les connexions directionnelles permettent d'analyser les flux de volatilité entre chaque paire d'actifs, offrant une lecture fine des dépendances bilatérales.

Ces résultats sont représentés sous forme de matrices d'interaction, de séries temporelles ou de graphes orientés illustrant les relations dynamiques entre actifs.

### **3. Analyse de la connectedness dans l'optimisation de portefeuille**

Harry Markowitz installe en 1952 la base de la Modern Portfolio Theory en écrivant : “La diversification est à la fois observée et sensible ; une règle de comportement qui n'implique pas la supériorité de la diversification doit être rejetée à la fois comme hypothèse et comme maxime” La thèse est annoncée sans détour : le risque ne se mesure pas titre par titre mais naît de l'alliage de tous les actifs pris ensemble.

La construction distingue deux opérations :

$$\mu_p = \sum_{i=1}^N w_i \mu_i$$

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij}$$

$\mu_i$  : rendement moyen espéré de l'actif  $i$

$w_i$  : poids de l'actif  $i$  dans le portefeuille

$\sigma_{ij}$  : covariance entre les rendements des actifs  $A$  et  $B$

Le calcul du rendement moyen et celui du risque ou incertitude globale. Le premier se résume à une moyenne pondérée tandis que le second réclame un pas supplémentaire : “ *La variance d'une somme pondérée n'est pas aussi simple. Pour l'exprimer, nous devons définir la covariance*”. (Markowitz 1952) La covariance apparaît alors ; elle décrit la façon dont deux titres bougent de concert. Lorsque ces liens restent faibles ou négatifs la dispersion totale se réduit alors que l'espérance de gain varie peu. Diversifier revient donc à assembler des actifs dont les trajectoires ne suivent pas la même route.

$$\text{Cov}(R_i, R_j) = E[(R_i - \mu_i)(R_j - \mu_j)]$$

$\text{Cov}(R_i, R_j)$  : covariance entre le rendement de l'actif  $i$  et celui de l'actif  $j$

$E[ \dots ]$  : espérance mathématique (valeur moyenne attendue)

$R_i$  : rendement de l'actif  $i$

$R_j$  : rendement de l'actif  $j$

$\mu_i$  : rendement moyen (espéré) de l'actif  $i$

$\mu_j$  : rendement moyen (espéré) de l'actif  $j$

Cette propriété conduit à la frontière efficiente.

La frontière efficiente découle directement de la matrice de la covariance qui est en quelques sorte une carte de relation entre chaque couple d'actifs. Chaque case de cette grille décrit comment un couple de rendements se déplacent, l'un par rapport à l'autre. Lorsque toutes les cases de la grille indiquent des valeurs élevées cela veut dire que les titres bougent d'un sens

comme dans l'autre quasiment de la même façon. La courbe efficiente alors courte et proche de celle d'une droite car la diversification ne donne que peu d'effet de tampon. Et de l'autre sens, si certaines cases montrent des corrélations faibles voire négatives : la courbe s'incurve alors vers la gauche, pour un même niveau de fluctuation, il devient possible d'obtenir des rendements plus grands.

Tracer cette frontière efficiente revient donc à interroger cette matrice ligne après ligne. Et pour chaque combinaison d'écarts acceptée le calcul recherche la répartition de poids qui réduit au maximum la somme des interdépendances conservées. Le point obtenu est inscrit sur le nuage rendement/risque, et en répétant cet exercice pour toutes les gammes de fluctuations, les points reliées forment cette frontière efficiente. Sa forme est donc le reflet fidèle des covariances. Modifier un seul élément de la matrice revient à déplacer l'ensemble de la courbe : parfois de façon quasi invisible, parfois de façon notable si la case de la matrice touchée liait deux poids importants du portefeuille.

Pour chaque niveau de fluctuation se dresse un portefeuille unique qui offre le rendement le plus élevé que la trame statistique autorise. Les portefeuilles situés sous cette ligne gaspillent du potentiel. Aucun ne peut la dépasser car la structure des interdépendances l'interdit. Par conséquent la diversification cesse d'être un simple empilement ; elle devient une quête méthodique de relations faibles destinées à contenir la volatilité tout en préservant le rendement.

En 1964 William Sharpe confirme la portée du raisonnement et écrit : "À l'équilibre, il existe une relation linéaire entre les rendements attendus des titres et leurs covariances avec le portefeuille de marché". (Sharpe 1964) Le modèle CAPM traduit la même logique en un prix de marché : la prime attendue dépend seulement de la part de risque que chaque titre partage avec l'ensemble, appelée bêta. Les dangers propres s'évanouissent lorsqu'une diversification soigneuse est en place et le marché ne rémunère plus que la fraction systématique mesurée par la covariance normalisée.

$$E[R_i] = R_f + \beta_i(E[R_m] - R_f)$$

$$\beta_i = \frac{\text{Cov}(R_i, R_m)}{\sigma_m^2}$$

$E[R_i]$  : rendement attendu de l'actif  $i$

$R_f$  : taux sans risque

$E[R_m]$  : rendement attendu du portefeuille de marché

$\beta_i$  : coefficient bêta de l'actif  $i$

$Cov(R_i, R_m)$  : covariance entre le rendement de l'actif  $i$  et celui du marché

$\sigma_m^2$  : variance du rendement du marché

La théorie moderne du portefeuille repose ainsi sur deux piliers inséparables. La diversification réduit l'instabilité en juxtaposant des actifs faiblement corrélés. La covariance sert d'instrument pour quantifier ce lien et fixer la valeur économique de chaque actif dans le groupe. Les travaux postérieurs prolongent cette idée générale et confirment que la performance durable comme la sécurité découlent de la structure statistique des rendements plutôt que d'une addition aveugle d'unités isolées.

### III. Sélection des données

L'univers d'investissement retenu pour cette étude est constitué des contrats à terme sur matières premières disponibles sur Yahoo Finance en date du 4 juin 2025. Les données historiques ont été divisées en deux sous-périodes : une période d'observation allant du 1er janvier 2006 au 30 juin 2019, et une période de Backtesting s'étendant du 1er juillet 2019 au 31 décembre 2023. Le choix de la période 2006–2019 se justifie par sa richesse en épisodes de stress financier majeurs, tels que la crise des subprimes (2007–2008) et la crise des dettes souveraines en zone euro (2010–2012). La période de Backtesting a, quant à elle, été conçue pour tester la robustesse des portefeuilles optimisés face à des chocs récents, notamment la pandémie de COVID-19 (2020) et la guerre en Ukraine (2022). La fréquence des données est journalière.

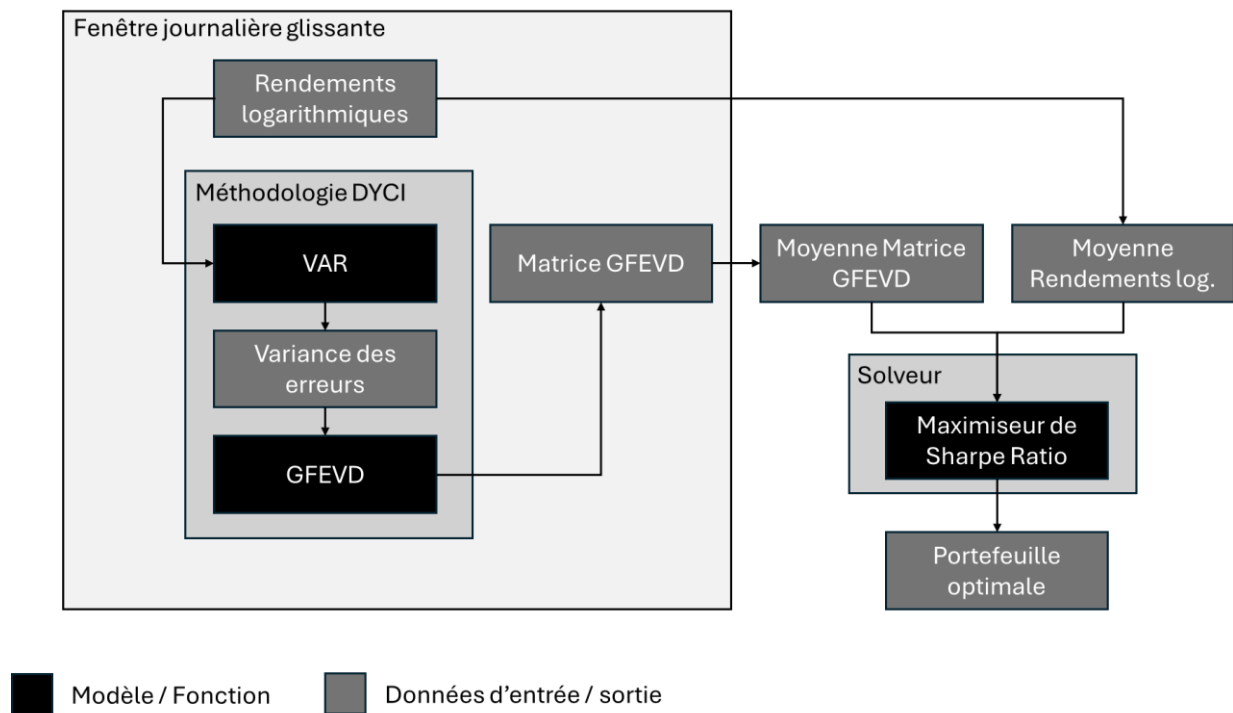
Parmi les 37 commodités initialement identifiées ([annexe 1](#)), 27 ont été conservées pour l'analyse. Dix actifs ont été exclus selon les critères suivants :

- 6 commodités en raison d'une absence de données en 2006 : Contrats futurs sur l'Argent (SI=F), l'indice Russel 2000 (RTY=F), le Palladium (PA=F), le Micro-Gold (MGC=F), le bétail (LE=F) et le pétrole brut Brent (BZ=F) ;
- 1 commodité, provoquant des erreurs dans la matrice de covariance (ensemble des valeurs à 0): Contrat futur sur le Maïs (ZC=F) ;
- 1 commodité en raison d'inaccessibilité des données via Yahoo Finance (B0=F) : Contrat futur sur le Propane Mont Belvieu ;
- 2 commodités en raison d'un taux de valeurs manquantes supérieur à 5%, seuil jugé inacceptable pour cette étude : Contrats futurs sur le Platinium (PL=F) et sur le Micro-Silver (SIL=F).

Enfin, pour les commodités présentant un nombre limité de données manquantes (inférieur à 5 % de la série), une méthode de Backfilling a été appliquée afin de garantir la complétude des séries temporelles nécessaires aux analyses statistiques ultérieures, notamment celles basées sur la connectedness dynamique (DYIC).

## IV. Modèle d'optimisation de portefeuille

Graphique 1 : Modèle d'optimisateur de portefeuille via DYCI





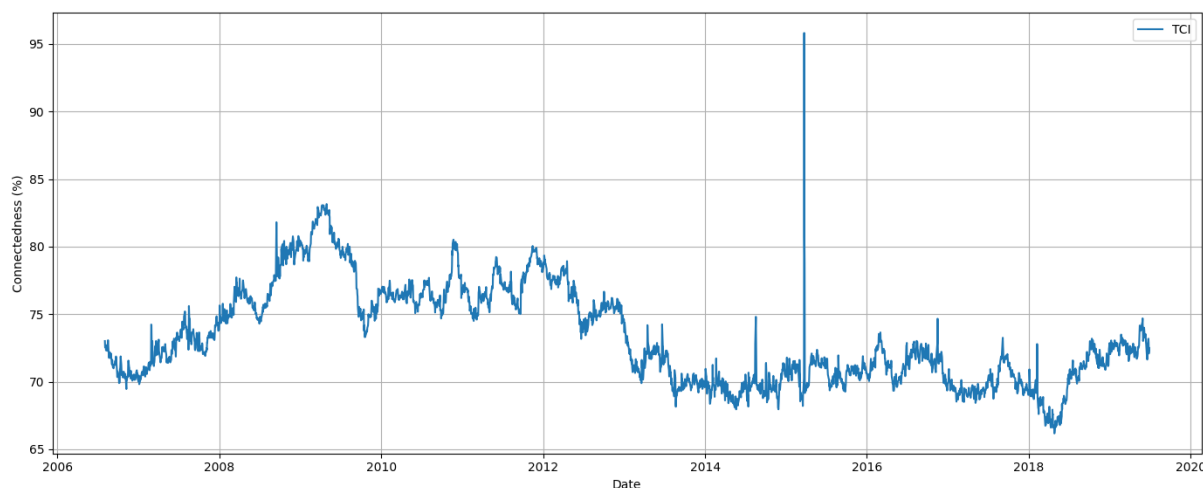
## V. Résultats

### Indice de connectedness totale

Conformément à la méthodologie proposée par Diebold et Yılmaz (2012), l'indice de connectedness total a été calculé à l'aide d'une fenêtre glissante journalière, afin de capturer la dynamique temporelle des interdépendances entre les actifs. Le graphique 1 illustre clairement cette évolution, mettant en évidence des pics de connectedness significatifs lors des principales crises économiques du XXI<sup>e</sup> siècle. Notamment, l'indice dépasse 75 % durant la crise des subprimes en 2008 ainsi que lors de la crise des dettes souveraines européennes entre 2010 et 2012, témoignant d'une intensification des effets de contagion à ces périodes.

Il convient toutefois de noter un pic isolé atteignant 95 % en 2015, qui ne correspond à aucun événement économique ou financier majeur connu. Ce pic atypique, combiné à son caractère isolé, suggère qu'il pourrait résulter d'une anomalie dans les données utilisées. En effet, les données de prix ayant été récupérées via la plateforme Yahoo Finance — dont la qualité peut être variable — il est plausible qu'il s'agisse d'une erreur de reporting ou de synchronisation.

Graphique 2 : Indice dynamique de la connectedness totale (TCI) des commodités



### GFEVD

La méthodologie de Diebold et Yılmaz, appliquée à l'ensemble des commodités de l'échantillon, permet d'estimer la structure des effets de spillover à partir des décompositions des erreurs de prévision issues du modèle VAR. Le graphique 2 présente les intensités de

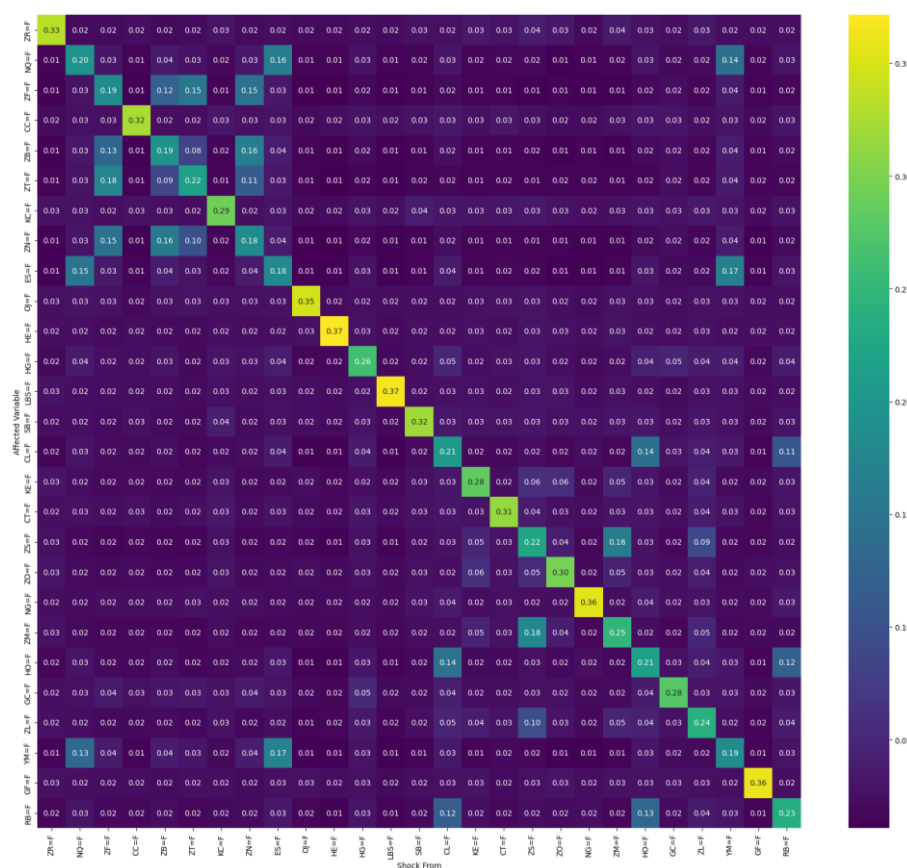
connectedness sous forme matricielle, où les colonnes représentent les commodités émettrices de chocs, et les lignes les commodités réceptrices. La diagonale reflète la part de la variance d'une commodité expliquée par ses propres variations passées, ce qui correspond à son auto-connectivité. La diagonale affiche les valeurs les plus élevées, indiquant que la majorité de la variation de chaque série de prix est attribuable à sa propre dynamique historique. Cela est cohérent avec les résultats classiques dans la littérature sur les marchés de matières premières, où les dynamiques idiosyncratiques dominent souvent.

Les éléments hors diagonale (appelés « *off-diagonal éléments* » par Uluceviz et Yilmaz, 2018) présentent globalement des valeurs faibles, suggérant une faible interdépendance structurelle entre les commodités à l'exception de quelques cas particuliers. Cela reflète une relative segmentation des marchés, où les chocs affectant une commodité ont généralement un impact limité sur les autres.

Cependant, certains actifs montrent des niveaux de connectedness intersectorielle plus élevés. C'est notamment le cas du riz (ZR=F), du Nasdaq 100 (NQ=F), du cacao (CC=F), du café (KC=F), ainsi que des titres de dette souveraine américaine tels que le 2-year T-Note (ZT=F), le 5-year note (ZF=F), le 10-year T-Note (ZN=F), le 30-year Treasury bond (ZB=F), et le E-Mini S&P 500 (ES=F). Ces actifs jouent un rôle plus central dans le réseau de transmission des chocs, soit en tant qu'émetteurs soit en tant que récepteurs.

L'approche DYCI permet également de mettre en lumière l'asymétrie des relations de connectedness, ce que ne permet pas une simple matrice de covariance. À titre d'exemple, la connectedness entre le T-Note à 10 ans (ZN=F) et le bond du Trésor américain à long terme (ZB=F) est clairement asymétrique : un choc sur le ZN=F explique environ 16 % de la variance du ZB=F, alors qu'un choc sur le ZB=F explique 19 % de la variance du ZN=F. Cette interdépendance marquée peut s'expliquer par la proximité structurelle de ces produits, tous deux représentant des instruments de dette souveraine américaine à maturités différentes.

Graphique 3 : Matrice GFEVD période 2006-2019 ( $h=10$ )



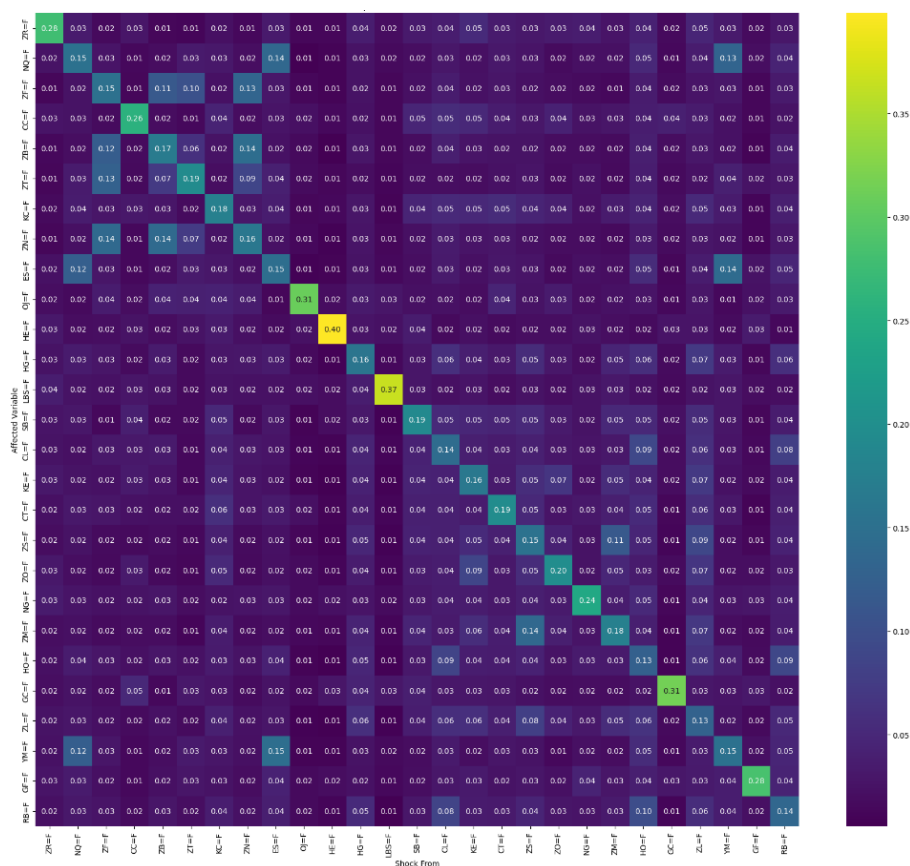
Afin d'évaluer la robustesse de la structure de connectedness en période de tension financière, une seconde matrice GFEVD a été estimée sur une période plus restreinte, correspondant à la crise financière mondiale. Cette analyse porte sur l'intervalle allant du 1er juin 2008 au 31 octobre 2009, période caractérisée par une forte instabilité liée à l'éclatement de la bulle des subprimes.

La matrice présentée dans le graphique 3 est construite à partir de la moyenne des GFEVD calculées sur des fenêtres glissantes journalières durant cette période spécifique. Elle permet ainsi de capturer les dynamiques de transmission des chocs dans un contexte de stress systémique aigu.

Contre toute attente, les niveaux de connectedness estimés pendant cette crise ne s'écartent pas significativement de ceux observés dans la matrice de référence (graphique 2), qui couvre une période beaucoup plus large incluant plusieurs régimes de marché. Cette relative stabilité suggère que la structure moyenne des spillovers entre commodités reste globalement inchangée,

même en période de crise, ou que l'effet de contagion est relativement homogène au fil du temps.

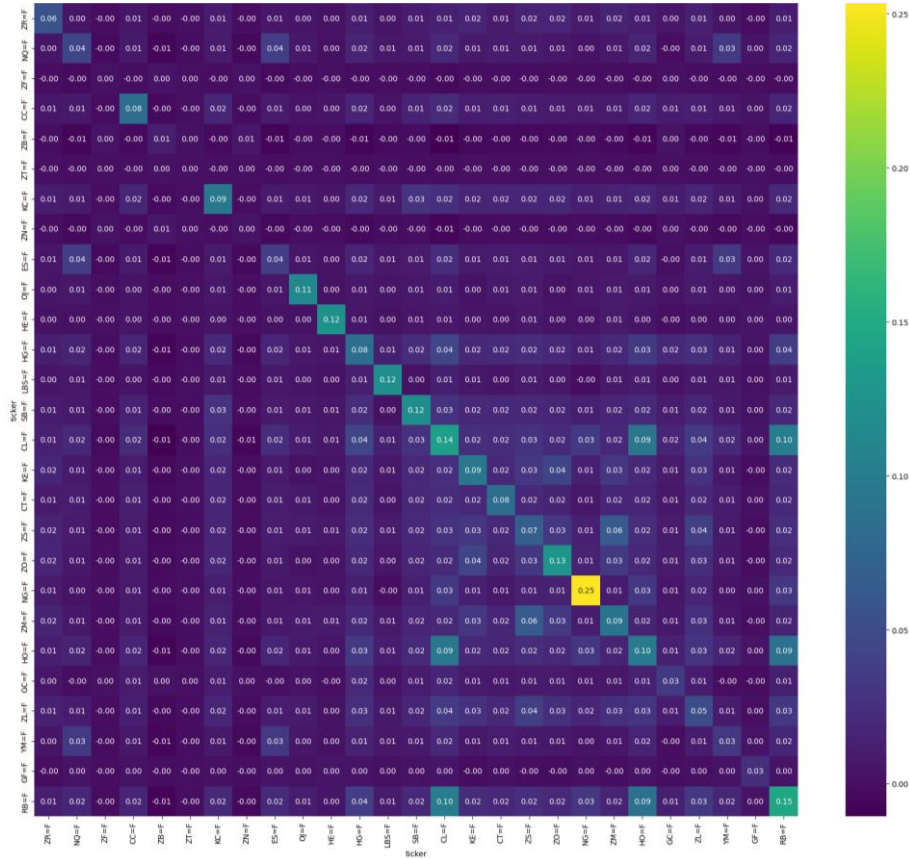
Graphique 4 : Matrice GFEVD période 2008-2009 ( $h=10$ )



## Matrice de covariance

Afin de comparer les portefeuilles obtenus via les 2 matrices GFEVD présentées, une matrice de covariance (graphique 4) a également été calculée pour déterminer un portefeuille optimal selon la méthodologie du MPT de Markowitz .

Graphique 5 : Matrice de covariance



## Portefeuilles optimisés

Quatre portefeuilles d'investissement sont comparés dans le cadre de cette étude empirique. Pour respecter une correcte diversification, la pondération maximale d'un actif au sein d'un portefeuille a été fixée à 30%. Par simplification, il n'y a pas de vente à découvert et la somme des pondérations des actifs d'un portefeuille est toujours égale à zéro. Les portefeuilles sont les suivants :

1. **dyci\_avg** : portefeuille optimisé à partir du ratio de Sharpe calculé entre les rendements attendus et une mesure de risque issue de la connectedness moyenne (GFEVD), évaluée sur l'ensemble de la période d'observation (2006–2019).

2. **dyci\_crisis** : portefeuille optimisé selon la même méthodologie, mais en utilisant la connectedness moyenne uniquement sur la période de crise financière des subprimes (2008–2010), période marquée par un TCI particulièrement élevé.
3. **covariance** : portefeuille construit selon l'approche traditionnelle du MPT en utilisant la matrice de covariance comme mesure de risque.
4. **equi\_weighted** : portefeuille équipondéré, allouant des pondérations égales à l'ensemble des commodités de l'échantillon.

Le tableau 1 présente les performances de ces portefeuilles. Les portefeuilles basés sur la GFEVD, tant pour la période complète que pour la période de crise, affichent de très bons ratios de Sharpe, attestant de leur efficacité dans la gestion du couple rendement/risque. Fait notable, la sélection des actifs est identique entre les portefeuilles dyci\_avg et dyci\_crisis, bien que les pondérations diffèrent légèrement. Ce résultat corrobore l'observation antérieure selon laquelle la structure moyenne des spillovers entre commodités est relativement stable, même en période de forte instabilité.

Le portefeuille basé sur la covariance présente également un bon ratio de Sharpe, bien que ses rendements soient les plus faibles parmi les portefeuilles testés. Ce résultat témoigne d'une certaine robustesse du modèle MPT, notamment en période de stress.

*Tableau 1 : Composition des portefeuilles & statistiques descriptives*

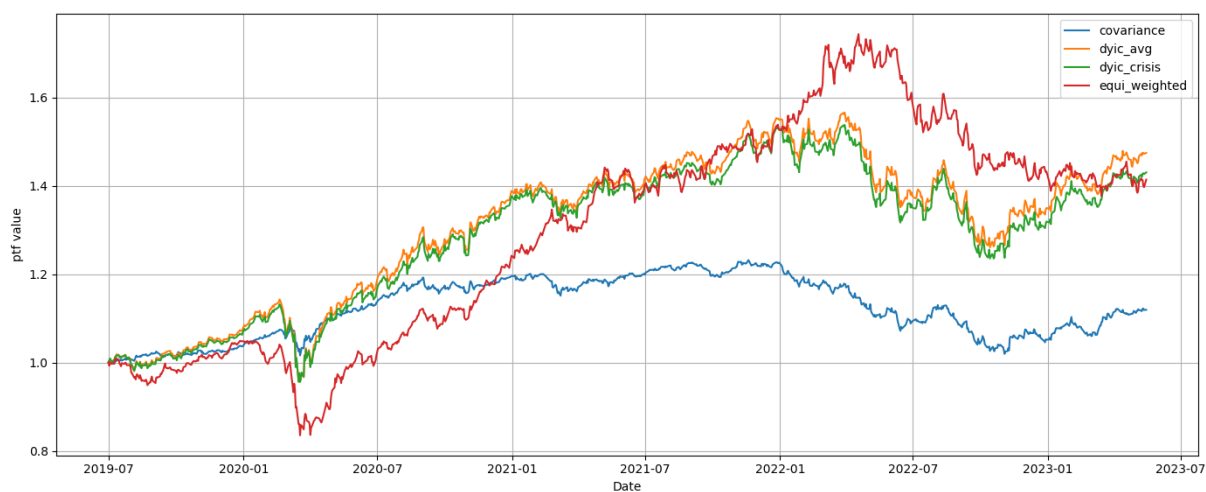
dyci_avg		dyci_crisis		covariance		Equi_weighted	
<b>Ticker</b>	<b>Poids</b>	<b>Ticker</b>	<b>Poids</b>	<b>Ticker</b>	<b>Poids</b>	<b>Ticker</b>	<b>Poids</b>
ZO=F	3.09%	ZO=F	3.73%	ZB=F	13.71%	All 27	3.70%
ZB=F	4.59%	ZB=F	7.93%	ZM=F	0.55%		
ZM=F	10.71%	ZM=F	13.69%	GC=F	10.78%		
GC=F	23.09%	GC=F	17.70%	ZF=F	23.04%		
YM=F	12.69%	YM=F	13.72%	ZT=F	30%		
NQ=F	30%	NQ=F	30%	NQ=F	19.35%		
CC=F	8.47%	CC=F	7.57%	HE=F	0.18%		
HE=F	0.66%	HE=F	1.01%	GF=F	1.91%		
GF=F	1.67%	GF=F	0.67%	ZR=F	0.49%		
ZR=F	5.03%	ZR=F	3.97%				
100%		100%		100%		100%	

Std	15.84%	15.80%	6.79%	24.05%
Mean	1.30	1.29	1.12	1.30
Min	0.95	0.95	1.00	0.84
50%	1.35	1.35	1.12	1.40
Max	1.54	1.53	1.23	1.74
Sharpe ratio	1.89	1.84	1.77	1.25

Comme illustré dans le graphique 6, l'impact de la crise du COVID-19 a été particulièrement bien absorbé par le portefeuille fondé sur la covariance, démontrant une capacité d'amortissement efficace en période de choc exogène. Les portefeuilles DYCI ont également bien résisté à cette crise, bien qu'ils se soient révélés légèrement plus sensibles aux variations de marché. Néanmoins, cette sensibilité leur a permis de capter plus efficacement la reprise des marchés dans les mois suivant le krach initial.

Enfin, le portefeuille équipondéré présente la volatilité la plus élevée et réagit de manière accentuée aux fluctuations de marché, à la hausse comme à la baisse, ce qui confirme son manque de gestion du risque.

Graphique 6 : Comparaison valeurs des portefeuilles



## VI. Conclusion

Ce rapport s'est attaché à explorer une approche innovante de l'optimisation de portefeuille en substituant la traditionnelle matrice de covariance, par nature symétrique, par la matrice GFEVD issue du modèle Diebold-Yilmaz Connectedness Index. L'objectif principal était de tirer parti des informations directionnelles et asymétriques sur la transmission des chocs de volatilité entre les matières premières pour construire des portefeuilles plus résilients. L'implémentation d'un optimiseur de portefeuille basé sur le DYCI dans un cadre inspiré du MPT a été menée avec succès, démontrant la faisabilité technique et l'intérêt conceptuel de cette démarche.

Les résultats empiriques confirment le potentiel de cette approche. Les portefeuilles optimisés via le DYCI (`dyci_avg` et `dyci_crisis`) ont affiché des ratios de Sharpe supérieurs à celui du portefeuille optimisé par la covariance, suggérant une meilleure rémunération du risque pris. Cependant, cette performance s'accompagne d'une contrepartie notable : les portefeuilles DYCI présentent une volatilité standard plus élevée que le portefeuille MPT classique. Cette sensibilité accrue, si elle a permis de mieux capter la reprise post-Covid, s'est aussi traduite par des variations plus importantes durant les phases de tension, là où le portefeuille covariance a montré une meilleure capacité d'amortissement des chocs. Le choix entre les deux approches dépendrait donc de l'appétence au risque et des objectifs de l'investisseur.

Enfin, ce travail ouvre plusieurs pistes d'améliorations et de recherches futures. L'indice DYCI utilisé ici, basé sur une fenêtre glissante, représente une implémentation fondamentale de la connectedness. La littérature académique a depuis développé des analyses plus précises et réactives. Une amélioration significative consisterait à intégrer des modèles à paramètres variables dans le temps, comme le suggère la possibilité de produire un indice dynamique. Les travaux de Dimitris Korobilis et Kamil Yilmaz, notamment leur article de 2018 sur les modèles TVP-VAR (Time-Varying Parameter Vector Autoregression), offrent une voie prometteuse pour une analyse de la connectedness plus fine. Une telle approche permettrait d'ajuster la composition du portefeuille de manière plus dynamique en fonction des régimes de marché changeants, et potentiellement d'améliorer encore le compromis entre rendement et résilience.



# Références

Demirer, R, Gokcen, U, & Yilmaz, K. 2018. «Financial Sector Volatility Connectedness and Equity Returns.» *Journal of Financial Economics*.

Demirer, R., U. Gokcen, et K. Yilmaz. 2018. «Connectedness of Global Financial Markets.» *Journal of Financial Stability* 123-145.

Diebold, F. X, & Yilmaz, K. 2015. «Financial and Macroeconomic Connectedness.» *Oxford Univeristy Press*.

Korobilis D, Yilmaz K. 2018. «Measuring Dynamic Connectedness with Large Bayesian VAR Models.» *Journal of Business & Economic Statistics*.

Markowitz, H. 1952. «Portfolio Selection.» *Journal of Finance*.

Sharpe, W. F. 1964. «Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk.» *Journal of Finance* 425-442.

Uluceviz, E, & Yilmaz, K. 2021. «Measuring Real-Financial Connectedness in the U.S. Economy.» *The North American Journal of Economics and Finance*.

# Annexes

## Annexe 1 - Commodités identifiées

<b>Ticker</b>	<b>Nom</b>
ES=F	E-mini S&P 500 Futures
YM=F	E-mini Dow Jones Futures
NQ=F	E-mini Nasdaq 100 Futures
RTY=F	Russell 2000 Futures
ZB=F	30-Year T-Bond Futures
ZN=F	10-Year T-Note Futures
ZF=F	5-Year T-Note Futures
ZT=F	2-Year T-Note Futures
GC=F	Gold Futures
MGC=F	Micro Gold Futures
SI=F	Silver Futures
SIL=F	Silver ETF Futures / Mini Silver
PL=F	Platinum Futures
HG=F	Copper Futures
PA=F	Palladium Futures
CL=F	Crude Oil WTI Futures
HO=F	Heating Oil Futures
NG=F	Natural Gas Futures
RB=F	RBOB Gasoline Futures
BZ=F	Brent Crude Oil Futures
B0=F	Brent Crude Oil mini Futures
ZC=F	Corn Futures
ZO=F	Oats Futures
KE=F	Hard Red Winter Wheat Futures
ZR=F	Rough Rice Futures
ZM=F	Soybean Meal Futures
ZL=F	Soybean Oil Futures
ZS=F	Soybean Futures
GF=F	Feeder Cattle Futures
HE=F	Lean Hogs Futures
LE=F	Live Cattle Futures
CC=F	Cocoa Futures
KC=F	Coffee Futures
CT=F	Cotton Futures

LBS=F	Lumber Futures
OJ=F	Orange Juice Futures
SB=F	Sugar Futures

## Annexe 2 – Code python

Le code complet associé à ce rapport est disponible à l'adresse suivante :

<https://github.com/Etienne-larchet/ConnectednessPortfolio>

Veillez-vous référer au commit intitulé « *Complete project* » pour accéder à la version du code correspondant à ce mémoire. Des commits supplémentaires pourront être ajoutés ultérieurement pour d'éventuelles améliorations.

## Annexe 3 – Usage d'IA génératives

Certains paragraphes de ce rapport ont été proofread et améliorés par certaines IA génératives.

Exemples de proofreading:

<https://chatgpt.com/share/68435b0c-0540-8011-8bfd-b103ecd0ff1b>