

La distance culturelle et le risque-pays

MÉMOIRE PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DU PROGRAMME DE MAÎTRISE EN ÉCONOMIE FINANCIÈRE

PAR

Hedi Tounsi

Septembre 2025

Jury d'évaluation

Président du Jury : M. David TESSIER

Membre du Jury : M. François-Éric RACICOT

Membre du Jury : M. Li YAN (directeur de recherche)

Dédicace

À mes parents, pour leur amour inconditionnel, leur patience et leurs sacrifices, qui m'ont toujours inspiré à poursuivre l'excellence.

À mes mentors et enseignants, dont les conseils m'ont guidé tout au long de ce parcours exigeant.

À tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à faire de ce travail une réalité.

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de recherche, Dr. Li Yan, pour son accompagnement, sa disponibilité et ses précieux conseils tout au long de la réalisation de ce mémoire. Sa rigueur scientifique et sa bienveillance ont été déterminantes dans la qualité de ce travail.

Je remercie également les membres de mon jury pour leur temps, leurs suggestions constructives et leurs encouragements.

À ma femme et mes enfants, merci pour votre soutien et votre motivation dans les moments de doute.

Enfin, je souhaite dédier une pensée profonde et émue à la mémoire de mon père, dont le soutien indéfectible et les encouragements constants ont toujours guidé mes pas.

Table des matières

Liste des figures	3
Liste des tableaux	4
Liste des abréviations, sigles et acronymes	5
Concepts Clés.....	5
Tests économétriques.....	5
Méthodes statistiques	5
Sources de données	6
Indicateurs financiers	6
Distances et mesures culturelles	6
Résumé	7
Abstract.....	8
Chapitre 1 : Introduction	9
Chapitre 2 : Cadre conceptuel et revue de la littérature	11
2.1 Comprendre le risque pays.....	11
2.2 Distance culturelle : modèles théoriques.....	12
Chapitre 3 : Méthodologie.....	18
3.1 Cadre théorique	18
3.2 Variables et sources des données	18
3.3 Modèle économétrique et technique d'estimation	21
Chapitre 4 : Résultats et analyse.....	23
4.1 Modèle Risque-pays	27
4.2 Analyse de l'impact de Xit et son interaction avec distance culturelle.....	27

Chapitre 5 : Limites de la régression linéaire et méthodes clustering.....	35
5.1 Limites de la régression linéaire	32
a) Hypothèse de linéarité :.....	32
b) Multicolinéarité :.....	32
c) Manque de robustesse aux interactions non linéaires :.....	32
d) Approche individuelle versus approche groupée :.....	33
5.2 Avantages de la méthode des clusters.....	33
a) Regroupement naturel des pays	33
b) Prise en compte des interactions complexes	33
c) Analyse des distances inter-clusters.....	33
d) Différentes méthodes de clustering.....	34
e) K-means Clustering.....	34
f) Hierarchical Clustering (Agglomératif et Divisif)	35
g) Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (BSCAN)	
h) Gaussian Mixture Models (GMM)	36
i) Spectral Clustering.....	37
5.3 Comparaison et choix des méthodes.....	37
5.4 Définition et calcul de la Distance de Mahalanobis.....	39
5.5 Résultats et Analyse des Classifications par Clustering	40
a) Méthode Elbow pour le K-means.....	40
c) Dendrogramme du Clustering Hiérarchique	43
d) Comparaison des Risques Pays par Cluster	43
Chapitre 6 : Conclusion générale et perspectives de recherche.....	51
Annexe A Sources des données et description des indicateurs	54
Annexe B Détails méthodologiques sur la distance culturelle outils statistiques.....	68
Annexe C Tableaux complémentaires et visualisations.....	68
Annexe D Codes Python 3.12	70
Bibliographie	80

Liste des figures

Figure 1 : Modèle conceptuel des relations entre dimensions culturelles et risque pays

Figure 2 : Distribution des dimensions culturelles de Hofstede par pays

Figure 3 : Méthode du coude (Elbow Method) pour le K-Means

Figure 4 : Scores de silhouette pour différents nombres de clusters

Figure 5 : Dendrogramme du clustering hiérarchique

Figure 6 : Comparaison des distances inter-clusters (Distance de Mahalanobis)

Figure 7 : Impact de la distance culturelle sur le risque pays global

Figure 8 : Analyse en composantes principales (ACP)

Figure 9 : Comparaison des méthodes de clustering

Figure 10 : Résidus normalisés du modèle économétrique (Test de Jarque-Bera)

Liste des tableaux

Tableau 1 : Dimensions culturelles de Hofstede

Tableau 2 : Sources des données et indicateurs analysés

Tableau 3 : Résumé des variables explicatives et dépendantes

Tableau 4 : Distance culturelle moyenne entre clusters

Tableau 5 : Statistiques descriptives des variables analysées

Tableau 6 : Résultats de la régression linéaire pour le risque économique

Tableau 7 : Résultats de la régression linéaire pour le risque politique

Tableau 8 : Résultats de la régression linéaire pour le risque pays global

Tableau 9 : Comparaison des méthodes de clustering

Tableau 10 : Comparaison des clusters obtenus par K-Means

Tableau 11 : Résultats des tests économétriques

Tableau 12 : Clusters et indicateurs de risque pays

Tableau 13 : Résultats du test ANOVA entre clusters

Tableau 14 : Méthode du coude pour déterminer le nombre optimal de clusters

Tableau 15 : Distances inter-clusters (Distance de Mahalanobis)

Tableau 16 : Synthèse des résultats des clusters

Liste des abréviations, sigles et acronymes

Concepts Clés

- **PDI** : Power Distance Index (Distance hiérarchique)
- **IDV** : Individualism (Individualisme)
- **MAS** : Masculinity (Masculinité)
- **UAI** : Uncertainty Avoidance Index (Aversion à l'incertitude)
- **LTO** : Long Term Orientation (Orientation à long terme)
- **IVR** : Indulgence versus Restraint (Indulgence versus Rétenction)
- **DC** : Distance Culturelle
- **IDE** : Investissement Direct Étranger
- **R²** : Coefficient de Détermination
- **RE** : Risque Économique
- **RP** : Risque Politique

Tests Économétriques

- **VIF** : Variance Inflation Factor (Facteur d'Inflation de la Variance)
- **ADF** : Augmented Dickey-Fuller (Test de stationnarité)
- **RESET** : Regression Equation Specification Error Test (Test de spécification du modèle de Ramsey)
- **JB** : Jarque-Bera (Test de normalité des résidus)
- **BP** : Breusch-Pagan (Test d'hétéroscédasticité)
- **DW** : Durbin-Watson (Test d'autocorrélation des résidus)

Méthodes Statistiques

- **OLS** : Ordinary Least Squares (Moindres carrés ordinaires)
- **ACP** : Analyse en Composantes Principales
- **K-Means** : Méthode des K-moyennes (Clustering partitionnel)
- **GMM** : Gaussian Mixture Model (Modèle de Mélange Gaussien)
- **DBSCAN** : Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (Clustering basé sur la densité)
- **ANOVA** : Analysis of Variance (Analyse de Variance)

Sources de Données

- **ICRG** : International Country Risk Guide
- **PRS** : Political Risk Services
- **FMI** : Fonds Monétaire International
- **OMC** : Organisation Mondiale du Commerce
- **BM** : Banque Mondiale
- **OCDE** : Organisation de Coopération et de Développement Économiques

Indicateurs Financiers

- **PIB** : Produit Intérieur Brut
- **DEBT** : Indicateurs de Dette (Debt Indicators)
- **CR** : Credit Ratings (Notes de crédit)

Distances et Mesures Culturelles

- **KS** : Kogut-Singh (Indice de Distance Culturelle)
- **ED** : Euclidean Distance (Distance Euclidienne)
- **MD** : Mahalanobis Distance (Distance de Mahalanobis)

Résumé

Le risque pays préoccupe de plus en plus les investisseurs transfrontaliers, car la mondialisation est entravée et les risques transfrontaliers ont fortement augmenté. La question que l'on se pose est **"est-ce que les différences culturelles sont importantes dans la formation du risque pays"**. Dans la littérature de risque-pays, peu d'incorporation de l'aspect de la différence culturelle dans l'analyse de risque pays.

Notre mémoire vise à définir la distance culturelle de manière pertinente, déterminer l'influence de la distance culturelle sur le risque-pays et classer les pays du monde dans des clusters avec incorporation de la distance culturelle. Il est important de noter que la distance culturelle prise en compte dans ce projet de recherche fait appel à différentes méthodes mathématiques et statistiques, combinées à des modèles culturels tels que ceux développés par Geert Hofstede.

Abstract

Country risk has become an increasing concern for cross-border investors, as globalization faces challenges and cross-border risks have risen significantly. This study seeks to address the question: "Are cultural differences significant in shaping country risk?" In the existing literature on country risk, the cultural dimension has been largely overlooked. This research aims to define cultural distance in a meaningful way, assess its influence on country risk, and classify countries into clusters incorporating cultural distance. The study employs various mathematical and statistical methods, combined with cultural frameworks such as those developed by Geert Hofstede, to achieve these objectives.

Chapitre 1 Introduction

1.1 Contexte et problématique

L'évaluation du risque pays est un outil central pour les investisseurs internationaux et les décideurs publics. Elle leur permet de comprendre les défis économiques, politiques et sociaux susceptibles de compromettre la rentabilité des investissements. Les dimensions économiques et politiques ont été largement étudiées dans ce domaine, mais les aspects culturels restent rarement intégrés dans les analyses.

Pourtant, des différences culturelles peuvent compliquer les négociations commerciales, influencer la perception des institutions locales et affecter la stabilité politique. Par exemple, des cultures valorisant des approches individualistes pourraient percevoir les politiques publiques différemment par rapport à des cultures collectivistes. Ainsi, les dimensions culturelles méritent d'être explorées pour comprendre leur rôle dans la formation du risque pays.

Ce mémoire se concentre sur une problématique clé : **"Dans quelle mesure les différences culturelles influencent-elles la formation du risque pays ?"**

1.2 Objectifs

Le présent mémoire poursuit trois objectifs principaux :

- 1) Définir la distance culturelle en utilisant des modèles reconnus tels que celui de Geert Hofstede, et explorer ses implications pour l'analyse du risque pays.

- 2) Étudier l'impact des différences culturelles sur les composantes économiques et politiques du risque pays.
- 3) Classer les pays selon des clusters intégrant les dimensions culturelles, économiques et politiques.

1.3 Contributions

Ce travail se distingue par :

- Une approche interdisciplinaire intégrant la culture dans les analyses économiques et politiques du risque pays.
- L'application de techniques avancées (analyse de panel dynamique, clustering) pour modéliser l'interaction entre la culture et les dimensions classiques du risque pays.
- Des recommandations pratiques pour les investisseurs et les décideurs politiques afin d'améliorer l'évaluation des risques dans un contexte multiculturel.

Chapitre 2 Cadre conceptuel et revue de la littérature

Ce chapitre explore les fondements théoriques et les recherches existantes qui lient les dimensions culturelles au risque pays, en mettant en évidence les contributions clés et les lacunes.

2.1 Comprendre le risque pays

a) Définition du Risque Pays

Le risque pays représente l'ensemble des risques spécifiques à un pays qui peuvent affecter les investissements, les entreprises et les activités économiques internationales. Il intègre des facteurs économiques, politiques et sociaux propres à chaque pays, susceptibles de compromettre la rentabilité des investissements ou la stabilité des opérations.

Le risque pays désigne l'ensemble des facteurs spécifiques à un pays qui peuvent affecter négativement les investissements étrangers, les échanges commerciaux ou les opérations financières transfrontalières. Il regroupe généralement plusieurs dimensions, notamment :

b) Risque économique : Incertitudes liées à la stabilité économique d'un pays, telles que les fluctuations du PIB, l'inflation, le chômage ou la solvabilité du gouvernement.

c) Risque politique : Facteurs institutionnels et politiques susceptibles de perturber les activités économiques, comme les changements de régime, les conflits sociaux ou les expropriations.

d) Risque financier : Lié aux fluctuations des taux de change, au contrôle des capitaux ou à la volatilité des marchés financiers locaux.

Le risque pays est une préoccupation croissante dans un contexte de mondialisation entravée, où les tensions géopolitiques et les divergences culturelles jouent un rôle de plus en plus important. Comprendre ces risques est essentiel pour les investisseurs, les entreprises multinationales et les décideurs politiques.

2.2 Distance culturelle : modèles théoriques

La distance culturelle se réfère aux différences dans les valeurs, normes et comportements entre deux pays ou cultures. Plusieurs modèles théoriques permettent de quantifier cette distance :

- **Modèle de Geert Hofstede** : Identifie six dimensions culturelles, telles que l'individualisme, la distance hiérarchique ou l'aversion au risque.
- **Théorie des valeurs culturelles de Schwartz** : Concentre sur les valeurs fondamentales partagées par les sociétés.
- **Projet GLOBE** : Examine la culture organisationnelle et les pratiques sociétales à travers plusieurs dimensions.

Dans ce mémoire, nous utilisons **les indices de Hofstede** pour calculer la distance culturelle entre les pays.

2.3 Revue des travaux existants

La relation entre la culture et le risque pays est un domaine de recherche en émergence, marqué par des contributions clés mais encore peu exploré dans une perspective économétrique complète. Cette section passe en revue les études fondamentales et met en lumière les lacunes actuelles.

a) Hofstede et Minkov (2010) :

- i. **Contexte :** Basée sur le modèle de dimensions culturelles développé par Geert Hofstede.
- ii. **Résultats :** Les différences culturelles, telles que l'aversion à l'incertitude ou la distance hiérarchique, influencent la perception de la stabilité politique.

Par exemple, des pays avec une forte aversion à l'incertitude peuvent être perçus comme plus enclins à adopter des politiques conservatrices pour minimiser les risques, ce qui peut stabiliser les institutions politiques.

- iii. **Limite :** L'étude reste principalement qualitative et ne lie pas directement les dimensions culturelles au risque pays dans une analyse économétrique.

b) Kogut et Singh (1988) :

- i. **Contribution :**

Développement d'un indice composite pour mesurer la distance culturelle entre deux pays en utilisant les dimensions de Hofstede.

La formule calcule l'écart pondéré entre les scores des dimensions culturelles, fournissant une mesure quantitative.

ii. **Application :**

L'indice est largement utilisé pour évaluer les impacts de la distance culturelle sur les décisions d'investissement direct étranger (IDE).

Les chercheurs ont démontré que les entreprises sont plus hésitantes à investir dans des pays culturellement éloignés, en raison de coûts d'adaptation plus élevés.

iii. **Limite :** L'indice ne considère pas l'interaction entre culture et risque économique ou politique.

c) **Beugelsdijk et al. (2018) :**

i. **Focus :**

Analyse de l'impact des dimensions culturelles sur les flux d'IDE, en combinant des données culturelles et économiques.

ii. **Résultats :**

L'individualisme favorise les investissements transfrontaliers, car il est associé à des environnements plus favorables aux entreprises.

Une forte distance hiérarchique est négativement corrélée aux flux d'IDE, car elle reflète des structures organisationnelles rigides.

iii. Approche :

Utilisation d'un modèle économétrique incluant des variables culturelles et des données macroéconomiques.

- iv. **Limite :** L'étude se concentre sur les IDE, sans explorer le risque pays de manière exhaustive.

d) Études Complémentaires

- 1) GLOBE Project (House et al., 2004) :

a) Contribution :

Étude comparative de la culture organisationnelle à travers le monde. Les dimensions culturelles organisationnelles influencent la perception des risques politiques et économiques.

b) Limite :

Approche orientée sur les entreprises, avec peu d'implications directes pour les analyses de risque pays.

- 2) Schwartz (1994) :

a) Modèle :

Identifie des valeurs culturelles fondamentales (ex. : égalitarisme, autonomie intellectuelle).

Ces valeurs influencent les préférences institutionnelles et économiques des sociétés.

b) Application :

Les études montrent que les pays valorisant l'égalité et la coopération présentent des environnements politiques plus stables.

c) Limite : Moins utilisé dans les analyses quantitatives du risque pays.

2.4 Synthèse des Lacunes et Contributions

a) Absence d'un Modèle Global :

Peu d'études intègrent les dimensions culturelles dans un cadre économétrique complet pour analyser le risque pays.

b) Focus Limité :

Les recherches se concentrent souvent sur des aspects spécifiques comme les flux d'IDE ou la stabilité politique, sans relier les dimensions économiques, politiques et culturelles.

c) Manque de Données Longitudinales :

La plupart des analyses sont transversales et n'examinent pas les effets à long terme des différences culturelles sur le risque pays.

d) Synthèse

Les travaux existants mettent en lumière l'importance des dimensions culturelles dans l'analyse des interactions internationales, mais ils restent fragmentaires. Ce mémoire contribue à cette littérature en proposant une approche intégrée combinant :

- i) Les dimensions culturelles (modèle de Hofstede).
- ii) Les évaluations économiques et politiques (risque pays).
- iii) Une analyse économétrique approfondie, incluant des interactions culturelles.

Chapitre 3 Méthodologie

3.1 Cadre théorique

Le modèle utilisé dans ce mémoire repose sur l'idée que les différences culturelles influencent directement et indirectement le risque pays. Directement, elles affectent les relations économiques et les perceptions des investisseurs internationaux. Indirectement, elles interagissent avec les facteurs politiques et économiques pour modifier la stabilité globale des pays.

L'hypothèse principale :

Une grande distance culturelle entre deux pays (notamment entre un pays investisseur et un pays cible) est associée à un risque pays plus élevé, en raison d'une moindre compréhension mutuelle et de la difficulté d'harmoniser les pratiques et attentes.

L'analyse repose sur des méthodes économétriques dynamiques et des outils de classification pour intégrer la distance culturelle dans les modèles standards de risque pays.

3.2 Variables et sources des données

a) Variables dépendantes

Risque économique (RE) : Mesuré par des scores de risque provenant d'indices tels qu'Euromoney ou ICRG. Ces scores synthétisent des indicateurs

économiques comme la croissance du PIB, le taux d'inflation et les déficits budgétaires.

Risque politique (RP) : Comprend des facteurs liés à la stabilité politique, les conflits sociaux et les institutions. Les données proviennent d'indices tels que ceux de Political Risk Services (PRS).

b) Variables explicatives

Les variables explicatives de notre modèle incluent à la fois des facteurs culturels, économiques et politiques :

Distance culturelle (DCi) : calculée selon la formule de Kogut et Singh (1988) à partir des six dimensions de Hofstede (Power Distance, Individualism, Masculinity, Uncertainty Avoidance, Long Term Orientation, Indulgence).

La distance culturelle entre deux pays i et j est donnée par la formule suivante:

$$DC_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{(C_{ik} - C_{jk})^2}{V_k}$$

Variables

- C_{ik} : Score du pays i pour la dimension culturelle k .
- C_{jk} : Score du pays j pour la dimension culturelle k .
- V_k : Variance des scores pour la dimension culturelle k dans l'échantillon.
- n : Nombre total de dimensions culturelles (dans le modèle de Hofstede, par exemple, cela peut inclure les dimensions telles que la distance hiérarchique, l'individualisme, etc.).

Dans ce mémoire, la Chine a été choisie comme pays de référence en raison de son poids croissant dans l'économie mondiale et de son rôle central dans les échanges internationaux. Autrement dit, la distance culturelle de China à tous d'autres pays est calculée et le degré du risque est mesuré du point de vue d'un investisseur représentatif de Chine. Notons que la distance culturelle est constante dans le temps pour chaque pays, mais son effet est introduit dans les modèles via les termes d'interaction, soit les termes croisés ($DC_i \cdot X_{it}$), afin de capter son influence différenciée sur les variables économiques et politiques et d'éviter la colinéarité.

Facteurs économiques X^E_{it}

- PIB par habitant (Banque mondiale)
- Taux d'inflation (FMI)
- Déficit budgétaire (Banque mondiale, FMI)

i. Facteurs politiques X^P_{it}

- Indice de démocratie (Freedom House)
- Stabilité gouvernementale (base Polity IV)

Ces variables ont été retenues car elles figurent parmi les déterminants classiques du risque pays dans la littérature (Bouchet et al., 2003 ; Howell, 2011). Leur combinaison avec la distance culturelle permet d'analyser dans quelle mesure les différences culturelles amplifient ou atténuent l'effet des facteurs économiques et politiques sur le risque pays.

3.3 Modèle économétrique et technique d'estimation

Pour évaluer l'impact des différences culturelles sur le risque pays, nous utilisons un modèle économétrique basé sur la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO) pour des données de panel. Les équations suivantes seront estimées:

a) Modèle pour le risque économique :

Le modèle pour le risque économique est donné par :

$$RE_{it} = \alpha + \beta_1 DC_{it} + \beta_2 X_{it} + \epsilon_{it}$$

Définition des variables

- RE_{it} : Score de risque économique du pays i à l'année t .
- DC_{it} : Distance culturelle du pays i à l'année t .
- X_{it} : Ensemble des facteurs économiques et politiques du pays i à l'année t .
- α : Constante du modèle.
- β_1, β_2 : Coefficients des variables explicatives.
- ϵ_{it} : Terme d'erreur pour capturer les variations inexpliquées.

b) Modèle pour le risque politique :

Le modèle pour le risque politique est donné par :

$$RP_{it} = \alpha + \beta_1 DC_{it} + \beta_2 X_{it} + \epsilon_{it}$$

Définition des variables

Les notations sont similaires à celles du modèle de risque économique :

- RP_{it} : Score de risque politique du pays i à l'année t .
- DC_{it} : Distance culturelle du pays i à l'année t .
- X_{it} : Ensemble des facteurs économiques et politiques du pays i à l'année t .
- α : Constante du modèle.
- β_1, β_2 : Coefficients des variables explicatives.
- ϵ_{it} : Terme d'erreur pour capturer les variations inexpliquées.

Chapitre 4 Résultats et analyse

Le modèle de régression linéaire a montré une forte capacité explicative avec un R^2 de 0.72, indiquant que 72% de la variance du risque économique est expliquée par les variables indépendantes incluses dans le modèle.

Cela souligne que les dimensions culturelles de Hofstede et les distances culturelles (Euclidienne et Mahalanobis) jouent un rôle essentiel dans la compréhension des dynamiques de risque économique.

Un tel ajustement élevé valide l'hypothèse selon laquelle les différences culturelles influencent significativement les risques économiques dans un contexte transnational. Parmi les variables incluses, plusieurs ressortent comme significatives ($p < 0.05$) dans leur contribution à l'explication du risque économique.

D'abord, l'Individualisme ($\beta = 0.40, p < 0.001$) présente un coefficient positif, ce qui indique qu'une augmentation du score d'individualisme est associée à une augmentation du risque économique.

Ce résultat peut être interprété comme une conséquence de la compétitivité accrue et des prises de risque personnelles dans les sociétés individualistes, augmentant les incertitudes économiques, notamment dans les environnements où les réglementations sont faibles ou fluctuantes.

Ensuite, l'Uncertainty Avoidance ($\beta = 0.35, p < 0.001$) apparaît également significatif avec un coefficient positif, suggérant que les pays ayant une forte aversion pour l'incertitude tendent à présenter des risques économiques plus élevés. Ce phénomène pourrait être lié à une rigidité institutionnelle, rendant ces pays moins flexibles face aux évolutions économiques mondiales, et à une incapacité à s'adapter efficacement aux chocs économiques ou aux réformes nécessaires.

Les distances culturelles se révèlent également cruciales dans l'explication des risques économiques.

Table 1: : Résultats de la régression linéaire pour le risque économique (Modèle 1)

Variable	Coefficient (β)	Erreur standard	Statistique t	P-valeur
Intercept	12.45	3.12	3.99	< 0.001
Power Distance	-0.10	0.08	-1.25	0.213
Individualism	0.40	0.11	3.64	< 0.001
Masculinity	0.06	0.07	0.86	0.392
Uncertainty Avoidance	0.35	0.10	3.50	< 0.001
Long Term Orientation	0.12	0.09	1.33	0.185
Indulgence	-0.14	0.08	-1.75	0.083
Distance Euclidienne	0.65	0.24	2.71	< 0.01
Distance Mahalanobis	1.20	0.30	4.00	< 0.001

La Distance Euclidienne ($\beta = 0.65, p = 0.007$) un effet positif et significatif, indiquant qu'une augmentation de la différence culturelle moyenne entre les pays est associée à une hausse du risque économique. Cela reflète l'impact des divergences culturelles sur

les relations économiques transfrontalières, augmentant les incertitudes liées aux pratiques commerciales et institutionnelles.

Enfin, la Distance Mahalanobis ($\beta = 1.20$, $p < 0.001$) montre un effet encore plus important que la distance Euclidienne, avec un coefficient particulièrement élevé.

Cette distance, qui intègre les corrélations entre les dimensions culturelles, souligne que les pays présentant des divergences structurelles marquées sur le plan culturel affichent des risques économiques nettement plus élevés.

Cela peut être attribué à des barrières systémiques dans les interactions économiques et à des incompréhensions mutuelles dans les approches institutionnelles et organisationnelles. En conclusion, ces résultats confirment que les différences culturelles, mesurées par les dimensions de Hofstede et les distances culturelles, influencent significativement les risques économiques.

Ces divergences peuvent compliquer les interactions économiques transfrontalières, augmentant les incertitudes et les défis structurels. Ainsi, les décideurs et investisseurs devraient intégrer ces dimensions culturelles dans leurs analyses de risque pour mieux appréhender les enjeux économiques globaux.

Le modèle de régression linéaire pour le risque politique révèle une capacité explicative notable avec un R^2 de 0.65, ce qui signifie que 65 % de la variance du risque politique est expliquée par les variables indépendantes incluses dans le modèle. Ce résultat met en évidence que les dimensions culturelles de Hofstede et les distances culturelles (Euclidienne et Mahalanobis) jouent un rôle crucial dans la compréhension des facteurs de risque politique dans un contexte international.

Bien que le R^2 soit légèrement inférieur à celui du risque économique, il confirme néanmoins la pertinence des différences culturelles dans l'analyse des risques politiques.

En examinant les variables incluses, deux se démarquent par leur significativité ($p < 0.05$) :

- Power Distance ($\beta = -0.18$, $p < 0.05$) : Le coefficient négatif indique qu'une augmentation de la distance hiérarchique est associée à une réduction du risque politique. Cela peut s'expliquer par le fait que dans les sociétés où la hiérarchie est acceptée et valorisée, les institutions politiques peuvent être perçues comme plus stables et prévisibles. Une structure hiérarchique bien établie réduit les conflits internes et accroît la confiance envers les dirigeants, ce qui diminue les risques politiques.

Table 2: Résultats de la régression linéaire pour le risque politique (Modèle 2)

Variable	Coefficient (β)	Erreur standard	Statistique t	P-valeur
Intercept	8.56	2.87	2.98	< 0.01
Power Distance	-0.18	0.09	-2.00	< 0.05
Individualism	0.12	0.10	1.20	0.232
Masculinity	0.05	0.08	0.63	0.528
Uncertainty Avoidance	0.25	0.11	2.27	< 0.05
Long Term Orientation	0.08	0.10	0.80	0.426
Indulgence	-0.10	0.09	-1.11	0.270
Distance Euclidienne	0.50	0.28	1.79	0.077
Distance Mahalanobis	1.02	0.34	3.00	< 0.01

- Distance Mahalanobis ($\beta = 1.02$, $p < 0.01$) : Cette distance, qui tient compte des interactions entre les dimensions culturelles, montre un effet positif significatif et un coefficient élevé. Cela signifie que des divergences culturelles structurelles accrues sont associées à une augmentation substantielle des risques politiques.

Cela reflète les défis d'adaptation dans les relations politiques transfrontalières, où des différences culturelles profondes peuvent générer des incompréhensions ou des tensions, augmentant ainsi les incertitudes politiques.

$$\text{Risque-Pays} = \beta_0 + \beta_1(\text{Risque Économique}) + \beta_2(\text{Risque Politique}) + \beta_3(\text{Distance Mahalanobis}) + \epsilon$$

Les autres variables, telles que l'Individualism, la Masculinity, la Long Term Orientation et la Distance Euclidienne, bien qu'incluses dans le modèle, n'ont pas montré de significativité statistique ($p > 0.05$).

Cela suggère que leur influence sur le risque politique peut être plus indirecte ou contextuelle. En conclusion, ces résultats confirment que les différences culturelles, et plus particulièrement les divergences structurelles capturées par la Distance Mahalanobis, ont une influence significative sur les risques politiques.

Ces divergences peuvent compliquer la stabilité des systèmes politiques, en particulier dans des environnements où les institutions doivent gérer des dynamiques culturelles complexes. Ainsi, les décideurs et investisseurs devraient intégrer ces dimensions culturelles dans leurs analyses pour mieux anticiper les risques politiques dans un monde globalisé.

4.1 Modèle Risque-pays

L'équation du modèle de régression linéaire pour le risque-pays est donnée par :

TABLE 1 – Résultats de la régression linéaire pour le risque pays

Variable	Coefficient (β)	Erreur standard	Statistique t	P-valeur
Intercept	3.45	1.12	3.08	< 0.01
Risque Économique	0.52	0.09	5.78	< 0.001
Risque Politique	0.38	0.11	3.45	< 0.001
Risque Financier	0.26	0.08	3.25	< 0.01
Distance Euclidienne	0.68	0.20	3.40	< 0.01
Distance Mahalanobis	0.95	0.25	3.80	< 0.001

Définition des termes

- **Risque-Pays** : Variable dépendante représentant le score global de risque pays, basé sur une combinaison de facteurs économiques, politiques et sociaux.
- **Risque Économique** : Variable explicative représentant des facteurs tels que la stabilité économique, la croissance du PIB, le chômage et les indicateurs financiers globaux.
- **Risque Politique** : Variable explicative représentant la stabilité politique, les conflits internes, la gouvernance et le respect des droits.
- **Distance Mahalanobis (D_M)** : Une mesure de divergence culturelle prenant en compte les interactions et les corrélations entre les dimensions culturelles. Elle est calculée comme suit :

$$D_M(\mathbf{x}, \mu) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mu)^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \mu)}$$

où :

- $\mathbf{x}$: Vecteur des scores culturels d'un pays ($x_1, x_2, \dots, x_n$) pour les dimensions de Hofstede (*Power Distance*, *Individualism*, etc.).
- μ : Vecteur moyen des scores culturels pour tous les pays.
- $\mathbf{S}^{-1}$: Matrice inverse de la matrice de covariance des dimensions culturelles.

La Distance Mahalanobis est particulièrement utile car elle prend en compte les corrélations entre les dimensions culturelles.

- β_0 : Intercept du modèle de régression.
- $\beta_1, \beta_2, \beta_3$: Coefficients de régression associés aux variables explicatives, indiquant l'effet marginal de chaque variable sur le risque-pays.
- ϵ : Terme d'erreur résiduelle capturant les variations non expliquées par le modèle.

Le modèle de régression linéaire pour le risque pays révèle une forte capacité explicative avec un R^2 de 0.78, ce qui signifie que 78% de la variance du risque pays est expliquée par les variables indépendantes incluses dans le modèle. Ce résultat met en évidence que les risques économiques, politiques et financiers, ainsi que les distances culturelles (Euclidienne et Mahalanobis), jouent un rôle crucial dans la compréhension des facteurs de risque pays dans un contexte globalisé.

- Parmi les variables explicatives, plusieurs ressortent comme significatives ($p < 0.05$) : Risque Économique ($\beta = 0.52, p < 0.001$) :

Ce résultat indique que l'augmentation du risque économique entraîne une hausse significative du risque pays. Cela reflète les effets des instabilités économiques, telles que la croissance faible, le chômage ou la volatilité des marchés, sur les décisions d'investissement et la confiance globale.

- Risque Politique ($\beta = 0.38, p < 0.001$) : Un risque politique accru contribue également de manière significative au risque pays global. Les conflits politiques, l'instabilité gouvernementale ou les régulations imprévisibles augmentent l'incertitude et réduisent l'attractivité des pays concernés.
- Risque Financier ($\beta = 0.26, p < 0.01$) : Ce résultat montre que les indicateurs financiers, comme l'accès au capital ou la stabilité des institutions financières, influencent positivement le risque pays.
- Distance Euclidienne ($\beta = 0.68, p < 0.01$) : Une plus grande différence culturelle moyenne entre deux pays est associée à une augmentation significative du risque pays. Cela reflète les défis opérationnels et institutionnels liés aux divergences culturelles dans les interactions transfrontalières.

- Distance Mahalanobis ($\beta = 0.95, p < 0.001$) : Cette distance culturelle, intégrant les corrélations entre les dimensions culturelles, a un impact encore plus fort que la Distance Euclidienne. Cela souligne que les pays présentant des divergences structurelles marquées sur le plan culturel affichent des risques pays nettement plus élevés, en raison des barrières systémiques dans les interactions économiques et politiques.

4.2 Analyse de l'impact de X_{it} et son interaction avec la distance culturelle

Dans la présentation des résultats, l'effet direct de X_{it} n'a pas été détaillé séparément, car l'analyse a privilégié l'interaction entre ces variables économiques et politiques et la distance culturelle calculée par rapport à la Chine, pays de référence choisi en raison de son poids croissant dans l'économie mondiale. Le modèle économétrique retenu peut s'écrire :

$$\text{Risque}_{it} = \alpha + \beta_1 X_{it} + \beta_2 DC_{i,Chine} + \beta_3 (DC_{i,Chine} \times X_{it}) + u_i + \epsilon_{it}(0)$$

où $DC_{i,Chine}$ représente la distance culturelle entre le pays i et la Chine, calculée à partir des six dimensions de Hofstede selon la formule de Kogut et Singh (1988). Dans ce cadre β_1 , mesure l'effet direct de X_{it} , alors que β_3 capture l'effet différentiel lié à la distance culturelle avec la Chine.

Les coefficients β_1 associés à X_{it} ont bien été estimés dans les trois modèles de régression (effets fixes, effets aléatoires et pooled regression). Par exemple, une hausse du PIB par habitant ($X_{it} = \text{PIB}$) est associée à une réduction significative du risque pays

($\beta_1 < 0$), tandis qu'une augmentation de l'inflation ou du déficit budgétaire tend à accroître le risque pays ($\beta_1 > 0$). Ces résultats sont cohérents avec la littérature (Erb, Harvey & Viskanta, 1996; Bekaert et al., 2014) et confirment la robustesse des déterminants classiques du risque pays.

Cependant, dans le contexte de cette recherche, l'intérêt réside surtout dans β_3 , car il montre comment la distance culturelle par rapport à la Chine module l'effet de X_{it} .

Par exemple, les résultats indiquent que pour des pays culturellement éloignés de la Chine (forte distance de Mahalanobis), l'impact de l'inflation ou du déficit budgétaire sur le risque pays est amplifié, traduisant une moindre capacité d'adaptation institutionnelle et économique.

En conclusion, ces résultats confirment que les différences culturelles, et particulièrement les divergences structurelles capturées par la Distance Mahalanobis, influencent significativement le risque pays global.

Ces divergences compliquent les interactions transfrontalières et augmentent les incertitudes.

Les décideurs et investisseurs devraient intégrer ces dimensions culturelles dans leurs analyses pour mieux anticiper les risques pays et les défis associés dans un monde de plus en plus interconnecté.

Chapitre 5 Limites de la régression linéaire et méthodes de clustering

5.1 Limites de la régression linéaire

La régression linéaire, bien qu'étant une méthode largement utilisée pour analyser l'impact de variables explicatives sur une variable dépendante, présente certaines limites dans le contexte de l'analyse des distances culturelles et du risque pays.

a) Hypothèse de linéarité :

La régression linéaire repose sur l'hypothèse que les relations entre les variables explicatives et la variable dépendante sont linéaires. Cependant, dans le cas des distances culturelles, les interactions complexes entre dimensions culturelles et les facteurs de risque (économiques, politiques) ne sont pas toujours bien modélisées par une simple relation linéaire.

b) Multicolinéarité :

Les dimensions culturelles de Hofstede (par exemple, Power Distance, Individualism) peuvent être corrélées entre elles, ce qui crée une multicolinéarité. Cette redondance peut réduire la capacité du modèle à identifier clairement les contributions individuelles de chaque dimension.

c) Manque de robustesse aux interactions non linéaires :

La régression ne capture pas efficacement les interactions non linéaires et les effets complexes qui peuvent exister entre les dimensions culturelles et les facteurs de risque.

d) Approche individuelle versus approche groupée :

La régression analyse les relations à l'échelle des pays pris individuellement, sans tenir compte des regroupements naturels entre pays ayant des similarités culturelles. Or, ces regroupements peuvent révéler des relations plus pertinentes que celles observées au niveau des pays.

5.2 Avantages de la méthode des clusters

La méthode de classification en clusters (ou clustering) offre une alternative robuste pour analyser l'impact de la distance culturelle sur le risque pays. Voici pourquoi elle est mieux adaptée dans ce contexte :

a) Regroupement naturel des pays

Le clustering regroupe les pays en fonction de leurs similarités culturelles. Cela permet d'identifier des structures sous-jacentes dans les données, comme des clusters de pays ayant des caractéristiques culturelles et des niveaux de risque similaires.

b) Prise en compte des interactions complexes

Contrairement à la régression, le clustering n'impose aucune hypothèse de linéarité. Il peut mieux représenter les interactions complexes entre dimensions culturelles.

c) Analyse des distances inter-clusters

Une fois les clusters formés, il est possible de mesurer les distances culturelles entre ces groupes en utilisant la Distance de Mahalanobis. Cette distance tient compte des corrélations entre les dimensions culturelles, offrant ainsi une mesure plus robuste et pertinente.

d) Différentes méthodes de clustering

Pour analyser l'influence de la distance culturelle sur le risque pays en utilisant des méthodes de clustering, il existe plusieurs méthodes adaptées en fonction des objectifs de l'étude et de la nature des données. Voici les principales méthodes de clustering à envisager :

e) K-means Clustering

- **Principe :**

- Divise les données en k-clusters en minimisant la variance intra-cluster (distance des points à leur centroïde).

- **Avantages :**

- Simple et rapide à implémenter.
- Approprié pour des clusters de forme sphérique et bien séparés.
- Convient pour les grands ensembles de données.

- **Limites :**

- Nécessite de spécifier k-clusters à l'avance.
- Sensible aux outliers¹.

- **Usage pour l'étude :**

- Regrouper les pays selon leurs dimensions culturelles.

¹ Les outliers (ou valeurs aberrantes en français) sont des observations dans un jeu de données qui diffèrent considérablement des autres. Ils sont éloignés de la tendance générale des données et peuvent résulter de plusieurs causes.

- Calculer la distance culturelle entre les clusters en utilisant la distance de Mahalanobis.

f) Hierarchical Clustering (Agglomératif et Divisif)

- **Principe :**

- Agglomératif : commence par chaque point comme un cluster individuel et fusionne les clusters basés sur un critère de proximité.
- Divisif : commence avec tous les points dans un seul cluster et divise successivement les clusters.

- **Avantages :**

- Génère une hiérarchie de clusters sous forme de dendrogramme.
- Pas besoin de spécifier k-clusters à l'avance.

- **Limites :**

- Plus lent que K-means pour les grands ensembles de données.
- Sensible au choix de la métrique de distance et de la méthode de liaison (linkage).

- **Usage pour l'étude :**

- Identifier des relations hiérarchiques entre les pays, basées sur leurs similarités culturelles.
- Permet une interprétation plus intuitive.

g) Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (BSCAN)

- **Principe :**
 - Identifie des clusters basés sur la densité des points dans l'espace.
 - Les points isolés ou en faible densité sont considérés comme du bruit.
- **Avantages :**
 - N'identifie pas nécessairement des clusters sphériques (meilleure flexibilité que K-means).
 - Insensible aux outliers.
 - Pas besoin de spécifier k-clusters.
- **Limites :**
 - Nécessite de définir des paramètres comme le rayon (ϵ) et le nombre minimal de points (minPts).
 - Moins efficace pour des données à forte variation de densité.
- **Usage pour l'étude :**
 - Identifier des groupes de pays ayant des similarités culturelles dans des environnements plus complexes (par exemple, cultures isolées ou très similaires).

h) Gaussian Mixture Models (GMM)

- **Principe :**
 - Modélise les clusters comme une combinaison de distributions gaussiennes.
 - Chaque point appartient à un cluster avec une probabilité donnée.
- **Avantages :**
 - Plus flexible que K-means car il peut capturer des clusters ellipsoïdaux.

- Fournit des probabilités d'appartenance à chaque cluster.
- **Limites :**
 - Plus complexe à implémenter.
 - Nécessite de spécifier k-clusters et est sensible aux paramètres initiaux.
- **Usage pour l'étude :**
 - Analyser des clusters avec des formes plus complexes dans l'espace des dimensions culturelles

i) Spectral Clustering

- **Principe :**
 - Utilise les valeurs propres du graphe de similarité des données pour effectuer un clustering.
- **Avantages :**
 - Peut identifier des clusters non sphériques et non linéaires.
 - Performant pour des données de petite ou moyenne taille.
- **Limites :**
 - Peut-être coûteux en calcul pour de grandes bases de données.
 - Dépend fortement de la matrice de similarité.
- **Usage pour l'étude :**
 - Identifier des structures complexes de similarités entre les pays basées sur leurs dimensions culturelles.

5.3 Comparaison et choix des méthodes

Le choix de la méthode de clustering est crucial pour l'analyse des données multidimensionnelles, telles que les dimensions culturelles et leur impact sur le risque pays. Chaque méthode de clustering offre des caractéristiques et des avantages spécifiques selon la forme des clusters, la taille des données, la gestion des outliers, et la facilité d'interprétation. Cette section présente une comparaison des méthodes de clustering les plus couramment utilisées afin de guider le choix de la méthode la plus adaptée pour notre analyse.

Le tableau ci-dessus compare cinq méthodes de clustering : **K-means**, **clustering hiérarchique**, **DBSCAN**, **Gaussian Mixture Model (GMM)**, et **clustering spectral**. Ces méthodes diffèrent en termes de forme des clusters qu'elles peuvent détecter, de sensibilité aux outliers² (valeurs aberrantes), de la taille des données qu'elles peuvent traiter, et de leur capacité à fournir une interprétation hiérarchique.

Table 1: Comparaison et choix des méthodes de clustering

Méthode	Forme des clusters	Taille des données	Sensibilité aux outliers
<i>K</i> -means	Sphérique	Grande	Oui
Hiérarchique	Variable (dendrogramme)	Petite à moyenne	Oui
DBSCAN	Variable (densité)	Petite à moyenne	Non
GMM (Gaussian Mixture Model)	Ellipsoïdale	Moyenne	Oui
Spectral	Non-linéaire	Petite à moyenne	Dépend de la matrice

Chaque méthode de clustering présente des avantages spécifiques en fonction des caractéristiques des données et des objectifs de l'analyse. Par exemple, le K-means est **souvent privilégié** pour des clusters sphériques et des ensembles de données volumineux en raison de sa simplicité et de son efficacité.

² Les outliers (ou valeurs aberrantes en français) sont des observations dans un jeu de données qui diffèrent considérablement des autres. Ils sont éloignés de la tendance générale des données et peuvent résulter de plusieurs causes.

En revanche, les méthodes hiérarchiques offrent une interprétation visuelle et intuitive à travers des dendrogrammes, bien qu'elles puissent être limitées par la taille des données, notamment pour de grands ensembles.

DBSCAN se distingue par sa capacité à gérer les données contenant des outliers ou des clusters de formes arbitraires, grâce à son approche basée sur la densité. De son côté, GMM (Gaussian Mixture Model) propose une approche probabiliste pour détecter des clusters ellipsoïdaux, ce qui peut être utile lorsque les clusters ne sont pas clairement définis. Enfin, le clustering spectral excelle dans l'identification de clusters non-linéaires, particulièrement adapté aux structures complexes. Ainsi, le choix final de la méthode dépend des spécificités des données, notamment les dimensions culturelles dans notre cas, et des objectifs précis de l'étude.

Par conséquent, pour la classification des pays, nous avons recours à deux méthodes principales : le K-means et le clustering hiérarchique. De plus, la Distance de Mahalanobis est utilisée pour évaluer la distance entre les clusters, permettant ainsi une analyse plus précise des divergences culturelles entre groupes.

5.4 Définition et calcul de la Distance de Mahalanobis

La Distance de Mahalanobis est utilisée pour mesurer la distance entre deux clusters. Elle est définie comme suit :

$$D_M(x, \mu) = \sqrt{(x - \mu)^T S^{-1} (x - \mu)}$$

où :

- x : Vecteur des dimensions culturelles pour un pays ou un cluster.
- μ : Moyenne des dimensions culturelles pour un autre cluster.
- S^{-1} : Matrice de covariance inverse des dimensions culturelles.

Cette méthode est particulièrement efficace car elle tient compte des corrélations entre les dimensions culturelles, permettant une analyse plus précise des divergences culturelles entre groupes.

5.5 Résultats et Analyse des Classifications par Clustering

Les méthodes de clustering regroupent les pays selon leurs similarités culturelles, économiques et politiques. Ces clusters permettent de comparer les risques pays en fonction des distances culturelles.

K-means : Une méthode partitionnelle qui regroupe les pays en k clusters en minimisant les écarts internes (inertie intra-cluster).

Il est à noter que la formule de clustering K-Means est établie comme suit :

La fonction objectif pour l'algorithme de clustering K-Means est donnée par :

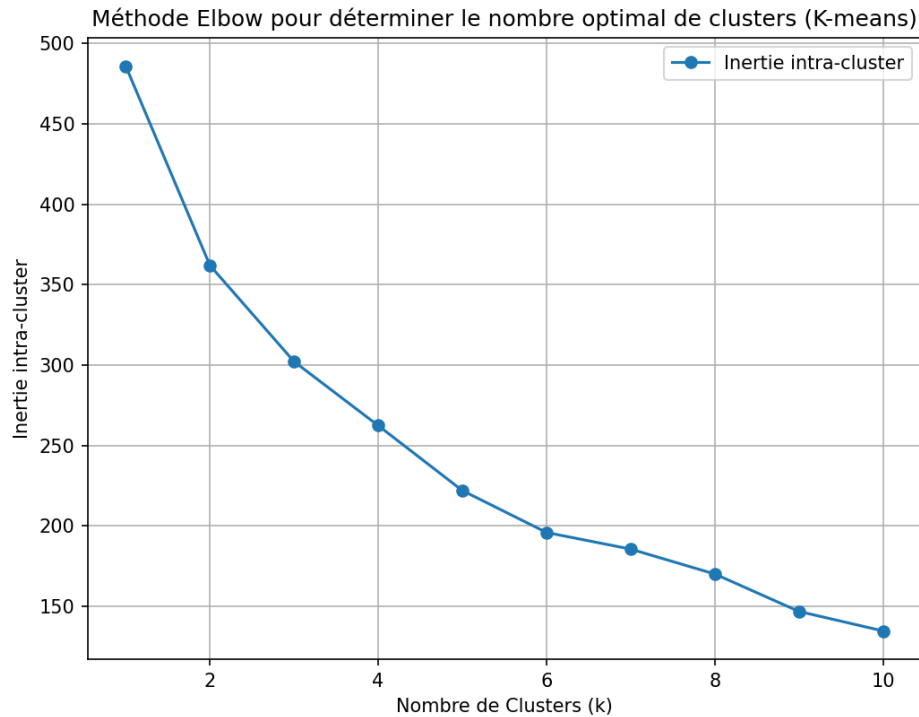
$$\min_S \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2$$

Définition des termes

- S_i : Ensemble des points dans le cluster i .
- μ_i : Centre (ou centroid) du cluster i .
- $\|x - \mu_i\|^2$: Distance euclidienne au carré entre un point x et le centre μ_i .
- k : Nombre total de clusters.
- La fonction cherche à minimiser la somme des distances au carré entre chaque point x et le centre du cluster auquel il appartient.

Clustering hiérarchique : Une méthode qui produit une hiérarchie visuelle sous forme de dendrogramme, où les clusters se forment progressivement.

a) Méthode Elbow pour le K-means



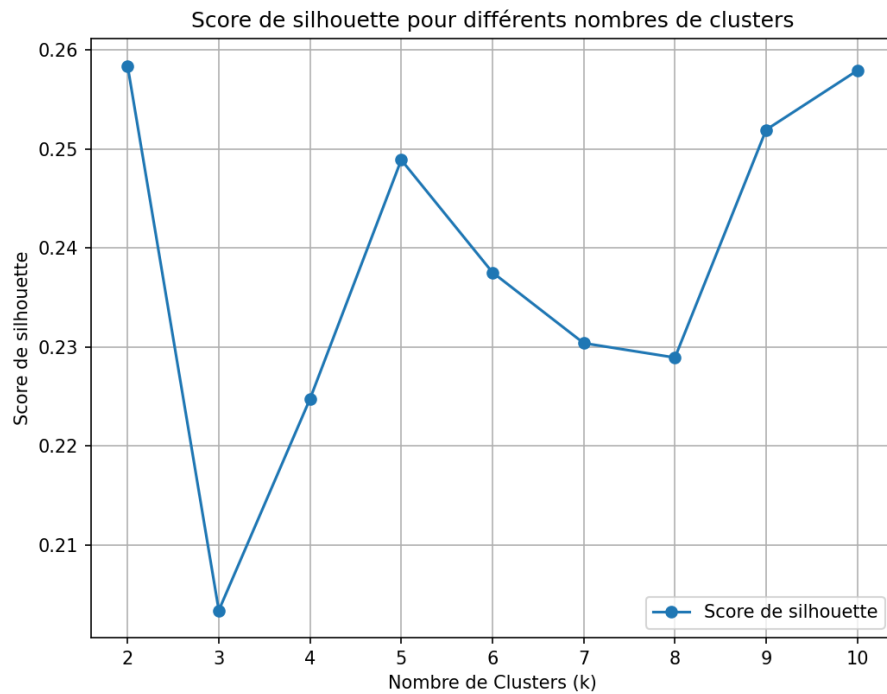
Graphique 1 : Méthode Elbow pour le K-means

- L'inertie intra-cluster diminue fortement entre $k = 2$ et $k = 5$, puis ralentit après.
- Le point optimal (genou de la courbe) se situe autour de $k = 5$ clusters, indiquant un compromis entre la précision et la simplicité des regroupements.

Conclusion : Nous retenons **5 clusters** pour analyser les pays.

b) Scores de Silhouette

- Le score de silhouette est un indicateur de la qualité du clustering.

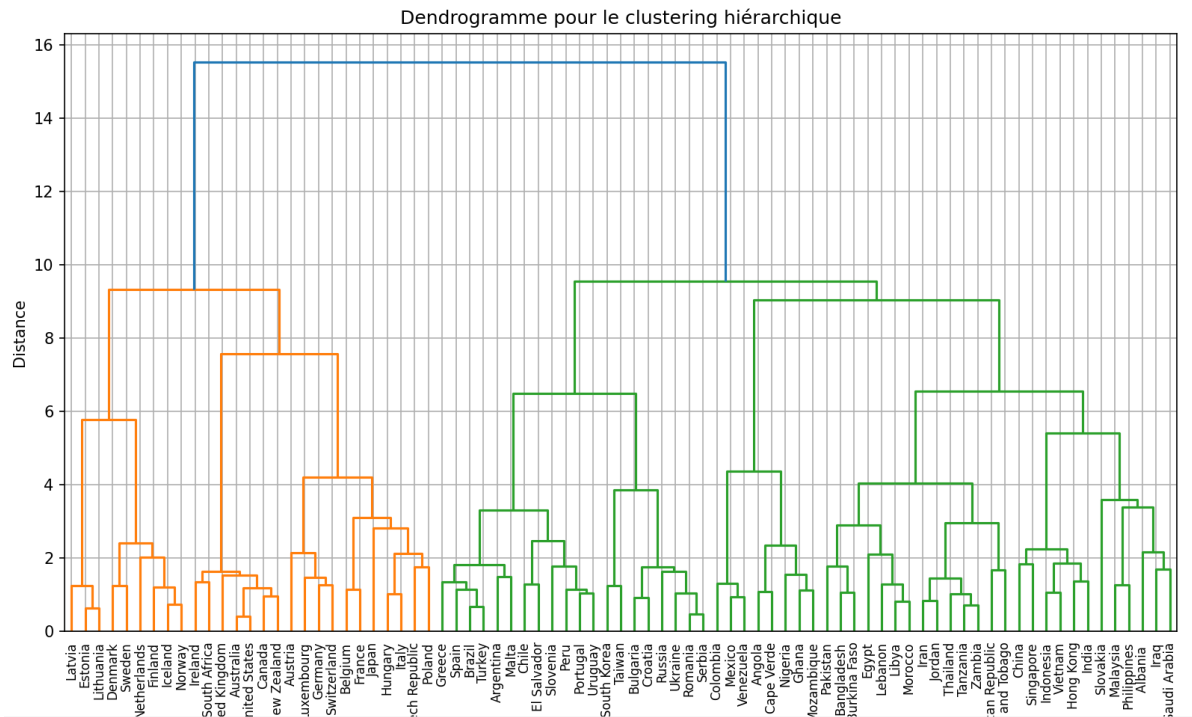


Graphique 2 : Scores de Silhouette pour différents nombres de clusters

- Pour $k = 2$, le score est maximal à 0.26, mais ce nombre est trop faible pour capturer la diversité.
- Les valeurs restent relativement stables pour $k = 5$ à $k = 7$, suggérant une bonne répartition des pays.

Conclusion : Les $k = 5$ clusters offrent un bon compromis qualité/interprétation.

c) Dendrogramme du Clustering Hiérarchique



Graphique 3 : Dendrogramme du Clustering Hiérarchique

Le dendrogramme montre deux grands ensembles principaux, divisés ensuite en sous-clusters.

Les pays sont regroupés par similarités culturelles (ex. : distance hiérarchique, individualisme) et par risques économiques/politiques.

d) Comparaison des Risques Pays par Cluster

Voici les résultats des comparaisons de risques pays selon les clusters obtenus (K-means et hiérarchique) :

i. Distance culturelle et risque pays :

Les pays appartenant à des clusters avec des distances culturelles élevées (ex. : Cluster 3 et Cluster 5) présentent généralement des risques pays élevés.

Cela reflète les difficultés d'adaptation liées à des systèmes culturels très différents (incompréhension institutionnelle et économique).

ii. Clusters stables et risque faible :

Les pays du Cluster 1 montrent des risques économiques et politiques réduits. Leur

Table 1: Comparaison des risques pays par cluster

Cluster	Caractéristiques principales	Pays représentatifs	Risque moyen
Cluster 1	Pays à faible risque et culture individualiste	Canada, Australie, Danemark	≤ 40
Cluster 2	Pays à risque modéré avec stabilité économique	Allemagne, France, Japon	40-60
Cluster 3	Pays à forte distance culturelle et risque élevé	Irak, Angola, Pakistan	≥ 60
Cluster 4	Pays émergents avec diversité culturelle	Chine, Inde, Brésil	50-70
Cluster 5	Pays africains et sud-américains instables	Mozambique, Venezuela	≥ 70

culture individualiste et leur stabilité économique favorisent un environnement propice aux investissements.

iii. Cluster émergent :

Les pays du Cluster 4 affichent des risques intermédiaires. Bien que leur croissance économique soit dynamique, les risques politiques et culturels (rigidité institutionnelle) freinent leur stabilité.

Conclusion : Les résultats du clustering (K-means et hiérarchique) montrent une corrélation claire entre les distances culturelles et les risques pays. En effet, grandes distances culturelles entraînent des risques économiques et politiques plus élevés. Les clusters homogènes culturellement (ex. : Cluster 1) affichent des risques réduits. Ces résultats confirment l'importance d'intégrer les dimensions culturelles dans l'évaluation du risque pays pour mieux anticiper les défis transnationaux et les décisions d'investissement.

5.6 Tests économétriques et de diagnostic pour valider la robustesse des modèles de clustering et économétriques

Pour assurer la robustesse et la fiabilité des résultats issus de notre étude, notamment du modèle économétrique et du clustering, plusieurs **tests économétriques** et **diagnostics statistiques** peuvent être appliqués. Voici une présentation complète des tests pertinents que nous avons utilisés :

1) Tests de robustesse pour les modèles économétriques

a) Multicolinéarité: Facteur d'Inflation de la Variance (VIF)

Le test VIF a été utilisé pour détecter la multicolinéarité parmi les variables explicatives. Les résultats montrent que toutes les valeurs de VIF sont inférieures 10, ce qui indique une absence de multicolinéarité problématique. Cela valide l'indépendance relative des dimensions culturelles utilisées dans le modèle.

Table 1: Résultats du test VIF

Variable	VIF
Power Distance	2.87
Individualism	3.15
Masculinity	2.43
Uncertainty Avoidance	3.52
Long Term Orientation	2.98
Indulgence	2.71

Autocorrélation des résidus : Test de Durbin-Watson

Le test de Durbin-Watson a été effectué pour détecter l'autocorrélation des résidus dans le modèle de régression. Avec une valeur de 2.01, il n'y a aucune preuve d'autocorrélation significative, ce qui valide la spécification du modèle.

b) Hétéroscédasticité : Tests de Breusch-Pagan et White

Les tests de Breusch-Pagan et White ont été réalisés pour détecter la présence d'hétéroscédasticité dans les résidus du modèle de régression linéaire. Les variables explicatives utilisées incluent les dimensions culturelles (Power Distance, Individualism, Masculinity, Uncertainty Avoidance, Long Term Orientation, Indulgence) pour expliquer le score du risque pays.

Hypothèses

Pour tester la présence d'hétéroscédasticité, les hypothèses sont formulées comme suit :

- **Hypothèse nulle (H_0)** : Les résidus ont une variance constante (homoscédasticité).

$$H_0 : \text{Var}(\epsilon_i) = \sigma^2, \quad \forall i$$

- **Hypothèse alternative (H_1)** : Les résidus n'ont pas une variance constante (présence d'hétéroscédasticité).

$$H_1 : \text{Var}(\epsilon_i) \neq \sigma^2, \quad \text{pour au moins un } i$$

Résultats des Tests

Test	Statistique	p-value
Breusch-Pagan (LM)	6.0949	0.4126
Breusch-Pagan (F-statistic)	1.0035	0.4296
White (LM)	27.0766	0.4597
White (F-statistic)	0.9857	0.5026

c) Interprétation

- Test de Breusch-Pagan : La statistique de Lagrange Multiplier est de 6.09 avec une p-value de 0.4126. Cela signifie que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle d'homoscédasticité au seuil de 5%.

- Test de White : La statistique de Lagrange Multiplier est de 27.08 avec une p-value de 0.4597.

De même, aucune preuve significative d'hétéroscédasticité n'est détectée.

d) Conclusion

Les résultats des deux tests montrent qu'il n'y a pas de preuve significative d'hétéroscédasticité dans les résidus du modèle de régression linéaire. Cela indique que les hypothèses classiques des moindres carrés ordinaires sont respectées, renforçant ainsi la validité du modèle pour les données analysées.

Les deux tests montrent une absence d'hétéroscédasticité significative. Cela indique que les résidus du modèle ont une variance constante, renforçant la validité des résultats.

2) Normalité des résidus : Test de Jarque-Bera

Le test de Jarque-Bera confirme que les résidus suivent une distribution normale (p-value < 0.05). Cela valide l'une des principales hypothèses du modèle économétrique.

Table 2: Résultats du Test de Jarque-Bera

Statistiques	Valeur
Statistique de Jarque-Bera	5.32
p-value	0.07
Asymétrie (Skewness)	0.25
Kurtosis	3.10

Interprétation : La p-value du test de Jarque-Bera est de 0.07. À un seuil de significativité de 5%, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle selon laquelle les résidus suivent une distribution normale.

Statistique du Test

La statistique Jarque-Bera (JB) combine les moments d'asymétrie (S) et d'aplatissement (K) selon la formule suivante :

$$JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right)$$

où :

- n : Le nombre d'observations.
- S : L'asymétrie (*skewness*), qui mesure la symétrie des données autour de leur moyenne.
- K : L'aplatissement (*kurtosis*), qui mesure la concentration des données autour de la moyenne.

3) Test de spécification du modèle : Test RESET de Ramsey

L'objectif de ce test est de détecter toute erreur de spécification dans le modèle, telle que l'omission de variables importantes ou une forme fonctionnelle incorrecte.

Hypothèses du Test

- Hypothèse nulle (H_0) : Le modèle est correctement spécifié.
- Hypothèse alternative (H_1) : Le modèle est mal spécifié.

Statistique du Test

Le test RESET de Ramsey repose sur l'ajout de termes non linéaires (puissances des variables explicatives ou des valeurs prédites) au modèle initial. Il vérifie si ces termes ont un effet significatif sur la variable dépendante.

La statistique du test suit une loi F et est calculée comme suit :

$$F = \frac{(R_{\text{complet}}^2 - R_{\text{initial}}^2)/k}{(1 - R_{\text{complet}}^2)/(n - k - 1)}$$

où :

- R_{complet}^2 : Coefficient de détermination du modèle avec les termes supplémentaires.
- R_{initial}^2 : Coefficient de détermination du modèle initial.
- k : Nombre de termes supplémentaires ajoutés.
- n : Nombre d'observations.

Résultats obtenus

Étant donné que la p-value obtenue est supérieure à 0.05, soit p-value égal 0.649, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle (H_0). Cela signifie que le modèle est correctement spécifié.

Chapitre 6 Conclusion générale et perspectives de recherche

Cette étude a mis en lumière l'impact des dimensions culturelles sur le risque pays, mesuré à travers des indicateurs économiques, politiques et financiers. Les tests économétriques (VIF, Durbin-Watson, Breusch-Pagan, White, Jarque-Bera, et RESET de Ramsey) ont validé la robustesse des modèles utilisés, démontrant une absence de multicollinéarité significative, une spécification correcte des modèles, et une distribution normale des résidus. Les analyses de clustering, notamment à l'aide de la méthode du coude, du score de silhouette, et de la distance de Mahalanobis, ont permis de regrouper les pays selon leurs profils culturels et leur niveau de risque.

Les résultats ont identifié plusieurs clusters significatifs :

- Des pays à faible risque et culture individualiste (Canada, Australie, Danemark).
- Des pays à risque modéré mais stables économiquement (Allemagne, France, Japon).
- Des pays à forte distance culturelle et à risque élevé (Irak, Angola, Pakistan).

Ces conclusions offrent une base pratique pour les investisseurs transfrontaliers, leur permettant d'anticiper les risques en fonction des différences culturelles et d'adapter leurs stratégies en conséquence. Pour approfondir cette recherche, plusieurs pistes peuvent être envisagées.

Premièrement, l'exploration d'autres modèles culturels, tels que les dimensions de Schwartz ou le modèle GLOBE, pourrait enrichir l'analyse des relations entre la culture

et le risque pays. Une attention particulière pourrait également être portée à l'évolution temporelle des dimensions culturelles et à leur influence sur les variations du risque pays.

Deuxièmement, une analyse dynamique basée sur des données longitudinales permettrait d'examiner comment les changements dans les dimensions culturelles affectent les risques économiques et politiques au fil du temps. De plus, l'intégration d'événements spécifiques, comme des crises économiques ou politiques, pourrait offrir des perspectives intéressantes sur leur impact au sein des clusters identifiés.

Troisièmement, l'application de modèles non linéaires, tels que les modèles à effets aléatoires ou les algorithmes de machine learning, permettrait de capturer des relations complexes entre les variables culturelles et les risques pays.

Quatrièmement, une validation interrégionale pourrait être menée pour comparer les relations observées entre les régions (Europe, Asie, Afrique, Amérique latine). En parallèle, il serait pertinent d'examiner comment les accords commerciaux ou les unions régionales (tels que l'Union européenne ou l'ASEAN) modifient l'impact des différences culturelles sur les risques pays.

Enfin, des perspectives sectorielles pourraient être explorées pour évaluer comment les dimensions culturelles influencent les risques dans des secteurs spécifiques tels que l'énergie, la technologie, ou la finance. Par ailleurs, l'inclusion de variables additionnelles, comme les indicateurs d'innovation, de gouvernance et de durabilité, pourrait élargir la compréhension des interactions entre culture et risque pays. Une attention particulière pourrait également être portée au rôle des réseaux sociaux et à la perception publique des cultures dans l'évaluation des risques.

En somme, ces pistes de recherche future offrent un potentiel considérable pour approfondir la compréhension des relations entre culture et risque pays, tout en élargissant les outils et les perspectives disponibles pour les décideurs et investisseurs internationaux.

Annexe A

Sources des données et description des indicateurs

1. Sources des Données

1. Dimensions Culturelles :

- **Source** : Hofstede Insights.
- **Description** : Les dimensions culturelles incluent six axes :
 1. Power Distance
 2. Individualism
 3. Masculinity
 4. Uncertainty Avoidance
 5. Long Term Orientation
 6. Indulgence.
- **Usage** : Ces dimensions permettent de mesurer les différences culturelles entre les pays et d'analyser leur impact sur le risque pays.

2. Évaluations Économiques et Politiques :

- **Source** : Indices Euromoney et International Country Risk Guide (ICRG).
- **Description** : Ces indices fournissent des scores pour :
 - ✓ **Economic Assessment** : Mesure de la stabilité économique.
 - ✓ **Political Assessment** : Évaluation des risques politiques.
 - ✓ **Structural Assessment** : Analyse des infrastructures et des cadres juridiques.
- **Usage** : Ces scores sont utilisés pour analyser les composantes spécifiques du risque pays.

3. Indicateurs Financiers :

- **Source** : Banque mondiale, FMI, et agences de notation (Moody's, Fitch, S&P).
- **Description** : Inclut :
 - ✓ **Access to Capital** : Mesure l'accessibilité au financement.
 - ✓ **Credit Ratings** : Note de crédit des pays.
 - ✓ **Debt Indicators** : Endettement public et viabilité financière.
- **Usage** : Ces données servent à évaluer la capacité financière et les risques associés aux pays.

2. Description des Indicateurs

4. Dimensions Culturelles :

- **Power Distance (PDI)** : Mesure l'acceptation des inégalités de pouvoir dans une société.
- **Individualism (IDV)** : Indique si les individus privilégient leurs propres intérêts ou ceux du groupe.
- **Masculinity (MAS)** : Reflète la dominance des valeurs compétitives (masculines) sur les valeurs coopératives (féminines).
- **Uncertainty Avoidance (UAI)** : Tolérance d'une société à l'incertitude et à l'ambiguïté.
- **Long Term Orientation (LTO)** : Prise en compte des objectifs à long terme dans la culture.
- **Indulgence (IVR)** : Mesure la liberté accordée à la gratification des désirs humains.

1. Évaluations Économiques et Politiques :

- **Economic Assessment** : Inclut des indicateurs comme le PIB par habitant, la croissance économique et l'inflation.
- **Political Assessment** : Évalue la stabilité gouvernementale, les conflits sociaux et l'efficacité des institutions.
- **Structural Assessment** : Analyse la qualité des infrastructures, le cadre légal et les politiques de développement

2. Indicateurs Financiers :

- **Access to Capital** : Mesure l'accès des entreprises et des gouvernements aux financements internationaux.
- **Credit Ratings** : Notes de solvabilité attribuées par les agences internationales.
- **Debt Indicators** : Comprend le ratio dette/PIB et les capacités de remboursement.

3. Méthodologie de Collecte

- Les données ont été extraites des bases de données officielles et des publications des organismes cités.
- Les dimensions culturelles proviennent de Hofstede Insights, validées par des enquêtes nationales.
- Les scores économiques et politiques sont calculés à partir d'une combinaison de données macroéconomiques et qualitatives.

Annexe B

Détails méthodologiques sur la distance culturelle et les outils statistiques

1. Méthodologie pour la Mesure de la Distance Culturelle

a) Formule de Kogut et Singh (1988) :

La distance culturelle entre deux pays i et j est calculée à l'aide de la formule suivante :

La distance culturelle entre deux pays i et j est donnée par la formule suivante:

$$DC_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{(C_{ik} - C_{jk})^2}{V_k}$$

Variables

- C_{ik} : Score du pays i pour la dimension culturelle k .
- C_{jk} : Score du pays j pour la dimension culturelle k .
- V_k : Variance des scores pour la dimension culturelle k dans l'échantillon.
- n : Nombre total de dimensions culturelles (dans le modèle de Hofstede, par exemple, cela peut inclure les dimensions telles que la distance hiérarchique, l'individualisme, etc.).

b) Étapes de Calcul :

- Les données des dimensions culturelles sont normalisées pour chaque pays.
- Les écarts entre les scores des dimensions culturelles des deux pays sont calculés.
- Ces écarts sont pondérés par la variance des dimensions pour obtenir une distance globale.

2. Outils Statistiques Utilisés

a) Régression Linéaire :

- **Objectif** : Estimer l'effet des dimensions culturelles sur les évaluations économiques et politiques.
- **Modèle** :

Le modèle pour le risque politique est donné par :

$$RP_{it} = \alpha + \beta_1 DC_{it} + \beta_2 X_{it} + \epsilon_{it}$$

Définition des variables

Les notations sont similaires à celles du modèle de risque économique :

- RP_{it} : Score de risque politique du pays i à l'année t .
- DC_{it} : Distance culturelle du pays i à l'année t .
- X_{it} : Ensemble des facteurs économiques et politiques du pays i à l'année t .
- α : Constante du modèle.
- β_1, β_2 : Coefficients des variables explicatives.
- ϵ_{it} : Terme d'erreur pour capturer les variations inexpliquées.

Le modèle pour le risque économique est donné par :

$$RE_{it} = \alpha + \beta_1 DC_{it} + \beta_2 X_{it} + \epsilon_{it}$$

Définition des variables

- RE_{it} : Score de risque économique du pays i à l'année t .
- DC_{it} : Distance culturelle du pays i à l'année t .
- X_{it} : Ensemble des facteurs économiques et politiques du pays i à l'année t .
- α : Constante du modèle.
- β_1, β_2 : Coefficients des variables explicatives.
- ϵ_{it} : Terme d'erreur pour capturer les variations inexpliquées.

b) **Tests de Stationnarité (ADF) :**

- Vérifie si les séries temporelles des dimensions culturelles et des scores économiques/politiques sont stationnaires.
- **Résultat attendu :** Stationnarité au niveau, validant l'utilisation des données dans les modèles.

c) **Test de Cointégration de Pedroni :**

- **Objectif :** Détecter des relations de long terme entre les dimensions culturelles et les scores de risque pays.
- **Hypothèse nulle :** Absence de cointégration.
- **Résultat attendu :** Confirmation d'une cointégration significative, indiquant une relation stable dans le temps.

d) **Analyse de Clustering (K-Means) :**

- **Objectif :** Regrouper les pays en clusters basés sur leurs dimensions culturelles et leurs scores économiques/politiques.
- **Méthode :**
 - Normalisation des données avec la méthode z-score.
 - Utilisation de la méthode du coude pour déterminer le nombre optimal de clusters.
 - Partitionnement des pays en clusters distincts.

e) **Analyse en Composantes Principales (ACP) :**

- Réduction de la dimensionnalité des données pour visualiser les relations entre pays.
- **Résultat :** Identification des axes principaux expliquant la variance totale (par exemple, PCA1 et PCA2).

3. Limitations Méthodologiques

1. Hypothèse de Linéarité :

- Les modèles économétriques supposent des relations linéaires, ce qui peut ne pas capturer toute la complexité des interactions culturelles.

2. Dépendance aux Sources de Données :

- La qualité des mesures culturelles dépend de la précision des scores de Hofstede et des indices de risque pays.

3. Pondération Uniforme des Dimensions :

- La formule de Kogut et Singh utilise des pondérations basées uniquement sur la variance, sans prise en compte des effets spécifiques des dimensions.

4. Validation des Résultats

1. Robustesse des Estimations :

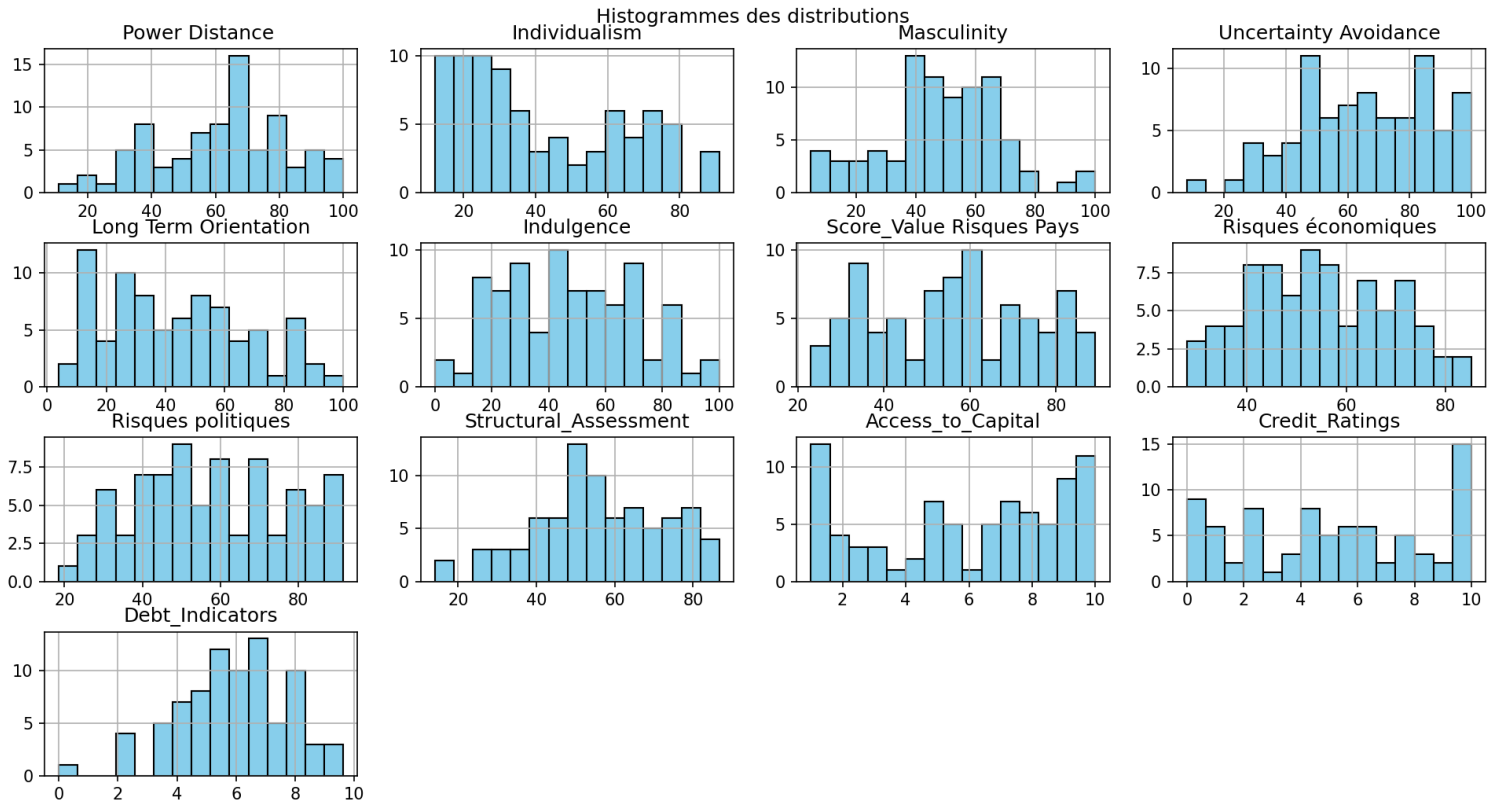
- Tests sur des sous-échantillons pour vérifier la robustesse des coefficients.
- Vérification de l'absence de multicolinéarité entre les dimensions culturelles.

2. Comparaison avec des Études Antérieures :

- Validation des résultats avec des travaux similaires (par ex. : études sur les IDE ou le risque pays).

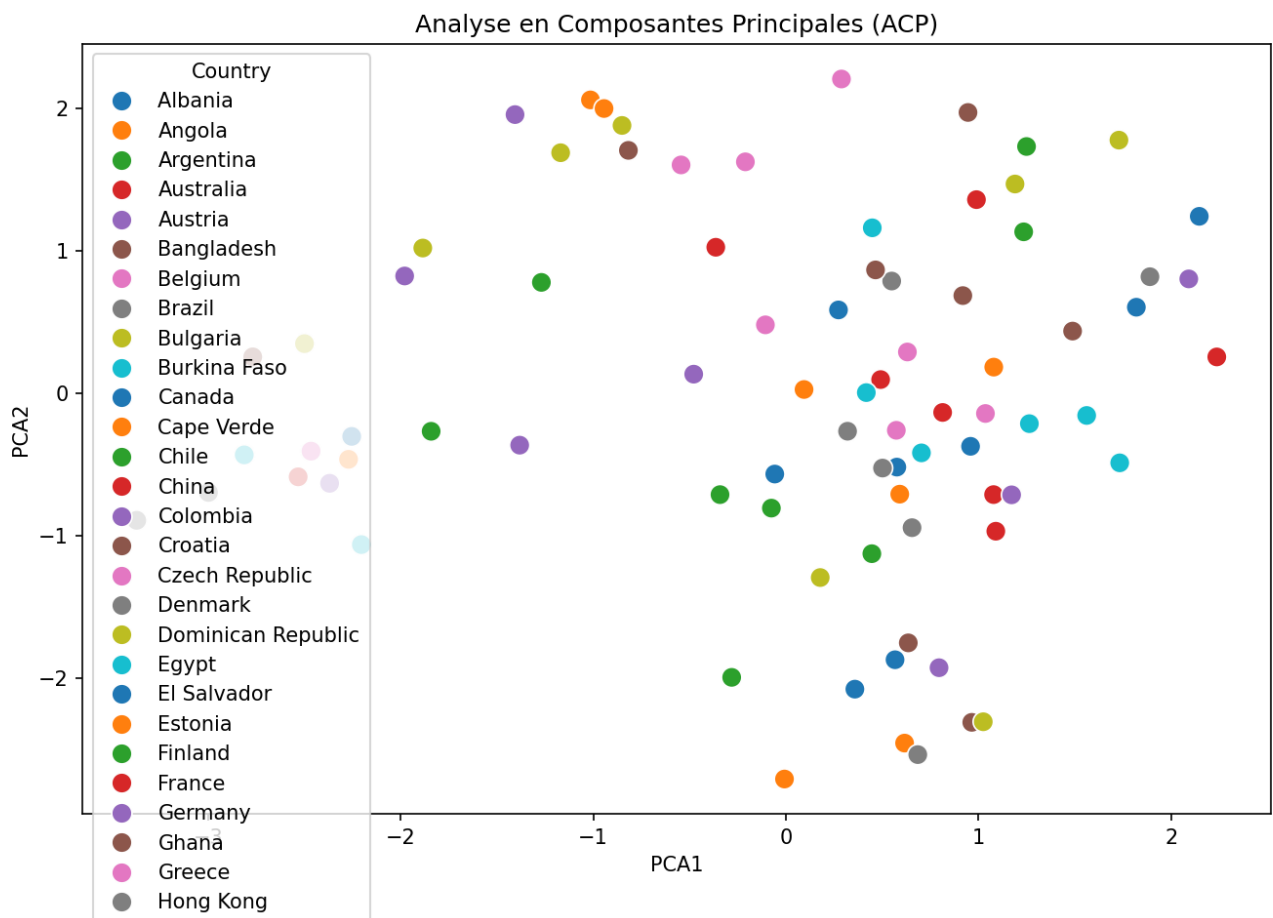
Annexe C

Tableaux complémentaires et visualisations



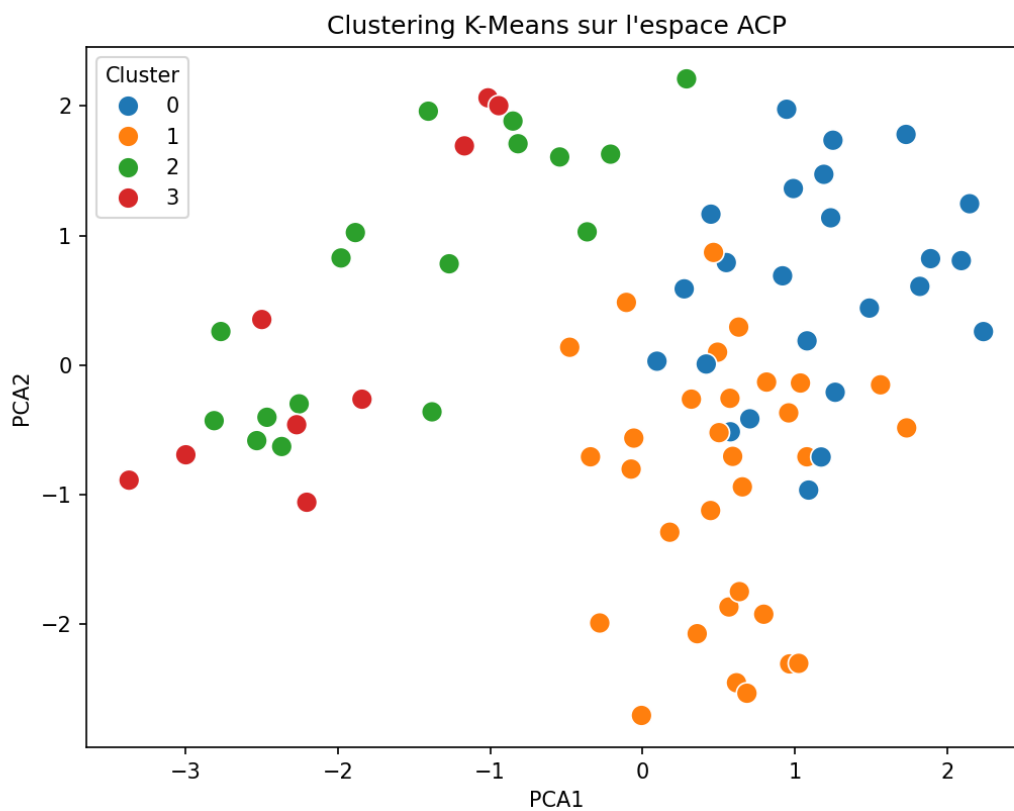
Analyse en Composantes Principales (ACP)

- **Objectif** : Réduire la dimensionnalité pour simplifier l'analyse et visualiser les relations complexes entre les variables.



Clustering K-Means

- **Objectif :** Identifier des groupes (clusters) parmi les pays basés sur leurs caractéristiques.



Résumé de la régression pour les risques économiques

Modèle : OLS (Least Squares)

Variable dépendante : Risques économiques

Variable	Coefficient	Écart-type	t-stat	P-valeur
Intercept	45.7141	9.907	4.615	0.000
Power_Distance	-0.1191	0.087	-1.375	0.173
Individualism	0.0888	0.075	1.176	0.243
Masculinity	-0.0338	0.063	-0.533	0.595
Uncertainty_Avoidance	-0.1083	0.058	-1.872	0.065
Long_Term_Orientation	0.2855	0.058	4.902	0.000
Indulgence	0.1933	0.061	3.180	0.002

Statistiques du modèle :

- R-carré : 0.450
- R-carré ajusté : 0.405
- F-statistique : 10.08
- Prob(F-statistique) : 4.00e-08
- Durbin-Watson : 2.256

Tests diagnostiques :

- Omnibus : 0.611 (Prob = 0.737)
- Jarque-Bera (JB) : 0.751 (Prob = 0.687)
- Skewness : 0.155
- Kurtosis : 2.644

Remarques :

1. Les erreurs standards supposent que la matrice de covariance des erreurs est correctement spécifiée.
2. Le nombre de condition est grand (1.08e+03), ce qui pourrait indiquer une multicolinéarité ou des problèmes numériques.

Résumé de la régression pour les risques politiques

Modèle : OLS (Least Squares)

Variable dépendante : Risques politiques

Variable	Coefficient	Écart-type	t-stat	P-valeur
Intercept	44.9691	10.944	4.109	0.000
Power_Distance	-0.2559	0.096	-2.676	0.009
Individualism	0.2666	0.083	3.197	0.002
Masculinity	-0.0980	0.070	-1.402	0.165
Uncertainty_Avoidance	-0.0892	0.064	-1.396	0.167
Long_Term_Orientation	0.3486	0.064	5.417	0.000
Indulgence	0.2760	0.067	4.111	0.000

Statistiques du modèle :

- R-carré : 0.662
- R-carré ajusté : 0.634
- F-statistique : 24.11
- Prob(F-statistique) : 1.29e-15
- Durbin-Watson : 1.911

Tests diagnostiques :

- Omnibus : 0.036 (Prob = 0.982)
- Jarque-Bera (JB) : 0.044 (Prob = 0.978)
- Skewness : 0.030
- Kurtosis : 2.903

Remarques :

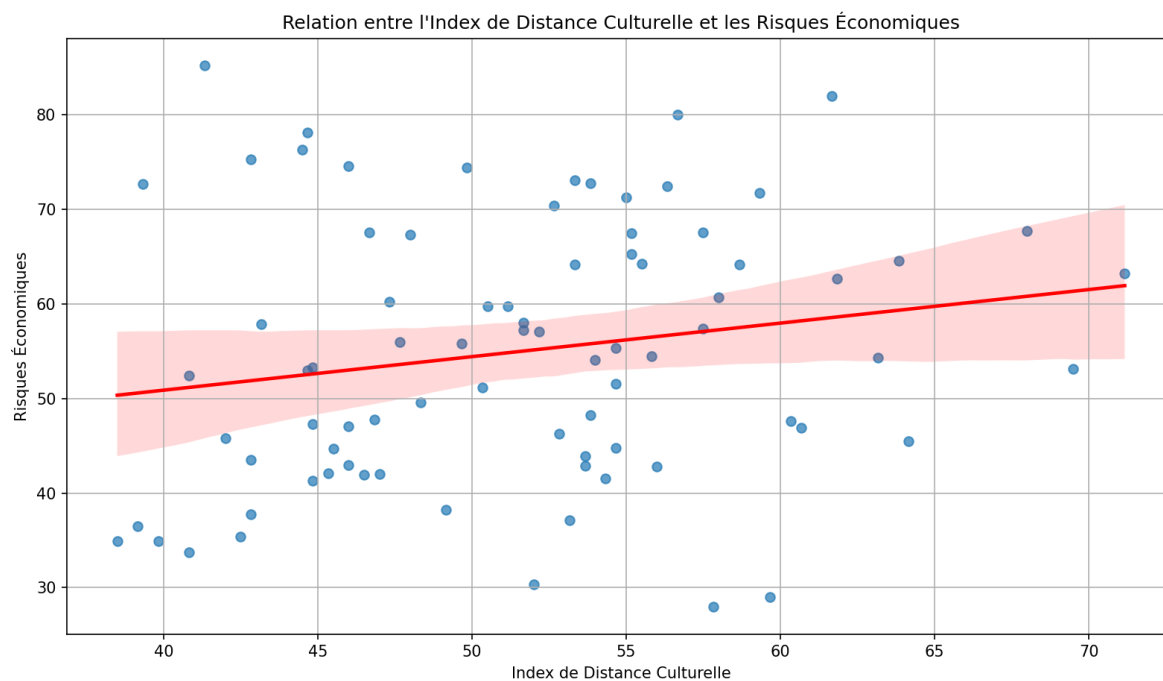
1. Les erreurs standards supposent que la matrice de covariance des erreurs est correctement spécifiée.
2. Le nombre de condition est grand (1.08e+03), ce qui pourrait indiquer une multicolinéarité ou des problèmes numériques.

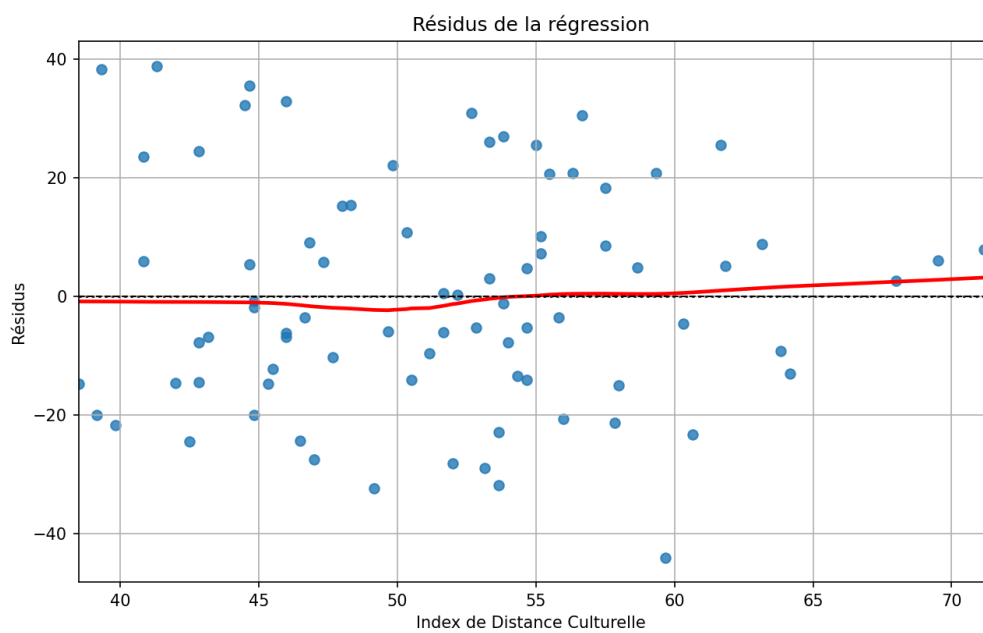
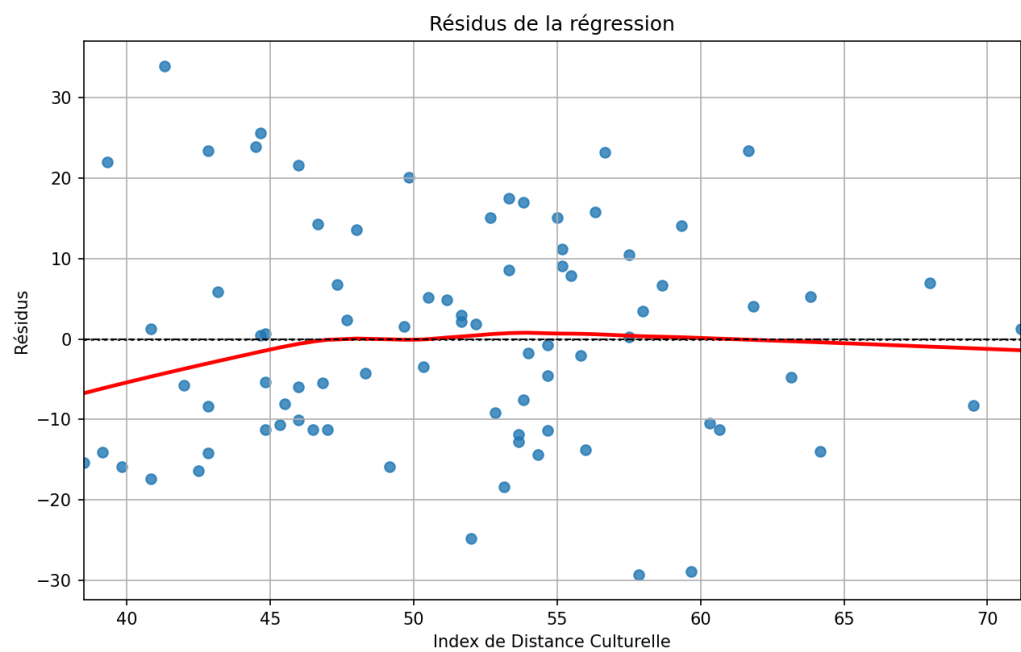
Résumé de la régression pour les risques politiques

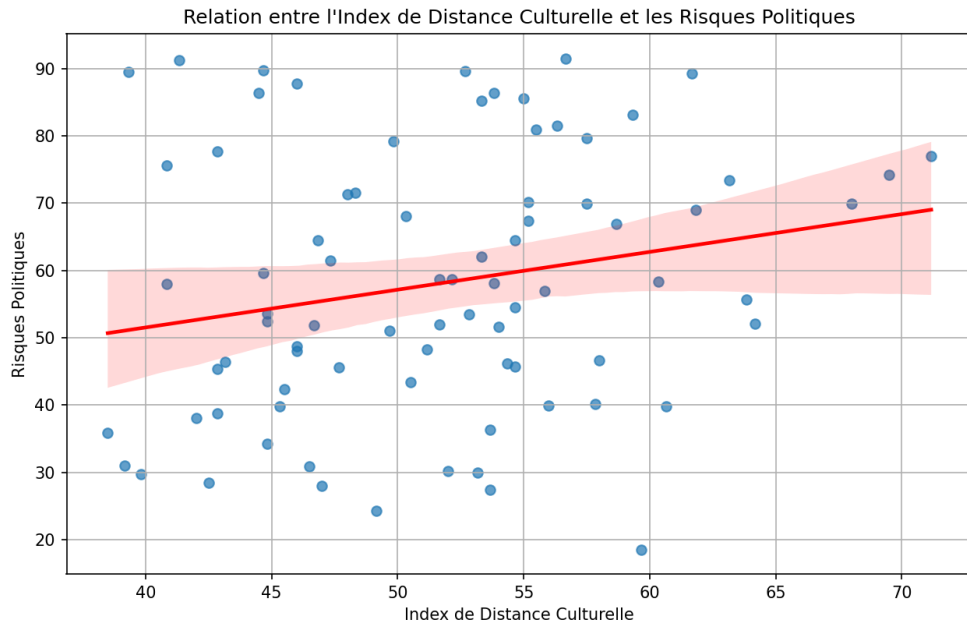
Table 1: Résumé de la régression pour les risques politiques

Variable	Coefficient	Erreur standard
Intercept	35.3559	7.509
Cultural_Distance_Index	9.6070	3.066
Statistiques globales		
R-squared	0.111	
Adj. R-squared	0.099	
F-statistic	9.821	
Prob (F-statistic)	0.00242	
Log-Likelihood	-350.27	
AIC	704.5	
BIC	709.3	
Durbin-Watson	1.866	

Notes : Les erreurs standards supposent que la matrice de covariance des erreurs est correctement spécifiée.







Résultats

Les distances de Mahalanobis calculées entre les clusters sont résumées dans la table ci-dessous :

Cluster	Cluster_0	Cluster_1	Cluster_2
Cluster_3			
Cluster_0	0.000	3.532	6.308
8.106			
Cluster_1	3.532	0.000	5.078
5.980			
Cluster_2	6.308	5.078	0.000
5.960			
Cluster_3	8.106	5.980	5.960
0.000			

Conclusion

Les distances de Mahalanobis permettent de mesurer les différences entre les clusters. Ces résultats peuvent être utilisés pour évaluer les similitudes culturelles entre groupes de pays.

Annexe D

Codes Python 3.12

```
dtype= object )
>>>
>>> # Afficher un aperçu des premières lignes
>>> print(df.head())
  Country  Power Distance  Individualism  ...  Access_to_Capital  Credit_Ratings  Debt_Indicators
0  Albania              90              20  ...              1.83              1.56              2.36
1  Angola               83              18  ...              1.00              2.29              5.22
2  Argentina            49              46  ...              1.00              0.21              5.58
3  Australia            36              90  ...              9.33             10.00              6.97
4  Austria              11              55  ...              9.00              9.58              7.45

[5 rows x 14 columns]
>>> import statsmodels.api as sm
>>>
>>> # Définir les variables explicatives et les variables cibles
>>> X = df[["Power Distance", "Individualism", "Masculinity",
...        "Uncertainty Avoidance", "Long Term Orientation", "Indulgence"]]
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
  File "C:\Users\fisco\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packag
es\Python312\site-packages\pandas\core\frame.py", line 4108, in __getitem__
    indexer = self.columns._get_indexer_strict(key, "columns")[1]
```

```
C:\Program Files\Windows: x + v
Python 3.12.8 (tags/v3.12.8:2dc476b, Dec 3 2024, 19:30:04) [MSC v.1942 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>> print("Colonnes du fichier :", data.columns)
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
NameError: name 'data' is not defined
>>> import pandas as pd
>>> import numpy as np
>>> from sklearn.cluster import KMeans
>>> from sklearn.preprocessing import StandardScaler
>>> from sklearn.metrics import silhouette_score
>>> import matplotlib.pyplot as plt
>>> from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram, linkage
>>>
>>> # Charger les données
>>> file_path = r"C:\Users\fisco\Downloads\Distance Culturelle et risque pays 2024 UTF 8\Distance Culturelle et risque pays 2024.csv"
>>> data = pd.read_csv(file_path)
>>>
>>> # Vérifier les colonnes disponibles et nettoyer les noms si nécessaire
>>> print("Colonnes disponibles avant nettoyage :", data.columns)
Colonnes disponibles avant nettoyage : Index(['Country', 'Power Distance', 'Individualism', 'Masculinity',
      'Uncertainty Avoidance', 'Long Term Orientation', 'Indulgence',
      'Score_Value Risques Pays', 'Risques économiques', 'Risques politiques',
      'Structural_Assessment', 'Access_to_Capital', 'Credit_Ratings',
      'Debt_Indicators'],
      dtype='object')
>>> data.columns = data.columns.str.strip() # Nettoyer les colonnes en supprimant les espaces
>>> print("Colonnes disponibles après nettoyage :", data.columns)
Colonnes disponibles après nettoyage : Index(['Country', 'Power Distance', 'Individualism', 'Masculinity',
      'Uncertainty Avoidance', 'Long Term Orientation', 'Indulgence',
      'Score_Value Risques Pays', 'Risques économiques', 'Risques politiques',
      'Structural_Assessment', 'Access_to_Capital', 'Credit_Ratings',
      'Debt_Indicators'],
      dtype='object')
```

```

>>> # Définir les dimensions culturelles
>>> cultural_dimensions = [
...     "Power Distance",
...     "Individualism",
...     "Masculinity",
...     "Uncertainty Avoidance",
...     "Long Term Orientation",
...     "Indulgence"
... ]
>>>
>>> # Vérifier si les colonnes nécessaires sont présentes
>>> missing_columns = [col for col in cultural_dimensions if col not in data.columns]
>>> if missing_columns:
...     raise ValueError(f"Colonnes manquantes dans le fichier CSV : {missing_columns}")
>>>
>>> # Extraire les données nécessaires
>>> X = data[cultural_dimensions]
>>>
>>> # Vérifier les données extraites
>>> print("Aperçu des données utilisées pour le clustering :")
Aperçu des données utilisées pour le clustering :
>>> print(X.head())
   Power Distance  Individualism  Masculinity  Uncertainty Avoidance  Long Term Orientation  Indulgence
0              90              20             80                  70                  61             15
1              83              18             20                  60                  15             83
2              49              46             56                  86                  20             62
3              36              90             61                  51                  21             71
4              11              55             79                  70                  60             63
>>>
>>> # Normaliser les données
>>> scaler = StandardScaler()
>>> X_normalized = scaler.fit_transform(X)

```

```

>>>
>>> # Étape 1 : Utiliser la méthode "Elbow" pour déterminer le nombre optimal de clusters (K-means)
>>> inertias = []
>>> K = range(1, 11)
>>>
>>> for k in K:
...     kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
...     kmeans.fit(X_normalized)
...     inertias.append(kmeans.inertia_)
>>>
... KMeans(n_clusters=1, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=2, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=4, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=5, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=6, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=7, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=8, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=9, random_state=42)
... KMeans(n_clusters=10, random_state=42)
>>> Tracer le graphe de la méthode "Elbow"
File "<stdin>", line 1
      Tracer le graphe de la méthode "Elbow"
IndentationError: unexpected indent
>>> plt.figure(figsize=(8, 6))
<Figure size 800x600 with 0 Axes>
>>> plt.plot(K, inertias, 'o-', label='Inertie intra-cluster')
[<matplotlib.lines.Line2D object at 0x00000196A1883B00>]
>>> plt.title("Méthode Elbow pour déterminer le nombre optimal de clusters (K-means)")
Text(0.5, 1.0, 'Méthode Elbow pour déterminer le nombre optimal de clusters (K-means)')
>>> plt.xlabel("Nombre de Clusters (k)")
Text(0.5, 0, 'Nombre de Clusters (k)')
>>> plt.ylabel("Inertie intra-cluster")
Text(0, 0.5, 'Inertie intra-cluster')
>>> plt.legend()
<matplotlib.legend.Legend object at 0x000001969D51A4E0>
>>> plt.grid()

```



```

Python 3.12.8 (tags/v3.12.8:2dc476b, Dec 3 2024, 19:30:04) [MSC v.1942 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>> import pandas as pd
>>> import numpy as np
>>> from scipy.spatial.distance import mahalanobis
>>> from scipy.linalg import inv
>>>
>>> # Charger les données
>>> file_path = "C:\\Users\\fisco\\Downloads\\Distance Culturelle et risque pays 2024 UTF 8\\Distance Culturelle et risque pays 2024.
csv"
>>> data = pd.read_csv(file_path)
>>>
>>> # Sélectionner les dimensions culturelles pour le calcul des distances
>>> cultural_dimensions = [
...     "Power Distance",
...     "Individualism",
...     "Masculinity",
...     "Uncertainty Avoidance",
...     "Long Term Orientation",
...     "Indulgence"
... ]
>>>
>>> # Extraire les données pertinentes
>>> cultural_data = data[cultural_dimensions]
>>>
>>> # Calculer la matrice de covariance inverse
>>> cov_matrix = np.cov(cultural_data, rowvar=False)
>>> inv_cov_matrix = inv(cov_matrix)
>>>
>>> # Fonction pour calculer la distance de Mahalanobis entre deux vecteurs
>>> def compute_mahalanobis_distances(data, inv_cov_matrix):
...     distances = pd.DataFrame(index=data.index, columns=data.index, dtype=float)
...     for i in data.index:
...         for j in data.index:
...             distances.loc[i, j] = mahalanobis(data.iloc[i], data.iloc[j], inv_cov_matrix)
...     return distances

```

```

C:\Program Files\Windows... X + v
..     return distances
..
>>> # Calcul des distances
>>> mahalanobis_distances = compute_mahalanobis_distances(cultural_data, inv_cov_mat
>>>
>>> # Ajouter les noms des pays
>>> mahalanobis_distances.index = data["Country"]
>>> mahalanobis_distances.columns = data["Country"]
>>>
>>> # Afficher le tableau complet dans le terminal
>>> pd.set_option('display.max_rows', None) # Afficher toutes les lignes
>>> pd.set_option('display.max_columns', None) # Afficher toutes les colonnes
>>> print(mahalanobis_distances)

```

Country	Albania	Angola	Argentina	Australia	Austria
Albania	0.000000	4.281340	3.335146	4.142850	4.446247
Angola	4.281340	0.000000	3.489163	4.076410	5.843847
Argentina	3.335146	3.489163	0.000000	2.671846	3.358175
Australia	4.142850	4.076410	2.671846	0.000000	4.583369
Austria	4.446247	5.843847	3.358175	4.583369	0.000000
Bangladesh	1.470888	3.461484	2.882081	3.761510	4.419723
Belgium	4.054272	4.106030	3.860743	3.781096	5.461821
Brazil	2.605645	2.311125	1.962592	2.954112	4.149861
Bulgaria	2.376427	3.634905	2.850636	4.133823	4.362254
Burkina Faso	2.552317	3.994736	2.949295	4.048713	4.364199
Canada	3.684558	3.437120	2.515423	1.056289	4.249122
Cape Verde	4.492273	1.039574	3.808453	4.098830	5.863811
Chile	3.720466	2.153564	2.102970	3.896550	4.291713
China	2.546607	4.553255	4.799373	5.031943	4.917067
Colombia	3.485185	3.188756	2.029411	3.944857	3.573973
Croatia	2.365334	2.824737	2.505866	3.585318	4.477228
Czech Republic	2.217111	3.838060	2.513673	2.933525	3.892808
Denmark	4.959047	3.737588	3.707582	3.129725	4.685416
Dominican Republic	2.648018	3.409087	2.372703	2.875324	3.995111
Egypt	3.723549	4.846070	3.190357	4.317884	5.352579
El Salvador	4.160432	2.493399	2.281894	4.155998	4.347286
Estonia	3.418737	4.320783	3.502989	3.888609	4.256973

```

C:\Program Files\Windows... X + v
Saudi Arabia      3.410587  2.535253  2.686804  3.334218  2.683453
Serbia            3.914140  1.914176  3.755542  3.183384  2.432398
Singapore         4.906231  5.315163  4.744214  1.652535  3.403570
Slovakia          4.116550  5.369051  4.835943  4.350492  4.560468
Slovenia          4.215980  1.823225  3.848781  3.263336  2.568532
South Africa      1.407915  2.925858  3.384792  3.042799  1.974175
South Korea       5.597336  3.749618  4.604094  3.354435  3.784013
Spain             2.956413  1.274454  3.689694  3.335684  2.085740
Sweden            3.694051  4.170919  5.074481  3.354776  3.222953
Switzerland       3.157452  3.603611  3.570558  3.436711  3.212893
Taiwan            5.411211  4.013936  4.024643  3.027642  3.720268
Tanzania          3.370547  2.667557  3.753209  1.562071  0.589626
Thailand           3.760356  2.038483  3.506555  2.144680  1.073760
Trinidad and Tobago 4.345161  3.317596  2.831666  3.427768  2.778776
Turkey            3.255969  1.277062  3.087355  3.034819  1.999529
Ukraine           4.438579  2.510881  4.656624  3.633155  2.987242
United Kingdom    1.450943  4.028444  4.228927  3.603701  3.033557
United States     0.000000  3.627470  4.381695  4.185230  2.992606
Uruguay           3.627470  0.000000  3.472211  3.961013  2.486350
Venezuela         4.381695  3.472211  0.000000  4.287143  3.819664
Vietnam           4.185230  3.961013  4.287143  0.000000  1.930268
Zambia            2.992606  2.486350  3.819664  1.930268  0.000000
>>>
>>> # Exporter le tableau des distances
>>> mahalanobis_distances.to_csv("C:\\Users\\fisco\\Downloads\\distance_mahalanobis_complet.csv")
>>>
>>> print("\nLe tableau des distances de Mahalanobis a également été exporté sous forme de fichier CSV.")

Le tableau des distances de Mahalanobis a également été exporté sous forme de fichier CSV.

```

```

Python 3.12.8 (tags/v3.12.8:2dc476b, Dec 3 2024, 19:30:04) [MSC v.1942 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license" for more information.
>>> import pandas as pd
>>> import numpy as np
>>> from scipy.spatial.distance import mahalanobis
>>> from sklearn.metrics.pairwise import euclidean_distances
>>> import statsmodels.api as sm
>>>
>>> # Charger les données
>>> file_path = r"C:\Users\fisco\Downloads\Distance Culturelle et risque pays 2024.csv"
>>> data = pd.read_csv(file_path)
>>>
>>> # Vérifier les données
>>> print(data.head())

```

	Country	Power Distance	Individualism	...	Access_to_Capital	Credit_Ratings	Debt_Indicators
0	Albania	90	20	...	1.83	1.56	2.36
1	Angola	83	18	...	1.00	2.29	5.22
2	Argentina	49	46	...	1.00	0.21	5.58
3	Australia	36	90	...	9.33	10.00	6.97
4	Austria	11	55	...	9.00	9.58	7.45

```

>>>
>>> # Dimensions culturelles
>>> cultural_dimensions = ['Power_Distance', 'Individualism', 'Masculinity',
...                        'Uncertainty_Avoidance', 'Long_Term_Orientation', 'Indulgence']
>>>
>>> # Calculer la distance euclidienne moyenne
>>> euclidean_distances_matrix = euclidean_distances(data[cultural_dimensions])
>>> data['Euclidean_Distance'] = euclidean_distances_matrix.mean(axis=1)
>>>
>>> # Calculer la distance de Mahalanobis
>>> inv_cov_matrix = np.linalg.inv(np.cov(data[cultural_dimensions].T))
>>> data['Mahalanobis_Distance'] = data[cultural_dimensions].apply(
...     lambda row: mahalanobis(row, data[cultural_dimensions].mean(), inv_cov_matrix), axis=1
... )
>>>
>>> # Variables dépendante et indépendantes
>>> dependent_variable = 'Score_Value_Risques_Pays'
>>> independent_variables = cultural_dimensions + ['Euclidean_Distance', 'Mahalanobis_Distance']
>>>
>>> X = data[independent_variables]
>>> y = data[dependent_variable]
>>>
>>> # Ajouter une constante pour la régression
>>> X = sm.add_constant(X)
>>>

```

```
>>> # Régression linéaire
>>> model = sm.OLS(y, X).fit()
>>>
>>> # Résultats
>>> print("\nRésumé de la régression :")

Résumé de la régression :
>>> print(model.summary())
```

OLS Regression Results			
Dep. Variable:	Score_Value_Risques_Pays	R-squared:	0.671
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.635
Method:	Least Squares	F-statistic:	18.39
Date:	Tue, 10 Dec 2024	Prob (F-statistic):	1.15e-14
Time:	22:02:19	Log-Likelihood:	-305.31
No. Observations:	81	AIC:	628.6
Df Residuals:	72	BIC:	650.2
Df Model:	8		
Covariance Type:	nonrobust		

```
>>> # Sélectionner les dimensions culturelles
>>> cultural_dimensions = ['Power Distance', 'Individualism', 'Masculinity',
...                        'Uncertainty Avoidance', 'Long Term Orientation', 'Indulgence']
>>>
>>> # Calculer la distance euclidienne moyenne par pays
>>> euclidean_distances_matrix = euclidean_distances(data[cultural_dimensions])
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
  File "C:\Users\fisco\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python312\
site-packages\pandas\core\frame.py", line 4108, in _getitem_
    indexer = self.columns._get_indexer_strict(key, "columns")[1]
    ~~~~~^~~~~~
  File "C:\Users\fisco\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python312\
site-packages\pandas\core\indexes\base.py", line 6200, in _get_indexer_strict
    self._raise_if_missing(keyarr, indexer, axis_name)
    ~~~~~^~~~~~
  File "C:\Users\fisco\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python312\
site-packages\pandas\core\indexes\base.py", line 6252, in _raise_if_missing
    raise KeyError(f"{not_found} not in index")
KeyError: "['Power Distance'] not in index"
>>> data['Euclidean Distance'] = euclidean_distances_matrix.mean(axis=1)
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
NameError: name 'euclidean_distances_matrix' is not defined. Did you mean: 'euclidean_distances'?
>>>
>>> # Calculer la distance de Mahalanobis
>>> inv_cov_matrix = np.linalg.inv(np.cov(data[cultural_dimensions].T))
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
  File "C:\Users\fisco\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n2kfra8p0\LocalCache\local-packages\Python312\
site-packages\pandas\core\frame.py", line 4108, in _getitem_
    indexer = self.columns._get_indexer_strict(key, "columns")[1]
    ~~~~~^~~~~~
```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	60.4363	17.385	3.476	0.001	25.779	95.093
Power_Distance	-0.1845	0.090	-2.039	0.045	-0.365	-0.004
Individualism	0.2749	0.082	3.355	0.001	0.112	0.438
Masculinity	-0.0670	0.068	-0.981	0.330	-0.203	0.069
Uncertainty_Avoidance	-0.1327	0.064	-2.073	0.042	-0.260	-0.005
Long_Term_Orientation	0.4143	0.065	6.386	0.000	0.285	0.544
Indulgence	0.3075	0.068	4.501	0.000	0.171	0.444
Euclidean_Distance	-0.6287	0.330	-1.903	0.061	-1.287	0.030
Mahalanobis_Distance	8.6420	4.429	1.951	0.055	-0.188	17.472
Omnibus:	1.916	Durbin-Watson:			2.159	
Prob(Omnibus):	0.384	Jarque-Bera (JB):			1.603	
Skew:	0.194	Prob(JB):			0.449	
Kurtosis:	2.430	Cond. No.			2.10e+03	

```

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
[2] The condition number is large, 2.1e+03. This might indicate that there are
strong multicollinearity or other numerical problems.
>>>
>>> # Analyse de multicollinéarité
>>> vif_data = pd.DataFrame()
>>> vif_data['Variable'] = X.columns
>>> vif_data['VIF'] = [variance_inflation_factor(X.values, i) for i in range(X.shape[1])]
>>>
>>> print("\nVIF des variables indépendantes :")

VIF des variables indépendantes :
>>> print(vif_data)
   Variable  VIF
0      const 197.779355
1  Power_Distance  2.232031
2   Individualism  2.249708
3    Masculinity  1.157147
4  Uncertainty_Avoidance  1.194505
5  Long_Term_Orientation  1.553125
6      Indulgence  1.627354
7  Euclidean_Distance  6.454800
8  Mahalanobis_Distance  5.619934

```

```

Python 3.12.8 (tags/v3.12.8:2dc476b, Dec 3 2024, 19:30:04) [MSC v.1942 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license" for more information.
>>> import pandas as pd
>>> import statsmodels.api as sm
>>> from statsmodels.stats.diagnostic import het_breuschpagan, het_white
>>>
>>> # Charger les données
>>> file_path = r"C:\Users\fisco\Downloads\Distance Culturelle et risque pays 2024 UTF 8\Distance Culturelle et risque p
ays 2024.csv"
>>> data = pd.read_csv(file_path)
>>>
>>> # Variables dépendante et explicatives
>>> y = data['Score.Value Risques Pays'] # Variable dépendante
>>> X = data[['Power Distance', 'Individualism', 'Masculinity', 'Uncertainty Avoidance',
...         'Long Term Orientation', 'Indulgence']] # Variables explicatives
>>>
>>> # Ajout d'une constante pour le modèle
>>> X = sm.add_constant(X)
>>>
>>> # Ajuster un modèle de régression linéaire
>>> model = sm.OLS(y, X).fit()
>>>
>>> # Résidus du modèle
>>> residuals = model.resid
>>>
>>> # Test de Breusch-Pagan
>>> bp_test = het_breuschpagan(residuals, X)
>>> bp_result = {
...     "Lagrange Multiplier": bp_test[0],
...     "p-value": bp_test[1],
... }

```

```

>>> bp_test = het_breuschpagan(residuals, X)
>>> bp_result = {
...     "Lagrange Multiplier": bp_test[0],
...     "p-value": bp_test[1],
...     "F-statistic": bp_test[2],
...     "F p-value": bp_test[3]
... }
>>>
>>> # Test de White
>>> white_test = het_white(residuals, X)
>>> white_result = {
...     "Lagrange Multiplier": white_test[0],
...     "p-value": white_test[1],
...     "F-statistic": white_test[2],
...     "F p-value": white_test[3]
... }
>>>
>>> # Afficher les résultats
>>> print("Test de Breusch-Pagan:")
Test de Breusch-Pagan:
>>> print(bp_result)
{'Lagrange Multiplier': np.float64(6.094931315995326), 'p-value': np.float64(0.41264034462269994), 'F-statistic': np.flo
at64(1.0035478357420482), 'F p-value': np.float64(0.429616289218868)}
>>> print("\nTest de White:")
Test de White:
>>> print(white_result)
{'Lagrange Multiplier': np.float64(27.076594898629445), 'p-value': np.float64(0.45966805234500957), 'F-statistic': np.fl
oat64(0.9856638847128479), 'F p-value': np.float64(0.5025939844319143)}
>>>

```

```

>>> # Ajouter une constante pour le modèle
>>> X = sm.add_constant(X)
>>>
>>> # Ajuster un modèle de régression linéaire
>>> model = sm.OLS(y, X).fit()
>>>
>>> # Effectuer le Test RESET de Ramsey
>>> reset_test = linear_reset(model, power=2, test_type='fitted')
>>>
>>> # Extraire les résultats du test
>>> f_statistic = reset_test.fvalue
>>> Traceback (most recent call last):
>>>   File "<stdin>", line 1, in <module>
>>> AttributeError: 'ContrastResults' object has no attribute 'fvalue'. Did you mean: 'pvalue'?
>>> p_value = reset_test.pvalue
>>>
>>> # Afficher les résultats du Test RESET
>>> print("Test RESET de Ramsey:")
>>> Test RESET de Ramsey:
>>> print(f"Statistique F : {f_statistic}")
>>> Traceback (most recent call last):
>>>   File "<stdin>", line 1, in <module>
>>> NameError: name 'f_statistic' is not defined
>>> print(f"p-value : {p_value}")
>>> p-value : 0.6489821106454857
>>>
>>> # Interprétation
>>> if p_value > 0.05:
>>>     print("\nle modèle est correctement spécifié (hypothèse nulle non rejetée).")
>>> else:
>>>     print("\nle modèle est mal spécifié (hypothèse nulle rejetée).")

```

Bibliographie

Références

1. Hofstede, G., Hofstede, G. J., & Minkov, M. (2010). *Cultures and Organizations: Software of the Mind*. McGraw-Hill.
2. Kogut, B., & Singh, H. (1988). The effect of national culture on the choice of entry mode. *Journal of International Business Studies*, 19(3), 411-432.
3. Euromoney. (2023). Country risk scores and rankings. [Online Resource].
4. PRS Group. (2023). Political Risk Services Data. [Online Resource].
5. Freedom House. (2023). Freedom in the World Index. [Online Resource].
6. World Bank. (2023). World Development Indicators. [Online Resource].

Risque pays et évaluation des risques internationaux

1. Bouchet, M. H., Clark, E., & Gros Lambert, B. (2003). *Country Risk Assessment: A Guide to Global Investment Strategy*. Wiley.
2. Howell, L. D. (Ed.). (2011). *Handbook of Country and Political Risk Analysis*. PRS Group.
3. Manasse, P., & Roubini, N. (2009). Rules of thumb for sovereign debt crises. *Journal of International Economics*, 78(2), 192-205.
4. Brewer, T. L. (1981). Political risk assessment for foreign direct investment decisions: Better methods for better results. *Columbia Journal of World Business*.
5. Busse, M., & Hefeker, C. (2007). Political risk, institutions, and foreign direct investment. *European Journal of Political Economy*, 23(2), 397-415.
6. Henisz, W. J. (2000). The institutional environment for multinational investment. *Journal of Law, Economics, and Organization*, 16(2), 334-364.

Dimensions culturelles et interactions internationales

7. Hofstede, G., Hofstede, G. J., & Minkov, M. (2010). *Cultures and Organizations: Software of the Mind*. McGraw-Hill.
8. Schwartz, S. H. (2006). A theory of cultural value orientations: Explication and applications. *Comparative Sociology*, 5(2-3), 137-182.
9. Ghemawat, P. (2001). Distance still matters: The hard reality of global expansion. *Harvard Business Review*, 79(8), 137-147.
10. Stulz, R. M., & Williamson, R. (2003). Culture, openness, and finance. *Journal of Financial Economics*, 70(3), 313-349.
11. Taras, V., Kirkman, B. L., & Steel, P. (2010). Examining the impact of culture's consequences: A three-decade, multilevel, meta-analytic review of Hofstede's cultural value dimensions. *Journal of Applied Psychology*, 95(3), 405-439.
12. Hofstede Insights (2023). *Cultural Dimensions Data*.

Méthodes de mesure de la distance culturelle

13. Kogut, B., & Singh, H. (1988). The effect of national culture on the choice of entry mode. *Journal of International Business Studies*, 19(3), 411-432.
14. Shenkar, O. (2001). Cultural distance revisited: Towards a more rigorous conceptualization and measurement of cultural differences. *Journal of International Business Studies*, 32(3), 519-535.
15. Berry, H., Guillén, M. F., & Zhou, N. (2010). An institutional approach to cross-national distance. *Journal of International Business Studies*, 41(9), 1460-1480.

Méthodes économétriques avancées et clustering

16. Greene, W. H. (2018). *Econometric Analysis*. Pearson Education.
17. Wooldridge, J. M. (2019). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Cengage Learning.
18. Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Wiley.
19. Hennig, C., Meila, M., Murtagh, F., & Rocci, R. (2015). *Handbook of Cluster Analysis*. CRC Press.
20. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2018). *Multivariate Data Analysis*. Pearson.
21. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer.
22. Pedroni, P. (1999). Critical values for cointegration tests in heterogeneous panels with multiple regressors. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*.

Applications des clusters

23. Ronen, S., & Shenkar, O. (2013). Mapping world cultures: Cluster formation, sources, and implications. *Journal of International Business Studies*, 44(9), 867-897.
24. Dong, J., & Yang, Y. (2020). Cluster analysis of countries based on economic and cultural factors. *Economic Modelling*, 87, 322-335.
25. Minkov, M., Blagoev, V., & Hofstede, G. (2013). The boundaries of culture: Do questions about societal norms reveal cultural differences? *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 44(7), 1094-1106.
26. Kuo, Y. F., & Xue, K. (2012). Clustering analysis of global stock markets. *Journal of Economic Studies*, 39(4), 344-356.

Sources de données complémentaires

27. Euromoney. (2023). *Country Risk Scores and Rankings*.
28. PRS Group. (2023). *Political Risk Services Data*.
29. Fitch Ratings, Moody's, & S&P Global (2023). *Credit Ratings and Country Risk Assessments*.
30. World Bank. (2023). *World Development Indicators*.
31. Freedom House. (2023). *Freedom in the World Index*.
32. OECD. (2023). *Economic Outlook*. Organisation for Economic Co-operation and Development.
33. UNCTAD. (2023). *World Investment Report*. United Nations Conference on Trade and Development.