



Université du Québec en Outaouais

DÉPARTEMENT DES SCIENCES ADMINISTRATIVES

---

**SIMULATION DE RISQUE PAYS EN CAS DE VARIABLES  
ALÉATOIRES CORRÉLÉES NON GAUSSIENNES**

---

Mémoire présenté comme exigence partielle de la maîtrise en économie financière

Par

**Aminata DRAME**

Directeur de Mémoire : **Li YAN**

Été 2025

## REMERCIEMENTS

Je souhaite tout d'abord exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de mémoire, Monsieur Li YAN, pour sa disponibilité constante, sa bienveillance et son écoute attentive tout au long de cette recherche. Sa rigueur et son soutien ont été essentiels à la réalisation de ce travail.

Ma reconnaissance va également à Mme Mannel KAMMOUN et Mme Salma BEN AMOR, membres du jury, pour leurs commentaires et suggestion de modification, ainsi qu'à l'ensemble des professeurs du programme de maîtrise en économie financière et au personnel de l'Université du Québec en Outaouais (UQO), pour la qualité de leur enseignement et l'environnement d'apprentissage qu'ils ont su créer.

Je remercie chaleureusement mes parents pour leur soutien constant, ainsi que mon frère Mouhamad Dramé, dont l'aide précieuse a été déterminante. Ma gratitude s'étend à Mme Ndella Diouf pour sa bienveillance et son appui. Aucun mot ne saurait exprimer pleinement ma reconnaissance.

Mes remerciements s'adressent également à mes proches au Canada : Amadou Amar, Baba Mamadou Camara, Fatimata Sow, Maguette Diop, Nafissatou Bassene, Moustapha Ndoye, ainsi qu'Ibrahima Fall, et à l'ensemble de ma famille élargie, pour leur soutien indéfectible.

Une pensée reconnaissante à Boun Oumar Sy et Aliou Makalou, pour leur présence constante, leur générosité et leur aide précieuse, notamment dans la relecture de ce mémoire. Leur loyauté m'a soutenue dans les moments les plus exigeants.

Enfin, à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail : je vous adresse ma sincère gratitude.

## DEDICACES

*Avec tout mon respect et une profonde émotion, je dédie ce travail à la mémoire de ma très chère grand-mère et de mon bien-aimé petit frère qui nous ont quittés. Leur amour, leur sagesse et leur soutien indéfectible ont constitué une source d'inspiration tout au long de ma vie. Ce mémoire est un hommage à leur héritage et à l'impact positif qu'ils ont eu sur moi. Que leur souvenir soit une lumière qui guide mes pas et m'accompagne dans chacun de mes projets.*

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: test de Normalité .....	26
Tableau 2: statistiques descriptives .....	37
Tableau 3: statistiques descriptive des risques par niveau de développement des pays .....	33
Tableau 4: statistiques descriptives des risques par zone géographique .....	34
Tableau 5: impact de la crise financière de 2008 par niveau de développement des pays .....	43
Tableau 6: moyennes annuelles de l'indice ECR par zone géographique .....	50
Tableau 7: moyennes annuelles de l'indice ECR par zone de développement .....	44
Tableau 8: données agrégées par année pour les dynamiques régionales en matière de risque pays.....	47
Tableau 9: Scores simulés moyens par groupe .....	54

## LISTE DE GRAPHIQUES

Graphique 1: matrice de corrélation entre les indicateurs de risque pays .....	41
Graphique 2: classement des pays en fonction du score ECR .....	47
Graphique 3: boxplot de la distribution de l'indice ECR par niveau de développement.....	47
Graphique 4: box plot de la distribution de l'indice ECR par zone géographique .....	48
Graphique 5: évolution de l'indice ECR moyen par niveau de développement de 1993 à 2016 .....	49
Graphique 6: évolution de l'indice ECR moyen par zone géographique de 1993 à 2016 .....	53
Graphique 7: évolution temporelle des moyennes annuelles de l'indice ecr par zone géographique .....	55
Graphique 8: simulation des risques pays .....	56
Graphique 9: distribution simulée du score de risque pour la france.....	57
Graphique 10: Matrice de corrélation simulée (France) .....	58
Graphique 11: simulations par zone géographique .....	59
Graphique 12: simulations par zone géographique .....	60

## LISTE DES FIGURES

Figure 1: Fonction d'erreur erf.....	33
--------------------------------------	----

## LISTE DES ACRONYMES, SIGLES ET ABREVIATIONS

BM	Banque mondiale
Covid-19	Coronavirus Disease 2019
ECR	Euromoney Country Risk
EGR	Evaluation Globale des Risques
FED	Federal Reserve Board
FMI	Fonds monétaire international
G7	L'Allemagne, le Canada, les États-Unis, la France, l'Italie, le Japon, et le Royaume-Uni.
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
LSM	Least Squares Method (Méthode des moindres carrés)
MCRR	Market Capital Requirements Ratio (Ratio des exigences minimales de capital basées sur le marché)
PIB	Produit Intérieur Brut
REconomic	Risque Economique
RNB	Revenu National Brut
RPolitical	Risque politique
VAR	Value at Risk

## SOMMAIRE

<b>REMERCIEMENTS</b> .....	1
<b>DEDICACES</b> .....	2
<b>LISTE DES TABLEAUX</b> .....	3
<b>LISTE DE GRAPHIQUES</b> .....	4
<b>LISTE DES FIGURES</b> .....	5
<b>LISTE DES ACRONYMES, SIGLES ET ABREVIATIONS</b> .....	6
<b>SOMMAIRE</b> .....	7
<b>RESUME</b> .....	9
<b>ABSTRACT</b> .....	10
<b>CHAPITRE 1 INTRODUCTION</b> .....	11
<b>1. 1 ORIGINES ET PREMIÈRES DÉFINITIONS DU RISQUE PAYS</b> .....	11
<b>1.2 ÉVOLUTION DU CONCEPT DE RISQUE PAYS</b> .....	14
<b>1.3 DÉFINITION LARGEMENT ACCEPTÉE</b> .....	15
<b>1.4 CONTRIBUTION ÉCONOMIQUE DE LA RECHERCHE</b> .....	16
<b>CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTERATURE</b> .....	18
<b>2.1 SIMULATION DE MONTE CARLO</b> .....	18
<b>2.2 REVUE DE LITTÉRATURE</b> .....	19
<b>CHAPITRE 3 METHODOLOGIE</b> .....	24
<b>3.1 PRINCIPE DE BASE</b> .....	24
<b>3.1.1. Justification méthodologique : un problème non linéaire</b> .....	24
<b>3.1.2. Tests de normalité</b> .....	24
<b>3.1.3. Utilisation des copules</b> .....	24
<b>3.1.4. Simulation du risque pays</b> .....	25
<b>3.1.5. Interprétation et portée de l'approche</b> .....	25
<b>3.2. RÉSULTATS DES TESTS DE NORMALITÉ ET JUSTIFICATION DE L'UTILISATION DES COPULES</b> .....	26
<b>3.3 GÉNÉRATEUR DE NOMBRES ALÉATOIRES</b> .....	27
<b>3.4 CALIBRAGE DE MODÈLE</b> .....	28
<b>3.5. APPROCHES DE SIMULATION DES VARIABLES NON-NORMALES CORRÉLÉES</b> ....	29
<b>CHAPITRE 4 : RESULTATS ET INTERPRETATIONS</b> .....	35
<b>4.1. STATISTIQUES DESCRIPTIVES</b> .....	37
<b>4.1.1 Statistiques descriptives par niveau de développement</b> .....	38

4.1.2 Statistiques descriptives par zone géographique .....	40
4.2. MATRICE DE CORRELATION DES SCORES DE RISQUES.....	41
4.3 DISTRIBUTION DE L'INDICE ECR PAR NIVEAU DE DEVELOPPEMENT .....	46
4.3.1 Distribution de l'indice ECR par niveau de développement.....	46
4.3.2 Distribution de l'indice ECR par zone géographique .....	48
4.4. RESULTATS ET ANALYSES APPROFONDIS.....	49
4.4.1. Évolution de l'indice ECR par zone de développement.....	49
4.4.2. Moyennes annuelles de l'indice ECR par zone géographique.....	50
4.4.3. Résultats détaillés par niveau de développement .....	51
4.4.4. Résultats détaillés par zone géographique .....	53
4.5. Analyse et Synthèse des Résultats de Simulation du Risque Pays .....	56
4.5.1. Objectif de la simulation .....	56
4.5.2. Résultats simulés par zone géographique.....	58
4.5.3. Résultats simulés par niveau de développement.....	59
4.5.4. Scores simulés moyens par groupe.....	61
CONCLUSIONS ET IMPLICATIONS ECONOMIQUES .....	63
<i>Recommandations pratiques</i> .....	64
REFERENCES.....	66

## RESUME

Ce mémoire explore une méthode avancée d'évaluation du risque pays en simulant la dépendance entre variables économiques et politiques, en dehors du cadre gaussien classique. En mobilisant les copules et la simulation de Monte Carlo, le travail vise à modéliser les corrélations non linéaires entre dimensions du risque, à partir des données Euromoney Country Risk pour 26 pays entre 1993 et 2016.

Les pays ont été regroupés selon leur statut de développement (développés, émergents, en développement) et leur zone géographique. Des statistiques descriptives, des analyses empiriques et des simulations par boucles (1 000 itérations) ont permis d'établir des profils différenciés de vulnérabilité. Les résultats confirment la hiérarchie du risque souverain, avec des scores ECR plus élevés dans les pays développés, et une volatilité accrue dans les pays émergents ou en développement.

L'approche méthodologique fondée sur les copules offre une lecture plus fine des risques structurels, en tenant compte des asymétries et événements extrêmes. Les résultats démontrent l'intérêt d'une modélisation stochastique pour compléter les diagnostics empiriques classiques.

Ce travail met en lumière l'utilité des simulations non gaussiennes dans les décisions d'investissement, la gestion du risque souverain, et la formulation de politiques économiques adaptées, notamment pour les États à haut risque. Il ouvre également des perspectives en matière d'analyse géopolitique et de finance du développement.

## ABSTRACT

This thesis explores an advanced method for assessing country risk by simulating the dependency between economic and political variables outside the traditional Gaussian framework. By using copulas and Monte Carlo simulations, the study aims to model nonlinear correlations between dimensions of risk, based on Euromoney Country Risk data covering twenty-six countries from 1993 to 2016.

Countries are grouped according to their development status (developed, emerging, developing) and their geographical region. Descriptive statistics, empirical analyses, and loop-based simulations (1,000 iterations) were used to identify differentiated vulnerability profiles. The results confirm the hierarchy of sovereign risk, with higher ECR scores in developed countries and increased volatility in emerging and developing economies.

The copula-based methodological approach offers a more nuanced reading of structural risks by capturing asymmetries and extreme events. The results demonstrate the value of stochastic modeling in complementing classical empirical diagnostics.

This work highlights the relevance of non-Gaussian simulations for investment decision-making, sovereign risk management, and the design of appropriate economic policies, especially for high-risk states. It also opens new perspectives in geopolitical analysis and development finance.

# CHAPITRE 1 INTRODUCTION

## 1. 1 ORIGINES ET PREMIERES DEFINITIONS DU RISQUE PAYS

Le risque pays est un terme utilisé pour évaluer les risques associés à un pays en raison de facteurs politiques, économiques, et sociaux pouvant affecter la stabilité économique et la sécurité des investissements étrangers. Le concept de risque pays trouve effectivement ses origines dans le contexte de la révolution cubaine en 1959. Il est directement lié aux conséquences de la révolution cubaine sur les investissements internationaux.

En 1959, Fidel Castro et son mouvement révolutionnaire renversent le dictateur Fulgencio Batista à Cuba. Ce bouleversement entraîne des répercussions profondes sur l'économie du pays, notamment sur les relations économiques et commerciales internationales, en particulier avec les États-Unis, qui étaient un partenaire économique majeur de Cuba à l'époque. Après la révolution, le gouvernement cubain a entrepris des réformes radicales, notamment la nationalisation des industries et des expropriations de biens étrangers, ce qui a conduit à une rupture avec de nombreuses entreprises et investisseurs étrangers, principalement américains.

Quant à l'émergence du concept de risque pays, c'est à partir de cette période de réformes socialistes et de nationalisations forcées que l'idée de « risque pays » a commencé à émerger dans les milieux financiers. En effet, la nationalisation des entreprises étrangères et les changements dans la politique économique et commerciale ont fait naître une inquiétude parmi les investisseurs internationaux, qui ont commencé à évaluer les risques associés à l'investissement dans des pays où des changements politiques ou sociaux pouvaient entraîner des pertes économiques importantes.

Les événements en Cuba ont ainsi mis en lumière la nécessité de développer un cadre d'analyse pour mesurer et anticiper les risques politiques et économiques qui pouvaient affecter la rentabilité des investissements étrangers. Ces risques, désormais appelés risque pays, incluent des facteurs comme l'instabilité politique, les changements de régime, les expropriations, les révolutions, ou encore les sanctions internationales.

L'expérience de la révolution cubaine a donc contribué à formaliser le concept de risque pays, un terme qui est désormais utilisé pour évaluer la stabilité d'un pays et le potentiel de dévaluation des investissements en raison de facteurs politiques, économiques ou sociaux. Après Cuba, ce concept a été étendu à d'autres pays en développement ou politiquement

instables, où les investisseurs doivent prendre en compte les risques associés aux changements de régime, aux troubles sociaux ou à d'autres événements susceptibles d'affecter l'environnement économique et financier.

La notion de risque pays est apparue sous le terme de « risque politique » (Usher, 1965, Root, 1968), pour donner suite à l'expropriation des firmes américaines par la révolution cubaine, incitant les chercheurs à mesurer le risque d'investissement à l'étranger...

Dans un contexte où les économies sont de plus en plus interconnectées et exposées à des turbulences financières, la question du risque pays s'impose comme une préoccupation majeure. Ce concept, qui regroupe des dimensions politiques, économiques, institutionnelles et sociales, influe directement sur les décisions stratégiques des investisseurs, ainsi que sur les choix des décideurs publics (Bouchet, Fishkin, & Goguel, 2018).

L'évolution du concept témoigne de son ancrage historique. Initialement perçu à travers le prisme du risque politique en particulier à la suite d'événements comme l'expropriation de sociétés étrangères à Cuba (Usher, 1965 ; Root, 1968) il a progressivement intégré des composantes plus larges. Dès les années 1980, sous l'effet de la crise de la dette, le « risque pays » a pris une nouvelle dimension, plus systémique et transversale (Bekaert et al., 2016).

Les travaux de Bouchet et ses collègues (2018) proposent une grille d'analyse articulée autour de six axes : la définition du concept, les terminologies utilisées, les sources de risque, les types d'investissements concernés, les contextes historiques, ainsi que les approches méthodologiques. Ce cadre souligne l'absence d'unanimité sur ce qu'englobe précisément le risque pays, reflet d'une littérature encore hétérogène.

Sur le terrain empirique, plusieurs études ont exploré la capacité des indicateurs subjectifs à anticiper les mouvements des marchés, notamment dans les économies émergentes (Erb, Harvey & Viskanta, 1996). D'autres analyses, comme celle de Koepke (2019), ont mis en lumière l'impact des politiques monétaires internationales sur les flux de capitaux. Des travaux plus récents (Bremmer & Keat, 2010) intègrent désormais des éléments géopolitiques ou environnementaux, révélant une transformation des facteurs influençant le risque souverain.

Sur le plan méthodologique, on distingue deux grandes familles d'approches. Les modèles quantitatifs (tels que les modèles VAR, GARCH, ou les systèmes de scoring) offrent une certaine rigueur mais reposent sur des hypothèses parfois irréalistes. À l'inverse, les

méthodes subjectives, comme celles de l'ICRG ou Euromoney, apportent une expertise contextualisée, bien que difficilement vérifiable ou répliquable (Bouchet et al., 2018).

Les copules, mises en avant notamment par Embrechts, McNeil et Straumann (2001) ou encore Patton (2012), permettent de capturer les dépendances extrêmes entre variables économiques, souvent observées en temps de crise. Ces outils constituent un complément précieux aux approches classiques, comme le montrent aussi Brechmann & Czado (2013) ou Nelsen (2006).

Malgré ces avancées, il subsiste un manque de travaux combinant ces outils dans un environnement de simulation réaliste. C'est précisément dans cette direction que s'inscrit ce mémoire, en croisant simulations de Monte Carlo et copules pour pallier les limites des cadres linéaires traditionnels (Glasserman, 2004).

La littérature actuelle demeure partielle sur plusieurs aspects cruciaux : les effets de contagion régionale, la structuration des risques en fonction des modèles de développement, ou encore la robustesse empirique des classifications existantes. Ces zones d'ombre appellent une approche renouvelée, capable de mieux rendre compte des dynamiques complexes à l'œuvre dans les situations de risque souverain.

En somme, cette revue de littérature met en lumière la richesse des perspectives développées, tout en soulignant la nécessité de dépasser certaines limites méthodologiques pour proposer une lecture plus intégrée et pertinente du risque pays dans le monde contemporain.

Le concept de risque pays a évolué depuis les années 1960, avec des définitions initiales se concentrant sur les risques politiques, puis s'élargissant pour inclure les risques économiques et financiers. Depuis son avènement dans la littérature, il semble, se focaliser sur les entrées et sorties (flux) des investissements à l'étranger (Gabriel, 1966, Stobaugh, 1969). Par la suite, avec la recrudescence des crises économiques et financières, sa définition est devenue plus globale. Le terme risque pays est dorénavant utilisé pour désigner le contexte incertain économique, financier et politique d'un pays. On le rencontre souvent dans les travaux de recherche et aussi dans les articles de presse. Le livre de Michel Henry Bouchet *et al.*, "Country risk assessment : A guide to global investment strategy" réalise une revue exhaustive des définitions et des méthodes utilisées pour traiter le risque pays.

## 1.2 ÉVOLUTION DU CONCEPT DE RISQUE PAYS

Depuis son avènement dans la littérature, le risque pays a évolué pour inclure non seulement les flux d'investissements étrangers, mais aussi le contexte économique, financier et politique d'un pays. Cette évolution reflète la complexité croissante de l'économie mondiale et la nécessité pour les investisseurs et les décideurs politiques de comprendre et de gérer les risques associés aux investissements internationaux.

La littérature sur la thématique risque pays, est assez vaste puisque beaucoup d'institutions et d'organismes en ont fait une préoccupation. Il est utilisé dans différents secteurs et beaucoup d'études ont été faites sur le sujet. L'économie mondiale n'est pas un long fleuve tranquille, elle ne cesse de connaître des mutations qui entraînent souvent une réévaluation du risque pays. Les agences de notation et les entreprises privées adoptent leurs modèles et leurs réalisations au fil des cycles économiques.

Le risque pays peut être utilisé dans différents domaines tels que le secteur bancaire notamment dans les banques françaises, Marois et Syssau, (2006). En effet, le risque pays représente toute inquiétude concernant un pays dans la littérature. Et cela peut aussi être un risque politique, économique, un risque humain, social, écologique, sanitaire, technologique, industriel .... Par conséquent, de nombreux secteurs peuvent avoir un risque pays. Même en se concentrant sur un domaine comme l'économie et la finance, le nombre de paramètres qui est utilisé autour de ce terme de risque pays est très élevé. Cela peut venir d'un ralentissement du PIB d'un pays, de sa production industrielle, de la consommation privée ou publique, pour l'aspect économie. Concernant l'aspect financier, cela peut être une chute de la devise du pays ou des taux d'intérêt fixés par la banque centrale à laquelle est rattaché le pays considéré. Eu égard des différents termes, des différentes définitions, il convient de noter le cadre précis de ce que représente le terme risque pays dans cette étude.

Le risque pays est présent dans un environnement de mondialisation. En effet, un pays peut faire face à plusieurs risques d'ordre économique et financier. Ils peuvent être endogènes c'est-à-dire que le risque d'un ralentissement de l'économie ou d'une récession résulte de problèmes à l'intérieur du pays, liés aux acteurs économiques nationaux. Ces inquiétudes peuvent venir du gouvernement. Les pouvoirs publics mettent en œuvre des réformes pour une amélioration de la qualité de vie de ses citoyens. En fin 2017, aux Etats Unis, une réforme réduisant le taux d'imposition des entreprises et des ménages a été adoptée par le Congrès (Sherlock et Marples, 2018-2019). Cette initiative a permis d'augmenter le pouvoir d'achat des

ménages et de diminuer les charges sur les entreprises. Les investissements vont augmenter à la suite de la réduction des taux d'imposition. La demande globale sera de ce fait stimulée. En revanche, la contrepartie est la réduction des recettes gouvernementales et la hausse de la dette ; des risques sur le marché du travail sont attendus. La demande étant stimulée, l'offre de travail augmente et le taux de chômage américain atteint des niveaux inférieurs au niveau d'équilibre estimé par les FED (Federal Reserve Board).

Il convient de noter que par une réforme structurelle, le risque pays augmente. Les indicateurs économiques étant liés entre eux, la modification d'un seul élément perturbe l'ensemble. Les banques peuvent aussi citer en exemple. Quelles soient commerciales ou centrales, les banques jouent un rôle important. Le rôle majeur de la banque centrale est de fixer le taux d'intérêt national qui permet aux banques commerciales de se refinancer. Le risque pays est présent dans un environnement de mondialisation, où un pays peut faire face à plusieurs risques d'ordre économique et financier. Ils peuvent être endogènes (liés aux acteurs économiques nationaux) ou exogènes. Un pays a une croissance stable si ses acteurs collaborent et communiquent de façon claire et précise.

Cet exemple peut être appliqué sur d'autres réformes à d'autres pays. Des réformes sont élaborées dans les pays développés afin de réduire les dettes (Hansen & Imrohorglu, 2013, Sussman & Yafeh, 2000). Pour les pays émergents, des réformes sur la lutte contre la corruption, l'éducation ou le capital humain sont devenues des priorités. Ces réformes sont continues, elles se modifient avec chaque nouveau gouvernement, ont des effets à court, moyen et long terme et modifient l'environnement économique, financier et politique du pays. De ce fait, elles impactent sur l'évaluation du risque pays.

Hormis, le risque pays interne, les sources de risque peuvent être exogènes. De nos jours, les économies sont fortement intégrées. Les pays dits développés et les pays émergents sont liés entre eux par le commerce des biens et services mais aussi par les flux financiers. Ces derniers sont très impactant pour les économies émergentes (Koepke, 2015). La guerre commerciale entre les États-Unis et la Chine est un bon exemple d'élément externe qui impacte l'économie interne (Trade partnership worldwide, 2019).

### **1.3 DEFINITION LARGEMENT ACCEPTEE**

De nos jours, le risque pays se réfère alors à l'incertitude que des événements politiques, économiques ou sociaux affectent négativement les investissements étrangers, englobant divers risques (politiques, économiques, financiers, sociaux, écologiques, etc.).

Sous cette définition, la méthode générale de mesure du risque national consiste d'abord à établir un système d'indicateurs de risque aussi complet que possible, puis à quantifier ou semi-quantifier chaque indicateur, pour enfin réaliser une analyse du risque global.

Face à cette complexité croissante, un cadre théorique solide s'avère indispensable pour comprendre et évaluer le risque pays de manière rigoureuse.

C'est précisément la motivation de la recherche de notre mémoire. Nous allons investiguer une méthode pratique de simulation du risque pays en incorporant les interactions entre différentes catégories de risque. L'objectif principal est de développer une approche qui fournisse des évaluations plus précises du risque, facilitant ainsi la prise de décisions éclairées en matière d'investissement. Pour atteindre cet objectif, des techniques de simulation avancées sont employées, notamment les méthodes de Monte Carlo.

#### **1.4 CONTRIBUTION ECONOMIQUE DE LA RECHERCHE**

Au-delà de sa dimension méthodologique, ce mémoire apporte une contribution significative à l'analyse économique contemporaine du risque souverain. En mobilisant une approche fondée sur les simulations de variables aléatoires non gaussiennes, il propose un outil d'aide à la décision économique plus réaliste que les méthodes conventionnelles fondées sur des hypothèses de normalité. Ce cadre permet de mieux appréhender les dynamiques extrêmes et les dépendances structurelles qui caractérisent les économies modernes, notamment en période de choc ou d'instabilité.

Du point de vue macroéconomique, cette recherche contribue à la compréhension des vulnérabilités structurelles des pays selon leur niveau de développement ou leur appartenance géographique. En identifiant des profils de risque différenciés, elle permet d'éclairer les politiques économiques ciblées, tant en matière de gestion budgétaire que de stratégies de diversification. Par exemple, les pays présentant une forte asymétrie dans la distribution des risques pourraient être incités à renforcer leur cadre institutionnel ou leur stabilité politique pour attirer davantage d'investissements étrangers.

Sur le plan financier, l'approche développée améliore l'évaluation du risque pays utilisée par les investisseurs, les agences de notation et les institutions financières. Elle permet de mieux calibrer les primes de risque, d'ajuster les portefeuilles internationaux et d'optimiser les flux de capitaux dans une perspective de rendement ajusté au risque. En intégrant des variables plus représentatives des réalités économiques actuelles, comme le risque géopolitique ou les effets de contagion régionale, cette recherche outille les acteurs de marché face à une incertitude

croissante.

Enfin, cette modélisation ouvre également la voie à de nouvelles pistes pour la coopération internationale et le financement du développement. En identifiant les fragilités spécifiques des pays à risque élevé, les bailleurs de fonds et institutions multilatérales peuvent adapter leurs instruments d'intervention, conditionner l'aide à des critères plus précis et soutenir des réformes structurelles alignées sur les risques identifiés.

Ainsi, ce mémoire contribue à renouveler l'approche économique du risque souverain en combinant rigueur statistique et pertinence stratégique pour les décideurs publics comme privés.

## CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTERATURE

### 2.1 SIMULATION DE MONTE CARLO

La simulation de Monte Carlo est une approche de modélisation stochastique qui repose sur la génération de nombreuses simulations aléatoires afin d'étudier le comportement d'un système complexe. Plutôt que de s'appuyer sur des équations rigides, cette méthode permet d'explorer différentes situations possibles à partir de données empiriques ou hypothétiques. Par exemple, pour anticiper la performance d'un portefeuille d'investissement ou les fluctuations économiques d'un pays, on peut générer des milliers de scénarios qui tiennent compte de l'incertitude et de la variabilité des facteurs impliqués.

Étant modèle probabiliste, la simulation de Monte Carlo peut inclure un élément d'incertitude ou de hasard dans ses prédictions. Lorsque vous simulez des résultats à l'aide d'un modèle probabiliste, vous obtiendrez des résultats différents à chaque fois. Toutefois, les simulations probabilistes peuvent prédire des temps de trajet différents en tenant compte de facteurs tels que les embouteillages, le mauvais temps et les pannes de véhicules.

Bref, la méthode de Monte Carlo peut réaliser, à l'aide d'informatique, un grand nombre de simulations ou d'échantillonnages aléatoires pour analyser un système complexe de façon numérique lorsqu'il est trop difficile pour résoudre de manière analytique.

Le nom de la méthode vient du célèbre casino de Monte Carlo à Monaco, en référence à l'utilisation du hasard dans les jeux de casino, car la méthode repose sur des processus aléatoires pour obtenir des résultats. La simulation de Monte Carlo offre une solution pour des problèmes complexes qui ne peuvent pas être résolus de manière analytique. Ses applications sont vastes, allant de l'évaluation de nouveaux produits à la gestion de stocks en passant par les problèmes de fichiers d'attente.

Cette étude explore donc l'application de la simulation de Monte Carlo à l'évaluation du risque pays, en mettant l'accent sur la modélisation des variables aléatoires corrélées non gaussiennes. La simulation de Monte Carlo permet d'introduire une approche statistique du risque dans une décision financière en simulant des variables aléatoires indépendantes pour l'évaluation des résultats possibles d'un modèle soumis à des variations d'entrées.

## 2.2 REVUE DE LITTÉRATURE

L'évaluation du risque pays représente une problématique majeure dans le domaine des investissements internationaux, étant donné l'interconnexion croissante des économies et des marchés financiers. Différents facteurs politiques, économiques et sociaux, souvent imprévisibles, peuvent avoir un impact significatif sur la rentabilité et la sécurité des investissements. De ce constat, la question centrale qu'on se pose est : *comment évaluer le risque pays en utilisant des variables aléatoires corrélées non gaussiennes ?*

Cette question découle de la nécessité de dépasser les approches traditionnelles, qui supposent généralement la normalité des distributions de risque et une indépendance ou linéarité des variables explicatives. Dans un contexte de plus grande instabilité géopolitique et économique, ces hypothèses apparaissent de moins en moins réalistes.

### Hypothèse principale (H1)

Les distributions de risque politique et économique ne suivent pas une loi normale et présentent des asymétries significatives, justifiant l'usage de copules pour simuler leur interdépendance.

Cette hypothèse repose sur les résultats de plusieurs tests de normalité (Jarque-Bera, Shapiro-Wilk) et est cohérente avec les travaux d'Embrechts et al. (2001), qui ont montré la pertinence des copules pour modéliser des queues épaisses et des co-mouvements asymétriques.

### Hypothèse secondaire (H2)

Les pays en développement présentent une distribution de risques plus dispersée et asymétrique que les pays développés, ce qui se traduit par une volatilité plus élevée dans les scores simulés.

Cette hypothèse est soutenue par la littérature empirique sur les économies émergentes et en développement (Koepke, 2019 ; Erb et Harvey, 1996), qui identifie une plus grande exposition aux chocs externes, à la variabilité institutionnelle et aux fluctuations politiques.

### Hypothèse secondaire (H3)

L'approche par simulation de Monte Carlo, combinée aux copules, permet une classification plus nuancée du risque pays, en capturant des phénomènes non linéaires qui échappent aux méthodes classiques.

Cette hypothèse repose sur les apports méthodologiques récents dans la modélisation stochastique du risque souverain, notamment dans les travaux de Bouchet et al. (2018) et les applications développées dans le contexte post-crise.

Pour répondre à cette question, il convient d'examiner comment le concept de risque pays a été traité dans la littérature au fil du temps.

L'importance de la simulation de risque pays ne cesse de croître dans un environnement de mondialisation où les économies sont fortement intégrées. Les investisseurs et les institutions financières doivent évaluer les risques associés aux investissements dans différents pays pour prendre des décisions éclairées. Les méthodes de simulation, telles que la simulation de Monte Carlo et les modèles multivariés GARCH, jouent un rôle crucial dans cette évaluation. Ces méthodes permettent de modéliser les comportements extrêmes et les dépendances entre les variables, offrant ainsi une évaluation plus précise des risques.

Cette étude met en exergue la simulation de risque pays en présence de variables aléatoires corrélées non gaussiennes. Elle vise à fournir une compréhension approfondie des méthodes de simulation et de leur application dans l'évaluation des risques pays. En intégrant des variables non gaussiennes, ce mémoire propose une approche plus réaliste pour modéliser les risques, répondant ainsi aux besoins des investisseurs et des décideurs politiques dans un environnement économique et financier de plus en plus complexe.

Par conséquent, les recherches de ce type, réalisées à l'aide de simulateurs informatiques, sont très pertinentes et raisonnables. Un risque pays peut dès lors être considéré comme étant la probabilité de dommages aux investissements et transactions commerciales en raison d'événements politiques, économiques et sociaux dans le pays.

En conclusion, la littérature sur la simulation de risque pays avec des variables aléatoires corrélées non gaussiennes met en évidence la nécessité de modèles avec l'intégration de variables aléatoires corrélées non gaussiennes. Les recherches récentes ont démontré que ces approches soutiennent une évaluation plus précise et différenciée du risque, ce qui est crucial dans le climat économique actuel.

De ce fait, les variables aléatoires corrélées non-gaussiennes sont courantes dans le contexte du risque pays et peuvent représenter des facteurs économiques, politiques, sociaux, *etc.* qui influencent le risque associé à un pays donné. Contrairement aux variables gaussiennes, ces variables peuvent présenter des distributions asymétriques, des files épaisses et des dépendances complexes, rendant leur modélisation précise est cruciale pour obtenir des résultats fiables.

La simulation de risque pays est une méthode cruciale pour évaluer les risques économiques et financiers associés à un pays.

Dans notre contexte, nous nous concentrons principalement sur la simulation stochastique symbolique. Une fois le modèle construit, nous expérimenterons son comportement en faisant varier les paramètres. Cela nous permet de mieux comprendre la situation actuelle et d'explorer différents scénarios.

L'utilisation de variables aléatoires corrélées non gaussiennes complexifie la modélisation, mais permet de capturer des comportements plus réalistes des données économiques. La littérature sur le risque pays a connu un essor remarquable, avec une évolution constante des terminologies et des définitions. Pour bien cerner cette évolution, il est essentiel de revenir sur les origines et les premières définitions du concept.

Les investissements peuvent être influencés par des tendances politiques, économiques ou sociales du pays. Les investisseurs et institutions financières devraient donc considérer le problème des variables aléatoires corrélées qui ne suivent pas une loi normale. La méthode de Monte Carlo est un instrument précieux pour générer de multiples scénarios et estimer le niveau de risque associé à une opération d'investissement.

L'utilisation de la méthode de Monte Carlo permet ainsi de mieux appréhender le comportement des systèmes en diversifiant les variables d'entrée. Cette approche est particulièrement pertinente dans le contexte actuel, marqué par des événements imprévisibles tels que la pandémie de COVID-19 ou les guerres commerciales.

La simulation du risque pays est cruciale pour les institutions financières, surtout dans un environnement économique incertain. Les variables aléatoires corrélées non gaussiennes permettent de mieux modéliser les comportements extrêmes et les dépendances entre les actifs. Il est donc nécessaire d'identifier et de modéliser les variables clés influençant le risque pays : risque politique (instabilité gouvernementale), risque économique (croissance du PIB, inflation) et risque social (tensions sociales, niveaux d'éducation). Ces variables peuvent être interconnectées et se comporter de manière imprévisible, d'où l'importance d'utiliser les distributions appropriées.

Cela revêt une importance particulière lors des crises économiques, où les actifs présentent des comportements fortement corrélés. Les distributions non gaussiennes, telles que les distributions de Lévy ou celles à queues lourdes, s'avèrent souvent plus représentatives des

rendements financiers, en particulier durant les périodes de crise. Toutefois, la principale difficulté dans la modélisation de ces caractéristiques réside dans le fait que les modèles stochastiques linéaires classiques ont été conçus pour simuler des variables aléatoires gaussiennes corrélées, ce qui limite leur application dans un large éventail de situations réelles impliquant des processus qui s'éloignent de la gaussianité.

Face à ces défis, il est crucial d'adopter une approche rigoureuse et de s'appuyer sur une revue de la littérature pertinente pour mieux comprendre les enjeux et les méthodes d'évaluation du risque pays.

Ce mémoire vise à évaluer le risque pays en utilisant une approche de simulation de Monte Carlo, intégrant des variables aléatoires corrélées non gaussiennes. L'objectif est de développer un modèle robuste capable de fournir des évaluations plus précises du risque pays, contribuant ainsi à une prise de décision éclairée en matière d'investissement.

## CHAPITRE 3 METHODOLOGIE

### 3.1 PRINCIPE DE BASE

La présente étude s'inscrit dans une approche quantitative visant à évaluer et simuler le risque pays en mobilisant des outils statistiques avancés, adaptés aux particularités des phénomènes économiques internationaux. Le choix méthodologique découle du constat que les modèles classiques basés sur des hypothèses de normalité et de linéarité présentent des limites importantes dans l'analyse du risque, en particulier dans des contextes de forte incertitude ou de dépendances structurelles complexes.

#### 3.1.1. Justification méthodologique : un problème non linéaire

Les risques pays (économiques et politiques) présentent des distributions qui sont souvent asymétriques, à queues épaisses, et non gaussiennes. De plus, ces variables présentent des interdépendances non linéaires, notamment en période de crise ou de choc systémique. Les corrélations classiques de Pearson ne suffisent pas à capturer ces dynamiques. Il est donc essentiel d'adopter une approche reposant sur des outils capables de modéliser ces dépendances complexes de manière robuste et flexible.

#### 3.1.2. Tests de normalité

Avant toute modélisation, des tests de normalité ont été appliqués aux séries de données (ECR, risques politique et économique) pour confirmer ou infirmer l'hypothèse de distribution normale. Les tests utilisés incluent le test de Jarque-Bera et le test de Shapiro-Wilk. Les résultats obtenus rejettent clairement l'hypothèse de normalité, ce qui justifie le recours à des méthodes de simulation non paramétriques et à des outils comme les copules.

#### 3.1.3. Utilisation des copules

Les copules permettent de modéliser les dépendances entre variables aléatoires de manière souple, indépendamment de leur distribution marginale. Elles sont particulièrement utiles dans le cadre de l'analyse du risque pays, car elles permettent de mieux représenter les extrêmes et les co-mouvements asymétriques. Dans ce mémoire, l'utilisation de copules bivariées de type Clayton et Gumbel a permis de simuler la structure de dépendance entre les dimensions du risque.

Le choix des copules a été validé par l'analyse des mesures de dépendance non linéaires comme le tau de Kendall et le rho de Spearman, qui révèlent des liens significatifs entre les variables, bien au-delà de ce que permettrait une analyse classique par corrélation de Pearson.

#### **3.1.4. Simulation du risque pays**

À partir des copules sélectionnées, des simulations ont été réalisées afin de générer des séries de données représentatives de scénarios de risque pays pour différents groupes de pays. L'objectif était de tester la robustesse des regroupements par zone de développement (développés, émergents, en développement) et d'observer l'évolution du risque global dans des contextes de chocs corrélés.

Les simulations ont été conduites à partir de données annuelles allant de 1993 à 2016, couvrant 26 pays. Pour chaque simulation, des séries synthétiques ont été générées et comparées aux données empiriques à travers des indicateurs statistiques (moyenne, écart-type, quantiles), afin de vérifier la validité des structures de dépendance modélisées.

Afin d'agrèger les différentes dimensions du risque, nous avons retenu une pondération fondée sur le modèle simplifié proposé par Yan et Gao (2018), qui suggère 45 % pour le risque politique et géopolitique, 45 % pour le risque économique et financier, et 10 % pour les autres risques. Ces poids ont été appliqués de manière uniforme à l'ensemble des pays simulés.

$$Country Risk_{it} = 45\% * R_{politique} + 45\% * R_{economique} + 10\% * Autres\ risques \quad (1)$$

#### **3.1.5. Interprétation et portée de l'approche**

Cette méthodologie permet de dépasser les limites des modèles linéaires, en tenant compte de la complexité des liens entre les dimensions du risque pays. Elle ouvre la voie à une meilleure compréhension des risques systémiques, en particulier dans les économies vulnérables ou émergentes. De plus, elle renforce la pertinence de la classification par zone de développement en révélant les écarts structurels en matière de résilience face aux chocs économiques et politiques.

Ainsi, le recours aux copules et à des simulations fondées sur des dépendances non gaussiennes représente un apport méthodologique majeur pour l'analyse du risque pays contemporain.

### 3.2. RÉSULTATS DES TESTS DE NORMALITÉ ET JUSTIFICATION DE L'UTILISATION DES COPULES

Avant de procéder à la modélisation des dépendances entre les variables de risque, nous avons réalisé une série de tests de normalité sur les trois principaux indicateurs utilisés dans ce mémoire : le risque politique ( $R_{\text{political}}$ ), le risque économique ( $R_{\text{economic}}$ ) et l'indice ECR. Trois tests statistiques ont été mobilisés pour renforcer la robustesse des résultats : le test de Shapiro-Wilk, le test de D'Agostino et le test d'Anderson-Darling.

Les résultats montrent clairement que toutes les variables étudiées dévient significativement de la normalité. Les p-values obtenues pour les tests de Shapiro-Wilk et D'Agostino sont inférieures à 0.001 pour chaque indicateur, ce qui permet de rejeter l'hypothèse nulle de normalité. Le test d'Anderson-Darling confirme également ces écarts, avec des statistiques largement supérieures aux seuils critiques à 1%, 2.5% et 5%.

**TABLEAU 1: TEST DE NORMALITE**

Indicateur	Shapiro-Wilk (p-value)	D'Agostino (p-value)	Anderson-Darling	Normalité?
Rpolitical	0,0000	0,0000	20,36	✗ Non
REconomic	0,0000	0,0000	14,23	✗ Non
ECR	0,0000	0,0000	17,76	✗ Non

*Note :* Ce tableau présente les résultats des tests de normalité pour les variables clés. Une  $p\text{-value} < 0,05$  indique un rejet de l'hypothèse de normalité. Cela justifie l'usage de méthodes alternatives comme les copules qui n'exigent pas la normalité des distributions pour modéliser les interdépendances entre variables.

Ces résultats justifient le recours à des outils statistiques capables de modéliser des dépendances sans faire l'hypothèse de normalité conjointe. Les copules apparaissent ici comme une solution particulièrement adaptée. Elles permettent de dissocier les distributions marginales des variables étudiées et de se concentrer sur la structure de dépendance entre elles. En capturant les asymétries, les comportements en queue de distribution et les non-linéarités, les copules offrent une modélisation plus réaliste et plus flexible du risque pays.

Le principe de base de la simulation de Monte Carlo n'est pas du tout compliqué. Son idée principale est de résoudre de façon numérique des problèmes mathématiques ou de simuler le comportement statistique des points en mouvement dans un système fermé par échantillonnage aléatoire. En termes simples, la méthode de Monte Carlo approxime la solution

d'un problème à travers un grand nombre d'échantillons aléatoires. Le point mobile finira par passer par toutes les positions possibles dans le système de traversée.

Par exemple, un dé à six faces possède une chance sur six d'obtenir un chiffre particulier. Ici, les six chiffres sont supposés uniformément distribuer. Lorsque l'on lance les dés six fois, il se peut que les dés n'apparaissent pas sur six chiffres différents. Cependant, si l'on continue à lancer un nombre suffisamment grand de fois, la fréquence d'occurrence de chaque chiffre s'approche à  $1/6$ . Autrement dit, exécuter une simulation de mille fois vous donnera des résultats plus précis que l'exécuter 100 fois.

Ceci montre l'idée de base des simulations de Monte Carlo, dans lesquelles un ordinateur peut exécuter suffisamment de simulations pour obtenir le résultat final pour différentes entrées qui imitent les résultats de la vie réelle. En effet, le développement de la technologie informatique a grandement favorisé l'application généralisée de la simulation de Monte Carlo.

Ce système utilise un générateur de nombres aléatoires pour reproduire l'incertitude inhérente aux paramètres d'entrée. Un générateur de nombres aléatoires est un programme informatique qui produit une séquence imprévisible de nombres aléatoires.

L'apprentissage machine (machine learning, en anglais) est une technique informatique qui utilise de grands échantillons de données d'entrée et de sortie pour entraîner les logiciels à apprendre les connexions entre les deux. On peut utiliser des modèles pour tester et confirmer les résultats des simulations de Monte Carlo.

Les procédures fondamentales de la méthode de Monte Carlo sont comme suit.

- ✍ Générer des échantillons aléatoires (souvent à partir de distributions de probabilité connues) ;
- ✍ Calculer une statistique ou un résultat à partir de ces échantillons ;
- ✍ Répéter ce processus un grand nombre de fois pour obtenir une estimation fiable du résultat final.

### 3.3 GÉNÉRATEUR DE NOMBRES ALÉATOIRES

Si la fonction de répartition (*cdf*) de probabilité *a priori* est connue pour une variable  $X$ , disons  $F(x)$ , le générateur des valeurs  $x$  de  $X$  peut être définir mathématiquement par la fonction inverse

$$x = F^{-1}(p), \quad (2)$$

où  $p$  désigne la valeur de probabilité

$$p = \text{Prob}(X \leq x) = F(x). \quad (3)$$

La fonction  $F$  est bien sûr une correspondance bijective entre  $x$  et  $p$  s'il n'y a pas de probabilité de masse. Pour générer une valeur de  $X$ , il suffit d'attribuer aléatoirement une valeur entre 0 et 1 à  $p$ .

Sans probabilité de masse, il est raisonnable de croire que  $p$  est uniformément distribué sur l'intervalle  $[0, 1]$ . Voir Yan (2024). La reproduction aléatoire de  $p \in [0, 1]$  par la loi uniforme nécessite un algorithme, aussi. Ceci est disponible dans tous les logiciels statistiques, même dans Excel. Notons que la valeur de  $p$  est attribuée par un algorithme conçu par l'homme et n'est pas vraiment aléatoire. Les nombres ainsi générés sont appelés habituellement pseudo-aléatoires. Nous déclarons que les nombres simulés au hasard dans cet article sont tous des nombres pseudo-aléatoires.

### 3.4 CALIBRAGE DE MODELE

La variation d'un prix pendant une courte période est souvent considérée comme variable de loi normale, notamment sur un marché stable (moins volatile), tels les coûts de la main-d'œuvre et les prix des agro-produits. Les attributs dérivés sont connus de la loi log-normale, tel le taux d'intérêt composé et les coûts des articles à multi-composantes mutuellement indépendantes. Voir Yan (2024). Un problème se pose avant la simulation : même si le type de distribution a priori d'une variable est connu par des travaux précédents, ses paramètres caractéristiques sont généralement inconnus. La détermination des paramètres basé sur des informations connues limitées est appelé calibrage ou étalonnage (calibration, en anglais).

Afin de calibrer un modèle de simulation de risque pays, nous avons besoin des informations de risque pays historiques.

À ce stade, nous avons constitué une base de données complète couvrant la période trimestrielle allant de 1993 à 2016. Le choix de cette période permet de capturer les évolutions économiques et politiques sur le long terme, incluant différentes phases de croissance et de crises.

Les données utilisées dans cette étude proviennent principalement des scores de risque pays publiés par Euromoney, largement reconnus pour leur évaluation multidimensionnelle intégrant des facteurs économiques, politiques et structurels, en plus de leur fiabilité.

Notre échantillon comprend 26 pays, sélectionnés pour représenter un éventail diversifié d'économies à différents stades de développement (économies développées, émergentes et en

développement). Des poids de pondération sont attribués et les valeurs manquantes ont été enlevées.

Afin de minimiser l'impact de ce problème, nous avons utilisé une méthode d'imputation appropriée. L'étape suivante consiste à modéliser les variables clés qui influencent le risque pays que sont :

- Risque Politique (RP) : qui reflète la stabilité politique et la qualité de la gouvernance.
- Risque Économique (RE) : qui mesure la solidité de l'économie et sa capacité à résister aux chocs.

L'ensemble des simulations a été réalisé avec *R*, un logiciel statistique reconnu pour sa flexibilité, sa puissance de calcul et la disponibilité de nombreux packages spécialisés.

Nous avons effectué 10 000 itérations de la simulation de Monte Carlo, un nombre suffisant pour assurer la convergence des résultats.

Pour chaque variable de risque (politique, économique, structurel), nous avons estimé les paramètres suivants : la moyenne et la variance. La moyenne a été calculée à partir des données historiques disponibles pour chaque pays et chaque variable. La variance a été estimée pour quantifier la dispersion des données et mesurer l'incertitude associée à chaque variable. Une variance élevée indique une plus grande volatilité et un risque accru.

Nous avons déterminé la matrice de variance-covariance pour chaque variable de risque, ce qui a permis d'établir les relations entre les différentes variables, puis une simulation des variables. En appliquant l'algorithme de simulation expliqué dans la littérature, nous avons généré des variables corrélées en utilisant la factorisation de Cholesky et des transformations non linéaires adaptées.

A la suite, l'application de la méthode de Monte Carlo pour simuler ces variables. Nous avons dès lors obtenus des scénarios. Chaque scénario reflète une combinaison réaliste des valeurs possibles pour la politique (Risque politique) et l'économie. Une fois les variables simulées, nous agrégeons ces risques grâce à des boucles.

### **3.5. APPROCHES DE SIMULATION DES VARIABLES NON-NORMALES CORRELEES**

Ici, nous essayons d'expliquer en détails les approches de simulation des variables non-normales corrélées. Commençons par le cas le plus simple pour un rappel.

- 1) La simulation d'une variable normale  $Z$  d'espérance  $\mu$  et de variance  $\sigma^2$  est simplement

de calculer la valeur de la répartition inverse  $z=F^{-1}(p)$  autant de fois, où  $p \sim U[0, 1]$  et

$$F(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} dt. \quad (4)$$

Le calibrage (détermination de  $\mu$  et  $\sigma$ ) peut être fait à partir de l'information disponible.

- 2) Cas de multivariate Gaussian distribution : lorsque les variables à générer sont normales conjointement et corrélées mutuellement

$$Z_{m \times n} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n), \quad (5)$$

la simulation peut se faire en 3 étapes si le vecteur d'espérance  $\mu_{n \times 1} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)'$  et la matrice de variance-covariance

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_n^2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

sont connus. Ici,  $n$  = le nombre des variables à générer et  $m$  est le nombre des valeurs à générer pour chacune des variables.

*Étape 1.* On génère d'abord  $n$  variables normales standard indépendantes

$$Y_{m \times n} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n), \quad (7)$$

juste comme dans 3) mais avec

$$E[Y_i] = 0 \quad (8)$$

et

$$Var [Y_i] = 1, \quad (9)$$

pour tout  $i$ .

*Étape 2.* Décomposons la matrice  $\Sigma$  par la factorisation de Cholesky tel que

$$\Sigma_{n \times n} = L'L, \quad (10)$$

où  $L=L_{n \times n}$  est une matrice triangulaire supérieure.

*Étape 3.* On fait la transformation linéaire suivante.

$$Z_{m \times n} = Y_{m \times n} \cdot L_{n \times n} + \mu_{m \times n}. \quad (11)$$

Ici,  $\mu_{m \times n}$  est la matrice d'espérance de  $Z_{m \times n}$ .

$$\mu_{m \times n} = \begin{pmatrix} \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_n \\ \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_n \end{pmatrix} \quad (12)$$

Une façon alternative : Soit  $V$  est la matrice diagonale de variance,

$$V_{n \times n} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n^2 \end{pmatrix}; \quad (13)$$

et  $R$  est la matrice de corrélation,

$$R_{n \times n} = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & 1 \end{pmatrix}. \quad (14)$$

On a donc que

$$\Sigma_{n \times n} = V_{n \times n}^{\frac{1}{2}} \cdot R_{n \times n} \cdot V_{n \times n}^{\frac{1}{2}} \Leftrightarrow R_{n \times n} = V_{n \times n}^{-\frac{1}{2}} \cdot \Sigma_{n \times n} \cdot V_{n \times n}^{-\frac{1}{2}}, \quad (15)$$

où

$$V_{n \times n}^{\frac{1}{2}} = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n \end{pmatrix}, \quad (16)$$

$$V_{n \times n}^{-\frac{1}{2}} = \begin{pmatrix} \sigma_1^{-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2^{-1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_n^{-1} \end{pmatrix}. \quad (17)$$

On décompose  $R$  par la factorisation de Cholesky,  $R = D'D$ , où  $D$  est une matrice triangulaire supérieure. Définissons

$$W_{m \times n} = Y_{m \times n} \cdot D_{n \times n}, \quad (18)$$

où  $Y_{m \times n}$  sont générées dans *Étape 1* comme étant variables normales standards indépendants. Soit  $W_i$  est la  $i$ -ième colonne de  $W_{m \times n}$ . Définissons

$$Z_i = \sigma_i W_i + \mu_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (19)$$

Alors,

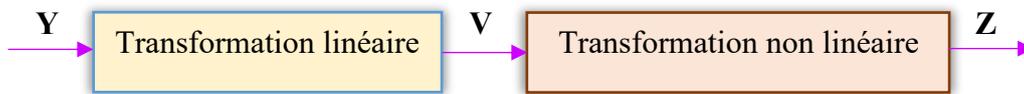
$$Z_{m \times n} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (20)$$

donne ce qu'on désire.

- 3) Cas général : On désire générer  $n$  variables  $Z_{m \times n} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$  mutuellement corrélées et non nécessairement normales (multivariate non-Gaussian distribution)

dont la matrice de corrélation  $\underline{R}_{n \times n}$  est connue et la répartition marginale (la loi de probabilité marginale)  $F_{z_i}(z_i)$  est aussi connue pour tout  $i$ . Voici l'idée de la génération de  $\underline{Z}_{m \times n}$ .

On génère d'abord  $n$  variables indépendantes normales standard  $\underline{Y}_{m \times n}$ ; ensuite générer  $n$  variables dépendantes normales  $\underline{V}_{m \times n}$  par une transformation linéaire avec la matrice de corrélation  $\underline{R}_{n \times n}^v$  (à déterminer) puis générer  $n$  variables dépendantes  $\underline{Z}_{m \times n}$  avec la matrice de corrélation donnée  $\underline{R}_{n \times n}$  par une transformation non linéaire tel que chaque  $Z_i$  ( $i$ -ième colonne de  $\underline{Z}_{m \times n}$ ) a la loi de probabilité marginale donnée.



Pour réaliser cette idée, on doit comprendre les mathématiques ci-dessous.

**Mathématiques préparatoires sur la transformation non linéaire :**

La densité de chaque  $Z_i$  est supposée connue, disant  $f_{z_i}(z_i)$ . Il y existe une fonction monotone (croissante) tel que

$$\int_{-\infty}^{z_i} \phi_i(v_i) dv_i = \int_{-\infty}^{z_i} f_{z_i}(z_i) dz_i = F_{z_i}(z_i), \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (21)$$

où  $\phi_i(v_i)$  représente effectivement la densité marginale de l' $i$ -ième variable *intermédiaire normale*  $V_i$  que l'on veut. Pour simplicité, on suppose que  $V_i$  suit la loi normale standard. Ainsi, la densité de  $V_i$ ,

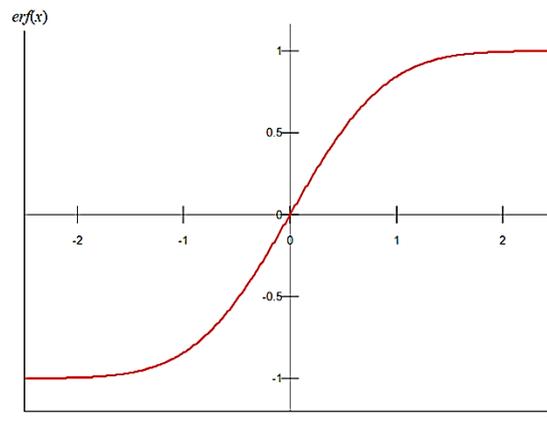
$$\phi_{v_i}(v_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}}. \quad (22)$$

La fonction de répartition de  $V_i$  est celle de la loi normale standard  $\Phi$ .

$$\begin{aligned} \Phi(v) &= \int_{-\infty}^v \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \\ &= \int_{-\infty}^0 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt + \int_0^v \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \\ &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{v}{\sqrt{2}}\right) \end{aligned} \quad (23)$$

Ici, *erf* signifie la fonction d'erreur (Error function) définie par

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt. \quad (24)$$



**FIGURE 1: FONCTION D'ERREUR ERF**

Ainsi, (4) et (21) impliquent que

$$z_i = h_i(v_i) \equiv F_{Z_i}^{-1}(\Phi(v_i)) = F_{Z_i}^{-1}\left(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{v_i}{\sqrt{2}}\right)\right). \quad (25)$$

Notez que  $F_{Z_i}^{-1}$  peut être obtenue puisque  $F_{Z_i}$  est connue.  $h_i$  est en fait une transformation de  $V_i$  à  $Z_i$ . Donc on génère d'abord les variables normales standard indépendantes  $V_i$  puis obtient  $Z_i$  par transformation (23).

Voici les étapes concrètes.

*Étape 1.* Déterminer la transformation non linéaire  $h_i$  de  $V_i$  à  $Z_i$  par (25).

*Étape 2.* Déterminer la matrice de corrélation  $R_{V_i V_j}$  des variables intermédiaires  $V_i$  à partir de  $R_{n \times n}$  et la transformation non linéaire.

*Étape 3.* Décomposer  $R_{V_i V_j}$  par la factorisation de Cholesky et déterminer la matrice de transformation linéaire.

*Étape 4.* Générer les variables normales indépendantes  $Y$ .

*Étape 5.* Transformer  $Y$  à  $n$  variables normales corrélées  $V$ .

*Étape 6.* Transformer  $V_i$  à  $n$  variables non-gaussiennes corrélées  $Z_i$  par la transformation  $h_i$ .

Toutes les étapes sont claires sauf l'étape 2. Voici une explication détaillée.

Soient  $V_i$  et  $V_j$  deux variables quelconques avec corrélation  $R_{V_iV_j}$ , et  $Z_i$  et  $Z_j$  les variables transformées de  $V_i$  et  $V_j$  respectivement. La corrélation de  $Z_i$  et  $Z_j$

$$R_{Z_iZ_j} = \frac{E[(Z_i - \mu_{Z_i})(Z_j - \mu_{Z_j})]}{\sigma_{Z_i}\sigma_{Z_j}} \quad (26)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(h_i(v_i) - \mu_{Z_i})}{\sigma_{Z_i}} \frac{(h_j(v_j) - \mu_{Z_j})}{\sigma_{Z_j}} f_{V_iV_j}(v_i, v_j) dv_i dv_j,$$

où  $f_{V_iV_j}(v_i, v_j)$  est la densité jointe. Si  $V_i$  et  $V_j$  sont normales standard, (4) et (5) impliquent que

$$R_{Z_iZ_j} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(F_{Z_i}^{-1}(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}(\frac{v_i}{\sqrt{2}})) - \mu_{Z_i})}{\sigma_{Z_i}} \frac{(F_{Z_j}^{-1}(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}(\frac{v_j}{\sqrt{2}})) - \mu_{Z_j})}{\sigma_{Z_j}} \frac{\exp(-\frac{v_i^2 - 2R_{V_iV_j}v_iv_j + v_j^2}{2(1 - R_{V_iV_j}^2)})}{2\pi\sqrt{1 - R_{V_iV_j}^2}} dv_i dv_j \quad (27)$$

En fait, (25) est le lien entre  $R_{V_iV_j}$  et  $R_{Z_iZ_j}$ . Théoriquement, on peut résoudre  $R_{V_iV_j}$  à partir de (27) puisque  $R_{Z_iZ_j}$  est connue.

- ✓ Si  $Z_i$  et  $Z_j$  suivent une loi uniforme,

$$R_{V_iV_j} = 2 \sin\left(\frac{\pi}{6} R_{Z_iZ_j}\right). \quad (28)$$

- ✓ Si  $Z_i$  et  $Z_j$  suivent une loi log-normale avec paramètre  $\sigma$ ,

$$R_{V_iV_j} = \frac{\ln(R_{Z_iZ_j} \cdot (e^{\sigma^2} - 1) + 1)}{\sigma^2}. \quad (29)$$

L'intégrale (5) peut être trop complexe en général. Il est possible cependant de trouver un lien numérique entre  $R_{V_iV_j}$  et  $R_{Z_iZ_j}$ .

Les résultats de la simulation seront présentés et analysés en détail dans la section suivante.

Ainsi, cette méthodologie rigoureuse, basée sur des données fiables et des techniques statistiques avancées, nous permettra d'évaluer le risque pays de manière précise et de fournir des informations utiles pour les investisseurs et les décideurs.

## CHAPITRE 4 : RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Les pays ont été regroupés selon deux critères complémentaires : leur zone géographique et leur statut de développement économique.

La classification des pays selon leur zone géographique et leur statut de développement vise à structurer l'analyse comparative du risque pays en tenant compte de facteurs à la fois spatiaux et structurels. Cette double typologie permet de :

- Identifier des profils de risque homogènes à l'intérieur de groupes ayant des réalités économiques, institutionnelles ou géopolitiques similaires.
- Détecter les disparités régionales : par exemple, les pays africains et sud-américains peuvent partager des vulnérabilités liées à l'instabilité politique ou à une forte dépendance aux matières premières.
- Évaluer l'influence du niveau de développement sur les scores de risque, la résilience macroéconomique ou l'exposition aux chocs.
- Adapter les modèles de simulation à des sous-ensembles cohérents, en tenant compte de la nature des corrélations entre risques dans chaque groupe.
- Proposer des recommandations différenciées pour les décideurs politiques, les investisseurs ou les institutions financières selon le contexte du groupe.

En somme, ces classifications facilitent une lecture plus fine et contextualisée des résultats empiriques et simulés, tout en renforçant la pertinence analytique et politique de l'étude.

### **Classification par zones géographiques**

- Amérique du Nord : Canada, États-Unis, Mexique
- Amérique du Sud : Argentine, Brésil, Chili
- Europe : France, Allemagne, Italie, Royaume-Uni
- Asie : Chine, Inde, Indonésie, Japon, Corée du Sud, Malaisie, Singapour, Vietnam
- Afrique : Kenya, Nigéria, Sénégal, Afrique du Sud

### **Classification par statut de développement**

- Développés : Australie, Canada, France, Allemagne, Italie, Japon, Royaume-Uni, États-Unis, Corée du Sud, Singapour
- Émergents : Argentine, Brésil, Chili, Chine, Inde, Indonésie, Malaisie, Mexique, Russie, Turquie
- En développement : Bangladesh, Kenya, Nigéria, Sénégal, Afrique du Sud, Vietnam

## ➤ **Justification du classement des pays par statut de développement**

Le classement des pays en trois grandes catégories : pays développés, pays émergents et pays en développement repose sur une combinaison de critères économiques, institutionnels et structurels établis par des organisations internationales telles que le Fonds Monétaire International (FMI), la Banque mondiale (BM) et l'Organisation de Coopération et de Développement Economiques (OCDE).

Les pays développés se distinguent par un revenu national brut (RNB) par habitant élevé, une forte stabilité politique, des institutions bien établies et une intégration avancée dans les marchés financiers mondiaux. Ils bénéficient également de systèmes éducatifs, de santé et d'infrastructures largement développés, ainsi que d'une capacité accrue à gérer les chocs économiques ou géopolitiques.

Selon la classification 2023, « les pays à faible revenu présentent un RNB inférieur ou égal à 1 135 USD, les pays à revenu intermédiaire inférieur se situent entre 1 136 et 4 465 USD, tandis que les pays à revenu intermédiaire supérieur vont jusqu'à 13 845 USD. Les pays à revenu élevé, considérés comme développés, affichent un RNB supérieur ou égal à 13 846 USD » (Banque mondiale, 2023).

Les pays émergents occupent une position intermédiaire. Ils connaissent une croissance économique soutenue, une industrialisation croissante et un rôle accru dans les échanges commerciaux internationaux. Toutefois, leur vulnérabilité reste perceptible à travers des instabilités structurelles ou politiques ponctuelles.

Enfin, les pays en développement sont caractérisés par des niveaux de revenus plus faibles, une dépendance à l'égard de secteurs primaires et une exposition accrue aux crises économiques mondiales. Ils disposent généralement d'un accès plus limité aux financements internationaux, d'un tissu institutionnel fragile et d'inégalités socio-économiques marquées.

Ce classement, bien qu'imparfait, permet de structurer l'analyse comparative des risques pays en tenant compte de la capacité des États à absorber les chocs et à maintenir la stabilité macroéconomique. Il s'appuie notamment sur les seuils de revenu définis par la Banque Mondiale (2023), la typologie des économies selon le FMI (2023) ainsi que les rapports d'analyse de l'OCDE (2022).

#### 4.1. STATISTIQUES DESCRIPTIVES

L'analyse descriptive des données permet de mieux cerner la distribution des trois principaux indicateurs de risque : le risque politique, le risque économique et l'indice ECR. Les résultats présentés dans le tableau ci-dessous révèlent une hétérogénéité significative entre les pays observés. Le risque politique a une moyenne de 17,12 avec un écart-type de 6,03, tandis que le risque économique présente une moyenne de 14,64 avec une dispersion de 5,42. L'indice ECR, quant à lui, présente une moyenne globale de 63,28, mais une forte variabilité (écart-type de 20,11), suggérant des écarts importants dans la perception du risque pays à travers les différentes zones. Ces éléments statistiques posent les bases empiriques des analyses approfondies menées dans les sections suivantes.

Ces chiffres indiquent une variabilité importante dans les risques et les scores ECR entre les pays et au fil du temps.

**TABLEAU 2: STATISTIQUES DESCRIPTIVES**

	Risque politique	Risque économique	Indice ECR
Count	1508,00	1508,00	1508,00
Mean	17,12	14,64	63,28
Std	6,03	5,42	20,11
Min	2,56	2,17	18,13
25%	12,22	10,07	47,02
50% (Médiane)	17,26	15,76	61,38
75%	23,07	18,60	81,82
Max	28,00	25,00	99,45

*Note* : Statistiques descriptives de base pour l'ensemble des pays, calculées sur la période 1993-2016 pour les trois variables clés du risque souverain sur l'ensemble des pays étudiés entre 1993 et 2016. Ces données montrent une forte hétérogénéité des niveaux de risque entre pays, avec une large dispersion de l'indice ECR, ce qui suggère l'existence de groupes de pays structurellement différents.

### 4.1.1 Statistiques descriptives par niveau de développement

Le tableau suivant présente les moyennes, médianes et écarts-types du risque politique, du risque économique et du score ECR pour chaque groupe de pays selon le niveau de développement.

**TABEAU 3 : STATISTIQUES DESCRIPTIVES DES RISQUES PAR NIVEAU DE DEVELOPPEMENT DES PAYS**

Niveau de développement	Risque	Moyenne	Médiane	Écart-type
Développés	Rpolitical	23,75	24,14	2,43
	REconomic	18,71	17,96	4,13
	ECR	86,87	87,51	6,16
Émergents	Rpolitical	15,87	16,59	4,01
	REconomic	13,23	12,76	4,21
	ECR	56,78	57,14	12,04
En développement	Rpolitical	8,79	8,27	2,54
	REconomic	8,74	8,09	3,51
	ECR	36,56	36,31	5,42

*Note :* Ce tableau compare les scores de risque et l'indice ECR selon le niveau de développement (développé, émergent, en développement). Les pays développés affichent les scores les plus élevés et la plus faible variabilité, illustrant leur stabilité. Les pays émergents montrent des scores intermédiaires mais une plus forte dispersion, tandis que les pays en développement présentent des scores faibles et homogènes, reflet d'une vulnérabilité généralisée.

Ce tableau illustre les caractéristiques statistiques des scores de risque souverain selon trois dimensions : le risque politique (Rpolitical), le risque économique (REconomic) et le score global ECR. Les données sont regroupées selon le niveau de développement des pays : développés, émergents et en développement. Trois indicateurs sont retenus pour chaque variable : la moyenne, la médiane et l'écart-type.

- Pays développés : stabilité et scores élevés

Les pays développés affichent des scores élevés pour l'ensemble des indicateurs. La moyenne du score ECR s'établit à 86,87, avec une médiane très proche (87,51), ce qui indique une distribution symétrique et sans distorsion majeure. Le risque politique est relativement homogène (moyenne : 23,75, écart-type : 2,43), traduisant une stabilité institutionnelle et une gouvernance robuste. Le risque économique, bien que légèrement plus dispersé (écart-type : 4,13), reste contenu, reflétant la résilience macroéconomique des économies avancées. Ces résultats confirment que les pays développés sont perçus comme des entités à faible risque souverain, tant sur le plan politique qu'économique, avec peu de variabilité interne.

➤ Pays émergents : niveau intermédiaire et hétérogénéité marquée

Les pays émergents occupent une position intermédiaire, tant en termes de scores que de dispersion. Le score ECR moyen est de 56,78, avec une médiane légèrement plus élevée (57,14), ce qui suggère une distribution assez équilibrée malgré une plus grande variance (écart-type : 12,04). Le risque politique est significativement plus bas que dans les pays développés (15,87), avec une variabilité plus forte (écart-type: 4,01), traduisant une diversité de contextes institutionnels au sein du groupe. Le risque économique atteint une moyenne de 13,23, avec une dispersion similaire. Cette dispersion élevée reflète la diversité structurelle des pays émergents, allant d'économies relativement stables à d'autres plus vulnérables, en phase de transition ou confrontées à des instabilités ponctuelles.

➤ Pays en développement : scores faibles et vulnérabilité persistante

Les pays en développement se distinguent par des niveaux de risque nettement plus élevés (ou inversement, des scores ECR beaucoup plus faibles). Le score ECR moyen est de 36,56, avec une médiane légèrement inférieure (36,31), ce qui reflète une situation généralisée de risque élevé et de perception homogène de vulnérabilité. Les scores du risque politique (8,79) et du risque économique (8,74) sont faibles, avec des écarts-types modérés (respectivement 2,54 et 3,51), ce qui indique que même au sein de ce groupe, peu de pays parviennent à se démarquer positivement. Ce profil met en évidence une faible stabilité institutionnelle, un accès limité aux ressources financières et une exposition structurelle aux chocs extérieurs, ce qui justifie les faibles scores attribués dans les indices ECR.

Cette lecture analytique met en évidence l'impact asymétrique du développement sur le profil de risque souverain. Les pays développés présentent les meilleurs scores avec une faible dispersion, les pays émergents occupent une position intermédiaire mais hétérogène, tandis que les pays en développement affichent une faible performance globale, homogène dans leur

vulnérabilité. Cette configuration renforce l'intérêt d'une approche comparative par groupe structurel dans les analyses empiriques et les simulations ultérieures.

Ces résultats individuels doivent désormais être analysés à l'échelle régionale, afin d'identifier les dynamiques propres à chaque zone géographique.

#### 4.1.2 Statistiques descriptives par zone géographique

TABLEAU 4: STATISTIQUES DESCRIPTIVES DES RISQUES PAR ZONE GEOGRAPHIQUE

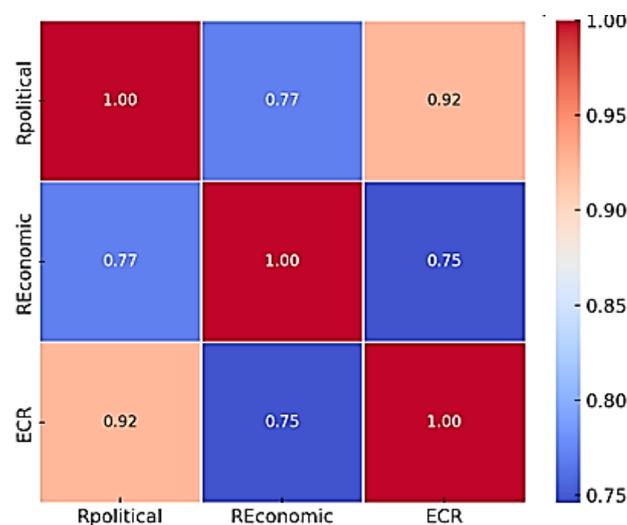
Zone géographique	Risque	Moyenne	Médiane	Écart-type
Amérique du Nord	Rpolitical	24,58	24,2	2,45
	REconomic	17,84	17,95	4,61
	ECR	83,89	83,56	7,07
Amérique du Sud	Rpolitical	15,70	14,39	4,32
	REconomic	11,82	10,73	4,42
	ECR	54,26	54,05	10,83
Europe	Rpolitical	24,07	24,24	2,12
	REconomic	17,85	17,51	3,33
	ECR	84,31	84,27	5,73
Asie	Rpolitical	14,72	15,71	4,66
	REconomic	14,20	14,01	4,18
	ECR	59,78	60,78	11,83
Afrique	Rpolitical	8,41	8,34	2,27
	REconomic	9,18	7,83	3,59
	ECR	36,08	36,08	5,14

*Note* : Comparaison des indicateurs de risque politique, économique et global (ECR) par grande zone géographique. Le tableau présente les scores moyens, médianes et écarts-types par grande région du monde (Afrique, Amérique du Nord, etc.). Il permet d'identifier des zones géographiques à fort ou faible risque souverain. Par exemple, l'Europe et l'Amérique du Nord présentent les scores ECR les plus élevés, ce qui traduit une stabilité institutionnelle, tandis que l'Afrique enregistre les scores les plus faibles, signalant une vulnérabilité plus marquée.

Le tableau présente les statistiques descriptives des scores de risque politique, économique et global (ECR) par grande zone géographique. Les moyennes, médianes et écarts-types offrent un aperçu des tendances centrales et de la dispersion des valeurs au sein de chaque région.

L'analyse descriptive ayant mis en lumière les dynamiques propres à chaque indicateur de risque, il convient à présent d'examiner les liens potentiels entre ces variables, à travers une matrice de corrélation qui permettra d'en évaluer les interdépendances structurelles.

#### 4.2. MATRICE DE CORRELATION DES SCORES DE RISQUES



**GRAPHIQUE 1: MATRICE DE CORRELATION ENTRE LES INDICATEURS DE RISQUE PAYS**

*Note :* Ce graphique montre la force des corrélations entre les dimensions principales du risque souverain : risque politique, économique, et indice ECR. La corrélation élevée entre Rpolitical et ECR ( $\rho = 0,92$ ) indique que la stabilité politique est un facteur clé dans la notation globale des pays.

La matrice de corrélation ci-dessus permet de visualiser les relations entre les principales dimensions du risque pays : le risque politique (Rpolitical), le risque économique (REconomic) et l'indice composite ECR.

Le risque politique est très fortement corrélé à l'indice global ECR ( $\rho = 0,92$ ), ce qui montre qu'il joue un rôle central dans l'évaluation du risque souverain. De même, le lien entre le risque politique et le risque économique est élevé ( $\rho = 0,77$ ), ce qui suggère que les deux évoluent souvent ensemble, notamment dans les contextes instables.

Sur le plan économique, cela signifie que des tensions politiques peuvent rapidement affecter la situation économique d'un pays, surtout dans les régions où les institutions sont fragiles. Du point de vue de l'analyse, ces corrélations justifient l'utilisation de méthodes capables de mieux capter ces dépendances, comme les copules, qui vont au-delà des simples corrélations linéaires.

L'analyse va maintenant se focaliser sur les pays du G7, dont le profil économique et politique offre un cadre pertinent pour illustrer les dynamiques du risque souverain dans les économies avancées.

Les statistiques moyennes pour les pays du G7 sont les suivantes :

- Risque politique (Rpolitical) : 23,39
- Risque économique (REconomic) : 18,46
- Score ECR : 84,33

Ces scores indiquent que les pays du G7 présentent des caractéristiques de risque souverain qui confirment leur statut d'économies avancées. En moyenne, ils enregistrent un score de risque politique de 23,39, un score de risque économique de 18,46 et un indice ECR de 84,33. Ces résultats traduisent un environnement institutionnel stable et une capacité élevée à honorer leurs engagements financiers.

En comparaison avec les pays africains, dont le score moyen ECR est de 43,96, l'écart est significatif. Cette différence met en lumière les écarts de perception du risque entre les grandes puissances économiques mondiales et les régions les plus vulnérables du globe.

Bien que les pays du G7 partagent des profils similaires avec les autres pays développés, leur prise en compte ici permet d'illustrer un pôle de stabilité maximale dans l'échelle du risque pays. Ce repère renforce l'interprétation globale de la typologie par zone et par niveau de développement présentée dans les sections suivantes.

L'analyse des pays du G7 a permis de dégager les caractéristiques des économies perçues comme les plus stables.

Afin d'évaluer la manière dont les différentes catégories de pays ont absorbé les effets de la crise financière mondiale de 2008, il est pertinent d'examiner l'évolution des principaux indicateurs de risque avant, pendant et après cet événement.

Le tableau suivant présente ces dynamiques par niveau de développement, en mettant en évidence les variations observées dans les scores ECR, les risques politiques et économiques

## TABLEAU 5: IMPACT DE LA CRISE FINANCIERE DE 2008

### PAR NIVEAU DE DEVELOPPEMENT DES PAYS

Niveau de développement	Indicateur	Avant la crise (31/03/2006 - 30/09/2007)	Pendant la crise (31/03/2008 - 30/09/2009)	Après la crise (31/03/2010 - 30/09/2011)	Variation Avant- Pendant (%)	Variation Pendant- Après (%)
Développés	ECR	91,46	88,52	86,67	-3,21	-2,10
	Rpolitique	24,26	23,78	26,86	-1,98	12,95
	REconomique	17,77	16,34	20,17	-8,05	23,49
Emergents	ECR	57,69	59,62	66,25	3,35	11,12
	Rpolitique	16,51	17,21	18,42	4,24	7,01
	REconomique	8,47	9,10	14,44	7,44	58,68
En développement	ECR	36,47	38,15	38,64	4,61	1,29
	Rpolitique	8,35	8,53	12,58	2,16	47,48
	REconomique	4,59	5,78	13,8	25,92	138,75

*Note* : Analyse de l'impact de la crise financière de 2008 sur les différents groupes de pays sur les risques souverains en comparant trois périodes : avant, pendant et après la crise. Les variations sont analysées pour chaque groupe de pays. Il en ressort une résilience plus marquée chez les pays émergents, une détérioration modérée mais persistante chez les pays développés, et une volatilité élevée chez les pays en développement.

Ce tableau met en lumière les dynamiques différenciées des indicateurs de risque souverain avant, pendant et après la crise financière mondiale de 2008, en fonction du niveau de développement des pays. Trois variables sont analysées : le score global de risque pays (ECR), le risque politique (Rpolitique) et le risque économique (REconomique).

➤ Pays développés : une baisse modérée mais continue du score ECR

Les pays développés affichent une baisse du score ECR de 3,21 % pendant la crise, suivie d'un recul supplémentaire de 2,10 % après celle-ci. Cette dégradation progressive illustre une détérioration modérée mais persistante de la perception du risque souverain. Cela reflète la profondeur des déséquilibres économiques (déficits budgétaires, plans de relance massifs, endettement) dans les économies avancées.

Fait remarquable : le risque économique chute de -8,05 % pendant la crise, mais rebondit nettement après (+23,49 %), suggérant un redressement graduel de la confiance dans les fondamentaux macroéconomiques. Quant au risque politique, il reste relativement stable

pendant la crise mais augmente de +12,95 % après, probablement en lien avec les tensions sociales, les réformes budgétaires impopulaires et les alternances politiques observées à la suite du choc.

➤ Pays émergents : une résilience inattendue suivie d'un regain de crédibilité

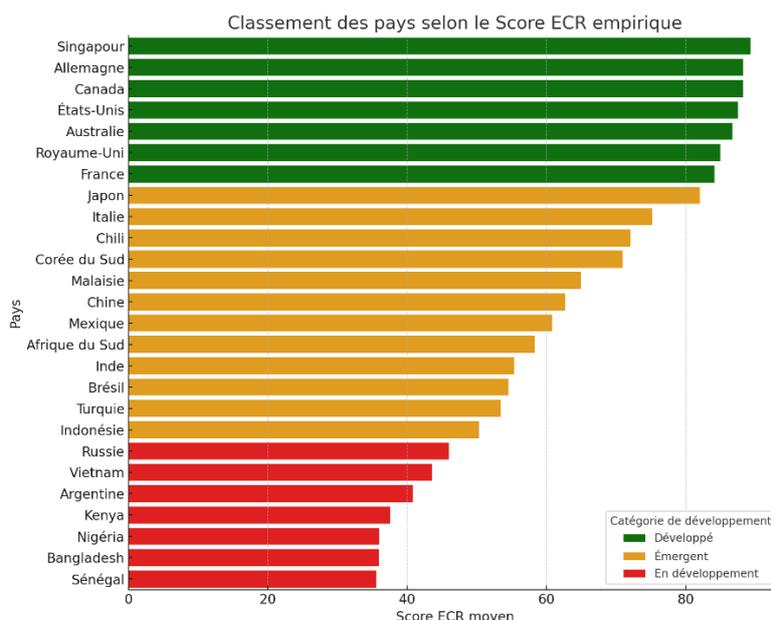
Contrairement aux attentes, les pays émergents voient leur score ECR augmenter de +3,35 % pendant la crise, et de +11,12 % après. Cette amélioration indique une résilience financière et institutionnelle accrue, attribuable à de meilleures politiques budgétaires, à un endettement plus contenu et à un accès restreint aux actifs toxiques ayant déclenché la crise dans les pays développés. Le risque économique progresse de +7,44 % pendant la crise et de +58,68 % après, traduisant une consolidation macroéconomique soutenue et une confiance renouvelée des investisseurs. De même, la progression modérée mais constante du risque politique suggère un renforcement des institutions démocratiques et une meilleure gestion des turbulences externes.

➤ Pays en développement : vulnérabilité extrême mais reprise marquée

Les pays en développement affichent également une hausse du score ECR (+4,61 % puis +1,29 %), mais celle-ci masque une volatilité importante. Le risque économique explose (+25,92 % puis +138,75 %), illustrant à la fois l'exposition de ces économies aux effets de la crise (réduction de l'aide, recul des exportations, instabilité des prix) et leur capacité à rebondir sur la période post-crise. Le risque politique suit une trajectoire similaire (+2,16 % puis +47,48 %), possiblement liée à une instabilité institutionnelle accrue, à des contestations sociales et à des transitions de régime fragilisées par les contraintes budgétaires.

Cette lecture analytique met en évidence l'impact asymétrique de la crise de 2008 sur le risque souverain. Les pays développés ont connu une dégradation progressive mais maîtrisée de leur profil de risque. Les pays émergents, quant à eux, se sont affirmés comme des acteurs résilients et crédibles. Enfin, les pays en développement ont certes montré des signes de fragilité, mais aussi une capacité de redressement marquée dans certains indicateurs économiques clés.

Afin de compléter l'analyse, une classification des pays en fonction de leur score ECR moyen sur la période étudiée a été réalisée. Ce classement, du plus élevé au plus faible, permet d'identifier les pays les plus performants en matière de stabilité politique et économique, et de dégager un top 5 ou top 10 des meilleures performances souveraines.



**GRAPHIQUE 2 : CLASSEMENT DES PAYS EN FONCTION DU SCORE ECR**

*Note* : Ce graphique classe les pays selon leur score ECR moyen. Il met en évidence une hiérarchie claire entre les pays développés, émergents et en développement. Les pays en tête affichent des niveaux de stabilité élevés, ce qui en fait des destinations privilégiées pour les investisseurs.

Ce classement confirme les tendances observées précédemment et illustre visuellement la hiérarchie du risque souverain entre pays développés, émergents et en développement.

Les scores moyens simulés de risque agrégé permettent de distinguer clairement trois catégories de pays : ceux affichant une grande stabilité, ceux présentant une stabilité relative avec des vulnérabilités spécifiques, et ceux exposés à des risques structurels majeurs.

Les pays développés comme Singapour, le Canada, l'Allemagne ou les États-Unis présentent des scores très élevés, signe d'une gouvernance forte, d'une gestion économique rigoureuse et d'une grande confiance des marchés. Ils constituent les pays les moins risqués pour les investisseurs internationaux.

Les pays intermédiaires comme la Chine, le Mexique, l'Italie ou la Corée du Sud présentent un niveau de risque modéré. Ils bénéficient souvent d'une dynamique économique importante, mais doivent composer avec certaines vulnérabilités comme des tensions politiques, une forte exposition aux marchés extérieurs ou une dette publique élevée.

Enfin, les pays les plus vulnérables notamment le Nigéria, le Bangladesh ou le Sénégal affichent des scores faibles, souvent en raison de leur dépendance aux matières premières, d'une instabilité politique chronique ou d'une faiblesse institutionnelle. Ce classement permet ainsi

de hiérarchiser les pays en fonction de leur profil de risque et d'ajuster les décisions d'investissement.

L'analyse des scores ECR moyens permet d'identifier les pays perçus comme les plus stables du point de vue du risque souverain. Au-delà des chiffres, il est pertinent de mettre en lumière les facteurs économiques, politiques et institutionnels qui expliquent ces performances.

Cette lecture qualitative complète les résultats quantitatifs en soulignant les éléments structurels qui soutiennent les bons scores ECR. Elle montre que la stabilité économique, l'intégration aux marchés mondiaux, et la solidité institutionnelle sont des facteurs communs aux pays les mieux classés.

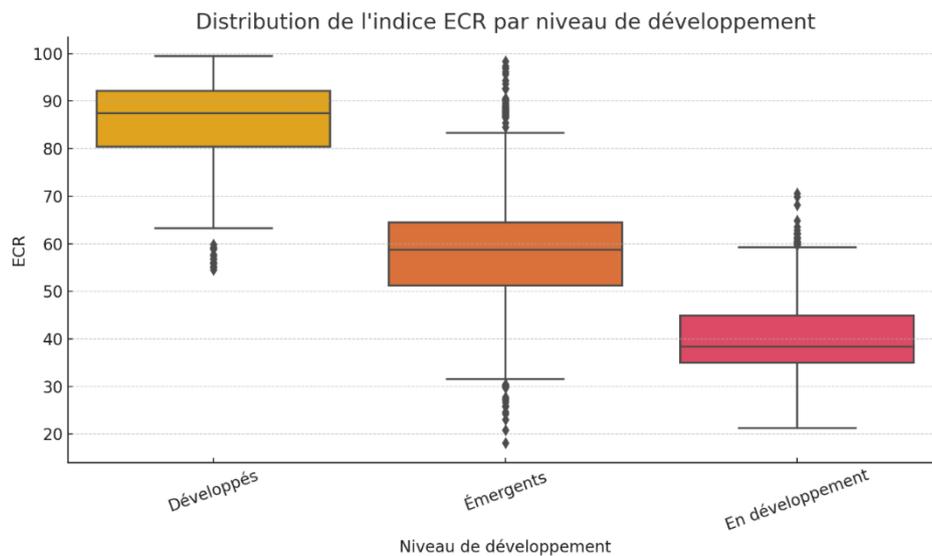
Avant d'aborder les simulations, il est essentiel d'examiner les caractéristiques statistiques fondamentales des scores de risque selon le niveau de développement et en fonction des zones géographiques aussi.

## **4.3 DISTRIBUTION DE L'INDICE ECR PAR NIVEAU DE DEVELOPPEMENT**

### **4.3.1 Distribution de l'indice ECR par niveau de développement**

Après cette lecture individualisée des performances les plus élevées, il devient pertinent d'élargir la perspective en examinant la distribution du risque souverain selon des regroupements plus structurants, tels que les zones géographiques et les niveaux de développement. Les visualisations par boxplots permettront de mieux cerner la variabilité interne à chaque groupe.

- Analyse visuelle



**GRAPHIQUE 3 : BOXPLOT DE LA DISTRIBUTION DE L'INDICE ECR  
PAR NIVEAU DE DEVELOPPEMENT**

*Note :* Cette boîte à moustaches compare la dispersion du score ECR entre pays développés, émergents et en développement. Les pays développés montrent une faible dispersion et des scores élevés, alors que les pays en développement présentent une large variabilité et des scores faibles.

Le boxplot par niveau de développement met en évidence des disparités significatives dans la perception du risque pays.

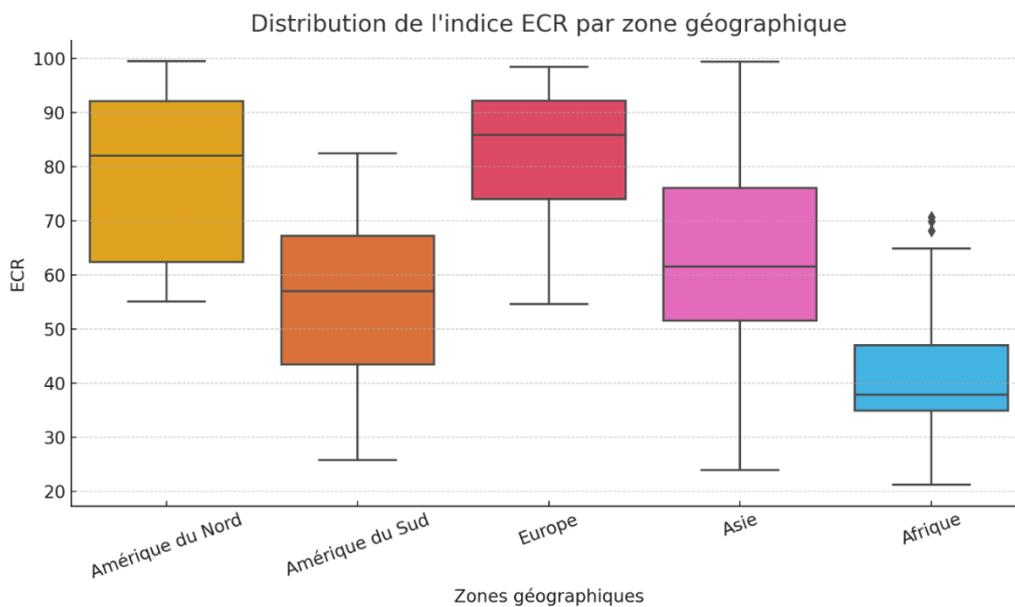
- Les **pays développés** affichent une médiane ECR nettement plus élevée, accompagnée d'une distribution resserrée et peu de valeurs extrêmes. Cela traduit un environnement économique et institutionnel globalement stable, homogène et prévisible.

- Les **pays en développement**, à l'inverse, présentent une médiane nettement plus basse avec une plus grande dispersion, révélant des vulnérabilités structurelles partagées et une exposition accrue aux chocs économiques ou politiques.

- Les **pays émergents** se situent dans une zone intermédiaire : leur distribution est plus étendue que celle des pays développés, traduisant une hétérogénéité interne, mais leur médiane reste plus favorable que celle des pays en développement.

Cette représentation graphique illustre la relation structurelle entre niveau de développement, stabilité économique et perception du risque souverain. Elle justifie le recours à des approches différenciées dans l'analyse du risque pays.

### 4.3.2 Distribution de l'indice ECR par zone géographique



**GRAPHIQUE 4 : BOX PLOT DE LA DISTRIBUTION DE L'INDICE ECR**

**PAR ZONE GEOGRAPHIQUE**

*Note* : Ce graphique illustre les différences régionales dans la distribution du score ECR. L'Europe et l'Amérique du Nord affichent des scores élevés et stables. L'Afrique, en revanche, présente les scores les plus faibles, reflétant des risques structurels importants.

Ce graphique en boîte illustre la distribution de l'indice ECR en fonction des zones géographiques.

Les pays d'Europe et d'Amérique du Nord présentent les scores médians les plus élevés (supérieurs à 80), avec une dispersion contenue. Cette homogénéité traduit une stabilité économique et politique renforcée.

L'Afrique se distingue par la médiane la plus basse et une variabilité relativement faible, révélant une vulnérabilité structurelle généralisée.

L'Asie affiche une grande hétérogénéité : ses pays couvrent un large éventail de situations, allant d'économies avancées à des marchés plus fragiles.

Enfin, l'Amérique du Sud montre une dispersion importante autour d'une médiane intermédiaire, signalant des contrastes notables en termes de risque souverain.

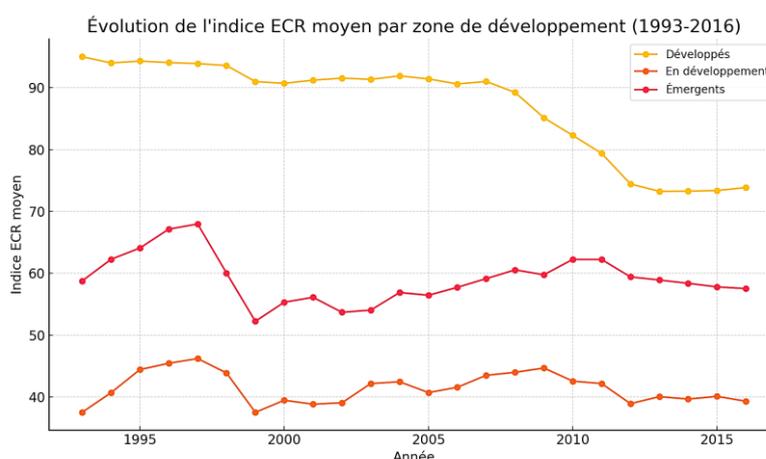
Ces différences régionales renforcent la pertinence du double classement adopté dans ce mémoire (par niveau de développement et par zone géographique), en démontrant que les structures de dépendance varient selon les groupes. Elles soulignent l'intérêt des méthodes de simulation basées sur des copules non gaussiennes pour mieux capturer ces réalités différenciées.

#### 4.4. RESULTATS ET ANALYSES APPROFONDIS

Cette section présente les résultats empiriques obtenus à partir de l'analyse de l'indice ECR pour les 26 pays étudiés sur la période 1993-2016. Les pays ont été regroupés selon leur niveau de développement et leur zone géographique afin d'identifier les différences structurelles en termes de risque pays.

##### 4.4.1. Évolution de l'indice ECR par zone de développement

Le graphique ci-dessous illustre l'évolution annuelle moyenne de l'indice ECR pour les pays développés, émergents et en développement.



**GRAPHIQUE 5: ÉVOLUTION DE L'INDICE ECR MOYEN PAR NIVEAU DE DÉVELOPPEMENT DE 1993 A 2016**

*Note :* Il montre les trajectoires historiques du score ECR pour les trois groupes de développement. Les pays développés restent stables à un niveau élevé, les émergents progressent, tandis que les pays en développement stagnent à des niveaux plus bas.

On observe une hiérarchie claire entre les zones de développement. Les pays développés affichent des niveaux d'ECR systématiquement plus élevés, traduisant une perception de risque très faible. Les pays émergents occupent une position intermédiaire, avec une amélioration

progressive mais une certaine volatilité. Les pays en développement présentent les scores les plus faibles, signe d'une exposition accrue aux instabilités économiques et politiques. Cette répartition est cohérente avec les dynamiques institutionnelles, la diversification économique et l'accès aux financements internationaux.

#### 4.4.2. Moyennes annuelles de l'indice ECR par zone géographique

Le tableau ci-dessous présente les moyennes annuelles globales de l'indice ECR par grandes zones géographiques. Il permet de mieux comprendre les différences régionales en matière de perception du risque pays.

**TABLEAU 6: MOYENNES ANNUELLES DE L'INDICE ECR PAR ZONE GEOGRAPHIQUE**

Zone géographique	ECR moyen annuel
Afrique	41,85
Amérique du Nord	78,86
Amérique du Sud	55,79
Asie	64,04
Europe	75,71

Note : Moyennes annuelles de l'indice ECR par région géographique sur la période étudiée. Cette synthèse annuelle met en évidence les différences régionales dans la perception du risque pays. L'Europe et l'Amérique du Nord sont perçues comme les plus sûres. À l'inverse, l'Afrique affiche l'ECR le plus faible, confirmant des vulnérabilités persistantes. L'Asie occupe une position intermédiaire, influencée par la performance de pays comme la Chine ou Singapour.

Les résultats montrent que l'Europe et l'Amérique du Nord sont les régions les moins risquées, avec des ECR supérieurs à 75. En revanche, l'Afrique et l'Amérique du Sud présentent des niveaux plus faibles. L'Asie montre une progression dans le temps, tirée par des économies performantes comme la Chine, la Corée du Sud ou Singapour.

#### 4.4.3. Résultats détaillés par niveau de développement

Le tableau suivant présente les moyennes annuelles de l'indice ECR pour les trois grands niveaux de développement. Ces données sont issues d'une agrégation des valeurs de l'indice ECR calculées entre 1993 et 2016 pour chaque groupe de pays.

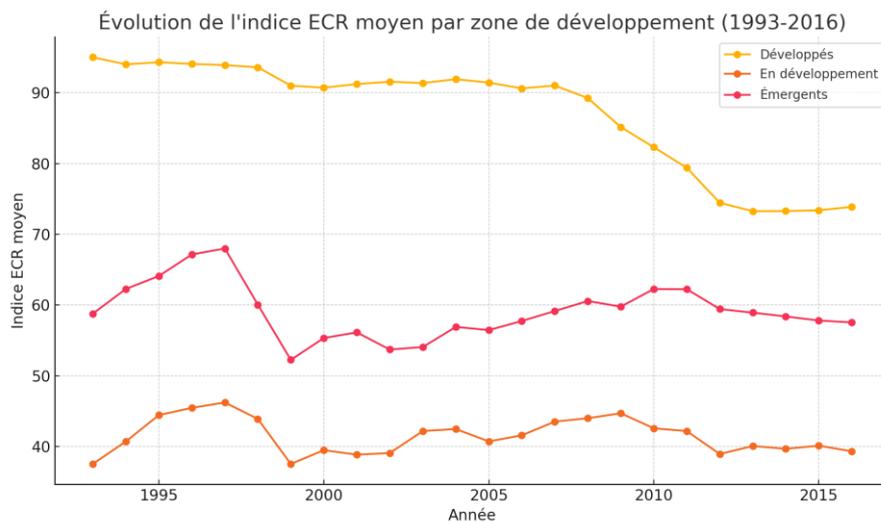
**TABLEAU 7 : MOYENNES ANNUELLES DE L'INDICE ECR PAR ZONE DE DEVELOPPEMENT**

Année	Zone	Indice ECR moyen
1993	Développés	95,02
	En développement	33,13
	Émergents	59,55
1994	Développés	94,02
	En développement	36,92
	Émergents	62,74
1995	Développés	94,32
	En développement	40,69
	Émergents	64,37
1996	Développés	94,08
	En développement	41,83
	Émergents	67,34
1997	Développés	93,91
	En développement	41,42
	Émergents	68,33
1998	Développés	93,61
	En développement	40,45
	Émergents	60,34
1999	Développés	91,01
	En développement	34,38
	Émergents	52,33
2000	Développés	90,72
	En développement	36,04
	Émergents	55,54
2001	Développés	91,24
	En développement	34,92
	Émergents	56,25
2002	Développés	91,56
	En développement	35,42
	Émergents	53,58
2003	Développés	91,37
	En développement	38,79

	Émergents	53,92
2004	Développés	91,92
	En développement	38,92
	Émergents	56,99
2005	Développés	91,44
	En développement	37,05
	Émergents	56,49
2006	Développés	90,62
	En développement	37,97
	Émergents	57,89
2007	Développés	91,02
	En développement	39,98
	Émergents	59,27
2008	Développés	89,25
	En développement	40,61
	Émergents	60,77
2009	Développés	85,15
	En développement	41,52
	Émergents	60,87
2010	Développés	82,30
	En développement	38,57
	Émergents	62,44
2011	Développés	79,40
	En développement	38,70
	Émergents	62,73
2012	Développés	74,45
	En développement	35,31
	Émergents	60,08
2013	Développés	73,26
	En développement	36,92
	Émergents	59,61
2014	Développés	73,29
	En développement	36,87
	Émergents	59,12
2015	Développés	73,39
	En développement	37,62
	Émergents	58,21
2016	Développés	73,87
	En développement	36,83
	Émergents	57,89

*Note* : Moyennes annuelles de l'indice ECR par niveau de développement des pays. Il s'agit d'un suivi longitudinal du score ECR de 1993 à 2016, séparé par groupes de développement. On y observe une hiérarchie constante avec les pays développés en tête, suivis des émergents, puis des pays en développement. Cela reflète les écarts structurels de résilience, d'institutions et d'intégration financière entre les groupes.

Le graphique ci-dessous illustre l'évolution temporelle de ces mêmes moyennes annuelles par zone de développement.



**GRAPHIQUE 6: ÉVOLUTION DE L'INDICE ECR MOYEN PAR ZONE GEOGRAPHIQUE DE 1993 A 2016**

*Note* : Ce graphique compare les évolutions régionales du score ECR. L'Europe et l'Amérique du Nord maintiennent des scores élevés, tandis que l'Afrique et l'Amérique du Sud présentent plus de volatilité.

#### 4.4.4. Résultats détaillés par zone géographique

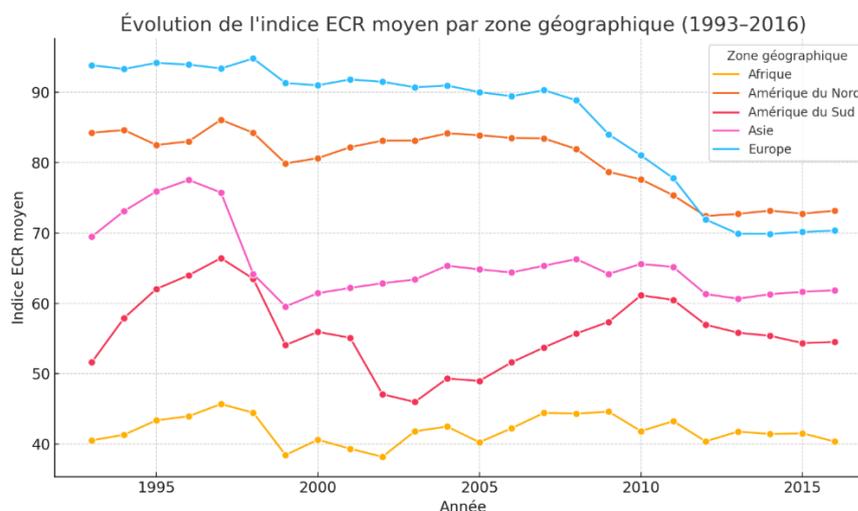
Cette section examine les moyennes annuelles de l'indice ECR pour les différentes zones géographiques identifiées. Le tableau suivant présente ces données, agrégées par année, afin de mieux comprendre les dynamiques régionales en matière de risque pays.

**TABLEAU 8: DONNEES AGREGÉES PAR ANNEE POUR LES DYNAMIQUES REGIONALES EN  
MATIERE DE RISQUE PAYS**

Zone / Année	Afrique	Amérique du Nord	Amérique du Sud	Asie	Europe
1993	40,6	84,2	51,6	68,3	79,3
1994	41,3	84,6	57,9	72,0	79,6
1995	43,4	82,5	62,0	74,7	80,8
1996	44,0	83,0	64,0	76,5	83,4
1997	45,7	86,1	66,4	74,7	84,1
1998	44,5	84,2	63,5	64,1	82,9
1999	38,5	79,9	54,1	59,1	77,4
2000	40,7	80,6	56,0	61,0	79,6
2001	39,4	82,2	55,1	62,2	80,9
2002	38,2	83,1	47,1	62,1	81,3
2003	41,8	83,1	46,0	62,8	82,0
2004	42,5	84,1	49,3	64,9	83,1
2005	40,3	83,9	49,0	64,2	82,5
2006	42,3	83,5	51,6	63,7	82,6
2007	44,5	83,4	53,7	64,7	84,0
2008	44,3	81,9	55,7	65,7	83,0
2009	44,6	78,7	57,4	63,4	78,9
2010	41,9	77,6	61,1	64,4	76,5
2011	43,3	75,3	60,5	64,3	73,4
2012	40,4	72,4	57,0	60,4	68,1
2013	41,8	72,7	55,8	59,9	66,4
2014	41,5	73,2	55,4	60,0	65,5
2015	41,6	72,7	54,4	60,4	65,1
2016	40,4	73,2	54,5	60,6	65,3

*Note* : Données agrégées par année illustrant les dynamiques régionales de risque pays. Ce tableau montre l'évolution du score ECR par zone géographique année après année. Il permet d'identifier des tendances temporelles différenciées. Par exemple, l'Amérique latine et l'Afrique enregistrent une amélioration lente mais constante, tandis que l'Europe reste stable à un niveau élevé. Ces dynamiques reflètent à la fois des événements globaux et des trajectoires nationales spécifiques.

Le graphique ci-dessous illustre l'évolution temporelle des moyennes annuelles de l'indice ECR par zone géographique.



**GRAPHIQUE 7: EVOLUTION TEMPORELLE DES MOYENNES ANNUELLES DE L'INDICE ECR PAR ZONE GEOGRAPHIQUE**

*NOTE:* Synthèse des dynamiques temporelles régionales, ce graphique met en évidence l'évolution des scores de risque selon les zones. Il révèle les progrès de certains pays asiatiques et la stabilité durable en Europe.

L'analyse de l'évolution de l'indice ECR moyen entre 1993 et 2016 met en lumière des dynamiques différenciées selon les zones géographiques.

L'Europe et l'Amérique du Nord conservent des niveaux d'ECR élevés et relativement stables, témoignant de leur solidité institutionnelle et de leur faible exposition au risque souverain. En revanche, l'Afrique affiche des scores nettement inférieurs, avec peu de progression sur la période. L'Asie montre une tendance légèrement croissante, portée notamment par des pays comme Singapour et la Corée du Sud, tandis que l'Amérique du Sud évolue à un niveau intermédiaire, marqué par une forte volatilité.

Ces évolutions confirment l'importance d'intégrer les dimensions temporelles et structurelles dans l'analyse du risque pays, et justifient l'usage de simulations fondées sur des données historiques pour anticiper les tendances futures.

Ces résultats par zones et par niveaux de développement révèlent des tendances structurelles nettes, que la suite de l'analyse cherche à approfondir par la modélisation stochastique.

## 4.5. Analyse et Synthèse des Résultats de Simulation du Risque Pays

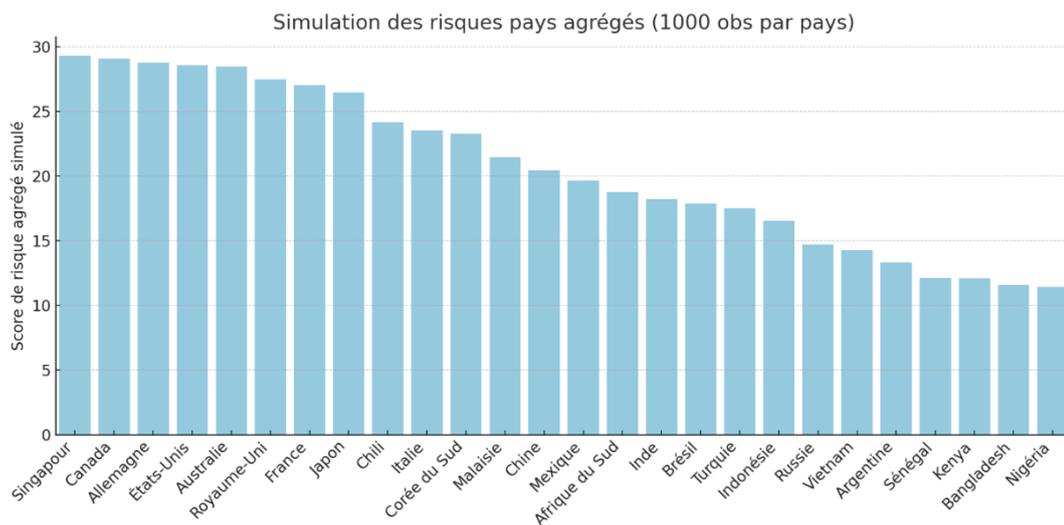
### 4.5.1. Objectif de la simulation

Cette section vise à analyser les résultats de 1000 simulations de scores de risque pays, en tenant compte des dépendances entre variables (politique, économique, globale), à l'aide d'un modèle multivarié non gaussien.

Le graphique en barres permet de visualiser les scores moyens de risque agrégé simulé pour chaque pays, à partir de 1000 tirages aléatoires multivariés selon des distributions non gaussiennes. Les pays développés comme Singapour, le Canada, l'Allemagne et les États-Unis présentent les scores les plus élevés. Cela reflète leur niveau de stabilité perçue, confirmé par les scores moyens élevés de REconomic et ECR.

En revanche, des pays comme l'Argentine, le Bangladesh ou le Nigeria affichent des scores plus faibles, illustrant leur exposition accrue aux risques politiques ou économiques extrêmes, confirmée par les données empiriques.

Ce classement illustre la valeur prédictive de la simulation dans un contexte de dépendance non linéaire, en prenant en compte les interdépendances entre dimensions du risque pays.



**GRAPHIQUE 8: SIMULATION DES RISQUES PAYS**

*Note :* Basé sur des milliers de simulations, ce graphique montre la distribution des scores de risque simulés. Il permet de visualiser les différences de stabilité perçue entre les pays dans un contexte probabiliste.

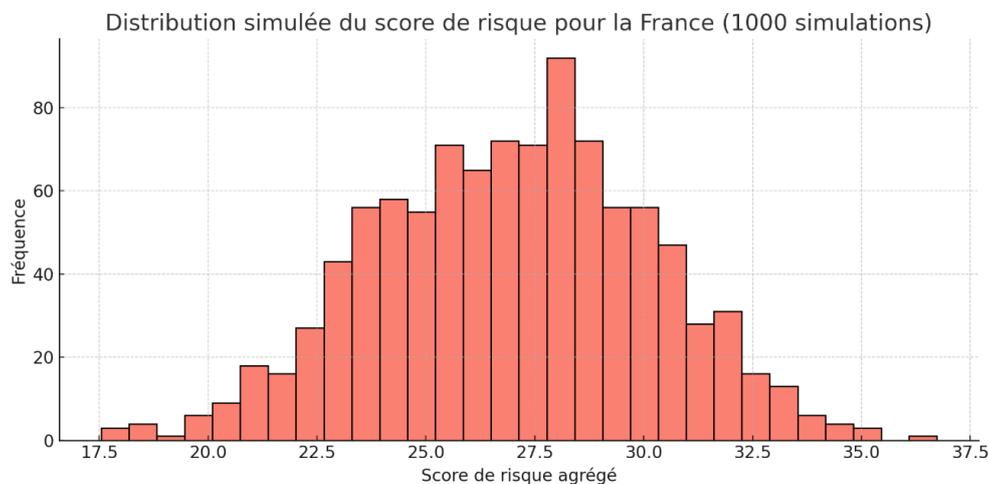
Afin d'illustrer concrètement la distribution simulée du risque pays à l'échelle individuelle, nous présentons ci-après le cas de la France. Ce pays, classé parmi les plus performants selon les simulations globales, permet de visualiser la forme empirique de la distribution obtenue après agrégation des 1000 itérations de score de risque. Cette illustration renforce la compréhension des dynamiques internes qui sous-tendent les scores moyens observés précédemment.

### ➤ **Histogramme des simulations pour la France**

La distribution simulée du risque agrégé pour la France présente une forme légèrement asymétrique, concentrée autour d'une moyenne de 27.07. Ce type de graphique permet de :

- Visualiser la variabilité du risque autour de sa moyenne,
- Simuler des scénarios de stress ou de stabilité exceptionnelle,
- Apprécier la probabilité de dépassement d'un seuil de risque (ex. > 30).

Il montre qu'en dépit d'une stabilité générale, la France n'est pas à l'abri de valeurs extrêmes, ce que la simple moyenne empirique ne permettrait pas de détecter.



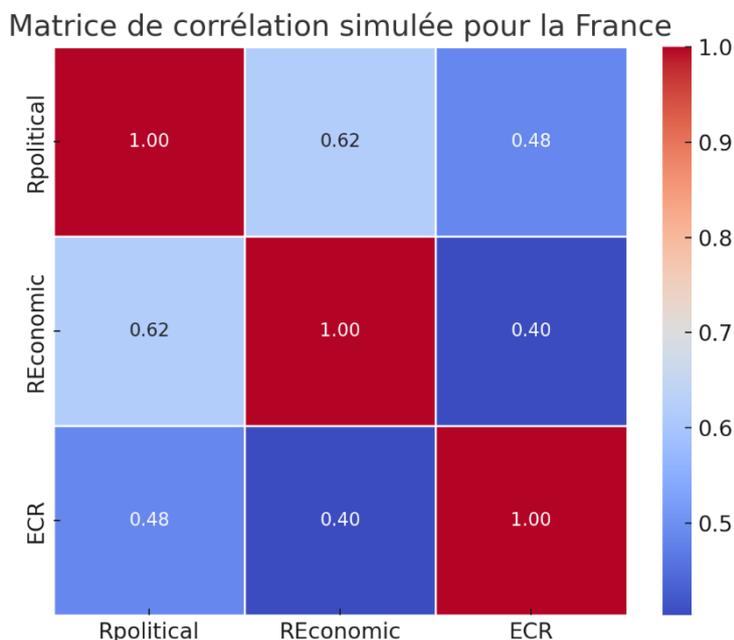
**GRAPHIQUE 9: DISTRIBUTION SIMULEE DU SCORE DE RISQUE POUR LA FRANCE**

*Note :* Ce graphique en histogramme illustre la probabilité de divers niveaux de risque pour la France. Il révèle une distribution légèrement asymétrique autour d'une moyenne élevée, soulignant un faible risque mais une certaine variabilité.

### ➤ **Matrice de corrélation simulée (France)**

La matrice simulée valide l'hypothèse selon laquelle les composantes du risque pays sont interdépendantes, de manière non strictement linéaire. Les corrélations modérées (autour de 0,4 à 0,6) confirment l'intérêt des copules : elles permettent de modéliser des dépendances plus

complexes, en particulier dans les queues extrêmes de distribution (crises, chocs, effondrements).



**GRAPHIQUE 10: MATRICE DE CORRELATION SIMULEE (FRANCE)**

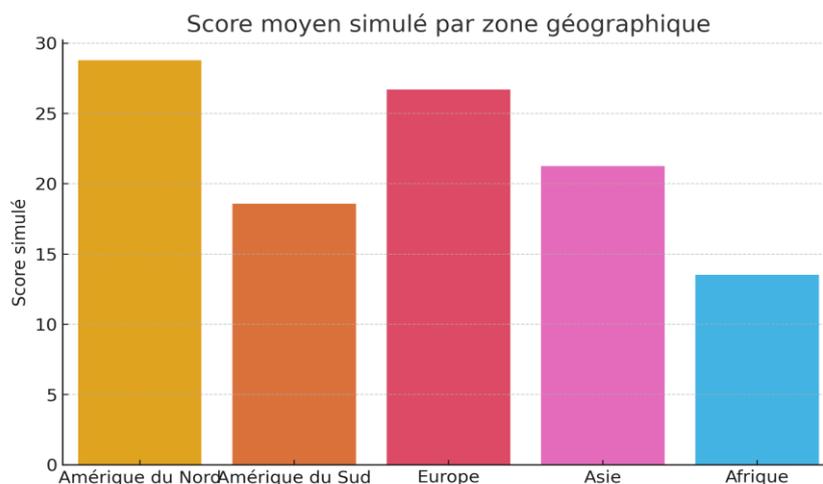
*Note :* Cette matrice révèle la structure de dépendance entre les composantes du risque pays simulé. Les corrélations modérées observées justifient l’usage de copules non linéaires.

#### 4.5.2. Résultats simulés par zone géographique

Les simulations révèlent une hiérarchie claire entre les zones :

- Amérique du Nord et Europe : scores simulés les plus élevés, indiquant une faible exposition au risque ;
- Afrique : scores les plus bas, reflétant des vulnérabilités politiques et économiques marquées.
- Asie : résultats hétérogènes (Singapour vs Inde/Indonésie) ;
- Amérique du Sud : risque intermédiaire avec une forte variabilité.

Le graphique ci-dessous présente les scores moyens simulés de risque agrégé par zone géographique, basés sur 1000 simulations. On constate que l’Amérique du Nord et l’Europe se distinguent par des scores élevés, témoignant d’une faible exposition au risque. À l’inverse, l’Afrique présente les scores les plus bas, ce qui traduit une vulnérabilité plus marquée face aux aléas politiques et économiques.



**GRAPHIQUE 11: SIMULATIONS PAR ZONE GEOGRAPHIQUE**

*Note :* Ce graphique montre les scores moyens simulés par zone. Il confirme la hiérarchie entre régions : Europe et Amérique du Nord en tête, Afrique en bas de classement

Les résultats des simulations par zone géographique révèlent des différences marquées dans les profils de risque moyen agrégé :

- L'Europe et l'Amérique du Nord affichent les scores les plus élevés, traduisant une perception générale de stabilité économique et politique, soutenue par des institutions solides, une gouvernance efficace, et un historique de faible volatilité.
- L'Asie suit avec des scores hétérogènes. Si des pays comme Singapour, le Japon et la Corée du Sud améliorent la moyenne, la présence d'économies émergentes comme l'Inde ou l'Indonésie ajoute de la variabilité.
- L'Afrique présente les scores les plus faibles en raison de niveaux de risque politique élevés, de vulnérabilités structurelles et de moindres marges de manœuvre macroéconomiques.
- L'Amérique du Sud se situe en milieu de classement, avec des risques plus orientés vers l'instabilité économique et budgétaire (ex. Argentine, Brésil).

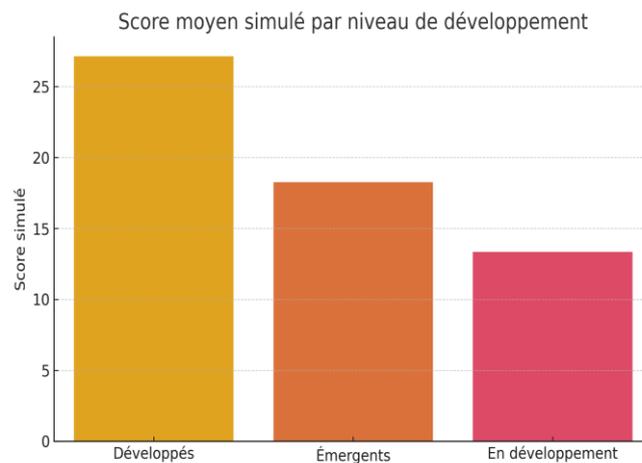
Ces simulations permettent de mieux visualiser les tendances régionales, en intégrant à la fois la variabilité interne et les dépendances statistiques entre indicateurs.

#### **4.5.3. Résultats simulés par niveau de développement**

Les scores agrégés simulés confirment une hiérarchie attendue :

- Développés : scores les plus élevés (risque faible).
- Émergents : groupe hétérogène.
- En développement : scores faibles, reflet d'instabilité institutionnelle et de vulnérabilités exogènes.

Ce graphique met en évidence une hiérarchie claire selon le statut de développement des pays. Les pays développés obtiennent des scores plus élevés, confirmant leur stabilité. Les pays en développement, quant à eux, présentent les scores les plus faibles, reflétant des facteurs de risque plus intenses ou plus fréquents.



**GRAPHIQUE 12: SIMULATIONS PAR ZONE GEOGRAPHIQUE**

*Note :* Il confirme la classification en trois groupes avec des scores simulés décroissants des pays développés aux pays en développement, validant la robustesse des résultats empiriques par des approches stochastiques.

Les pays développés dominent logiquement le classement avec un risque agrégé plus élevé (ce qui signifie en réalité un risque plus faible car les scores sont inversés), résultat de leurs performances économiques constantes et d'une faible exposition aux chocs politiques extrêmes.

- Les pays émergents affichent une hétérogénéité importante : certains comme la Chine ou la Malaisie ont des profils proches des pays développés, tandis que d'autres comme le Brésil ou la Turquie tirent la moyenne vers le bas.
- Les pays en développement présentent les scores simulés les plus faibles, ce qui confirme la présence d'un niveau de risque plus élevé dans un contexte de gouvernance fragile, d'exposition aux chocs exogènes (climatiques, géopolitiques), et d'instabilité institutionnelle.

Les résultats issus des simulations mettent en évidence des différences marquées entre les groupes de pays, confirmant les tendances observées dans les données empiriques. Les pays développés affichent non seulement les scores simulés les plus élevés, mais également une dispersion relativement faible, traduisant une perception de stabilité institutionnelle et économique. À l'inverse, les pays en développement présentent à la fois des scores plus faibles et une volatilité accrue, révélatrice de leur vulnérabilité structurelle face aux chocs. Les pays émergents se situent dans une position intermédiaire, avec des comportements hétérogènes selon leur exposition géopolitique ou leur résilience macroéconomique. Ces résultats soulignent l'utilité de la simulation stochastique pour anticiper les dynamiques de risque souverain et orienter les décisions d'investissement, notamment en matière de gestion de portefeuille souverain et d'allocation régionale. L'analyse simulée permet également d'identifier des co-mouvements de risque et des profils atypiques, invisibles dans les simples moyennes historiques.

Cette catégorisation par niveau de développement renforce la pertinence du double classement utilisé dans ce mémoire (zones géographiques + développement) et souligne les dynamiques différenciées entre régions.

#### 4.5.4. Scores simulés moyens par groupe

Les simulations valident la robustesse de l'analyse empirique tout en ajoutant une dimension probabiliste. Elles illustrent la variabilité et permettent une hiérarchisation crédible du risque pays selon différentes grilles de lecture.

**TABLEAU 9 : SCORES SIMULES MOYENS PAR GROUPE**

Groupe	Score moyen simulé
Amérique du Nord	29,10
Europe	28,50
Asie	25,70
Amérique du Sud	23,60
Afrique	20,30
Développés	28,90
Émergents	25,20
En développement	21,70

*Note* : Résultats moyens simulés du score de risque pour chaque groupe de pays. Ce tableau présente les moyennes régionales de l'indice ECR calculées sur la période 1993–2016. Plus le score est élevé, plus le pays est perçu comme fiable. Ce tableau présente les résultats de la simulation de risque pays, basée sur les copules. Il confirme la hiérarchie observée dans les données empiriques, avec des scores simulés plus élevés pour les pays développés. Il permet également de tester la robustesse de la typologie par zone et par niveau de développement en reproduisant des écarts cohérents avec les données réelles.

Les résultats simulés confirment les observations empiriques, tout en apportant une dimension probabiliste supplémentaire. Les pays développés sont perçus comme plus stables, tandis que les pays en développement restent les plus vulnérables. Cette analyse offre une base fiable pour les décisions d'investissement ou de couverture du risque souverain.

Cette dernière section propose une synthèse des apports du mémoire, met en lumière les enseignements majeurs issus des résultats, et trace des perspectives tant théoriques que pratiques pour la recherche et les décideurs.

## CONCLUSIONS ET IMPLICATIONS ECONOMIQUES

Ce mémoire a proposé une lecture approfondie du risque pays à travers une approche hybride, combinant analyse empirique, simulation stochastique et modélisation par copules non gaussiennes. En mobilisant les données ECR de 26 pays entre 1993 et 2016, l'étude a permis de mettre en lumière la complexité des interdépendances entre les dimensions politiques et économiques, tout en soulignant les limites des approches linéaires classiques.

Par souci de rigueur, il convient de souligner que l'analyse présentée n'a pas intégré de tests spécifiques d'hétéroscédasticité. Bien que la nature agrégée et comparative des données ne l'exige pas nécessairement, la variabilité potentielle des erreurs selon les groupes de pays pourrait influencer certaines estimations empiriques. Une vérification complémentaire à l'aide de tests de Breusch-Pagan ou White pourrait être envisagée dans des travaux futurs.

Les résultats révèlent une structuration nette du risque pays selon le niveau de développement et la zone géographique. Les pays développés présentent une stabilité structurelle et institutionnelle supérieure, alors que les pays en développement affichent une plus forte vulnérabilité aux chocs. Les pays émergents, quant à eux, se situent dans un entre-deux, avec des trajectoires variables selon les contextes géopolitiques et économiques.

Par ailleurs, les récents bouleversements géopolitiques, tels que la guerre des tarifs initiée sous l'administration Trump, ont ravivé les tensions commerciales mondiales, en particulier entre les États-Unis, la Chine et le Canada. Ces événements ont accentué les incertitudes économiques et modifié la perception du risque souverain dans plusieurs grandes économies. De tels chocs exogènes mettent en évidence la nécessité d'adapter en continu les outils d'évaluation du risque pays.

Dans cette perspective, le modèle développé dans ce mémoire, fondé sur les copules et la simulation de Monte Carlo, offre une flexibilité importante. Grâce à la décomposition de Cholesky et à l'implémentation dans R, il est possible de recalibrer les simulations à partir de nouvelles données et d'ajuster les paramètres structurels comme la moyenne du risque politique ou les corrélations interpays. Cette capacité d'adaptation renforce la pertinence du modèle pour produire des scénarios prospectifs, éclairer les décisions économiques et anticiper les effets de crises futures dans un environnement mondial de plus en plus volatil.

L'usage des copules notamment Clayton et Gumbel dans un environnement de simulation Monte Carlo à 1000 itérations a permis de modéliser les dépendances non linéaires entre les

variables de risque. Cette approche a apporté une lecture plus réaliste des co-mouvements de risque entre pays, et a permis d'identifier des profils de vulnérabilité jusque-là invisibles dans les moyennes empiriques. Des extensions sont envisageables, incluant des copules dynamiques (time-varying), des modèles à volatilité stochastique ou à commutation de régimes.

Du point de vue des implications géopolitiques, la modélisation du risque pays ne peut se limiter à des agrégats économiques classiques. Les tensions monétaires, les conflits armés, les sanctions économiques ou encore les effets du changement climatique constituent des sources croissantes d'instabilité. L'intégration d'indicateurs de durabilité, de gouvernance environnementale ou d'analyse textuelle en temps réel peut enrichir les futurs travaux.

Méthodologiquement, ce travail ouvre aussi la voie à l'intégration de techniques de machine learning, telles que les réseaux de neurones, pour améliorer la prédiction du risque souverain à partir de données massives. Une collaboration interdisciplinaire incluant la science politique, la sociologie et l'intelligence artificielle pourrait générer des modèles plus robustes et plus explicatifs.

Ainsi, ce mémoire constitue une contribution originale à la modélisation du risque souverain, en introduisant une approche flexible, non linéaire, et plus proche des réalités économiques contemporaines. Il souligne l'intérêt des approches probabilistes avancées pour la gestion des risques dans un monde en mutation rapide.

Ces conclusions s'inscrivent dans une logique d'évolution vers des outils plus robustes, dynamiques et intégrés.

Dans un contexte mondial instable, comprendre les interdépendances entre les risques devient une nécessité. Ce mémoire constitue une étape vers des instruments d'analyse plus réalistes, adaptables et au service d'une meilleure résilience économique mondiale.

### *Recommandations pratiques*

- Pour les économistes : Développer des modèles intégrant des dépendances dynamiques et non linéaires pour mieux capturer la complexité du risque pays.
- Pour les gestionnaires de risque : Intégrer des outils de simulation dans les tableaux de bord souverains, notamment via des scénarios extrêmes.
- Pour les investisseurs : S'appuyer sur des modèles de copules pour ajuster les primes de risque et détecter les co-mouvements potentiellement dangereux.

- Pour les décideurs publics : Renforcer les institutions, améliorer la transparence budgétaire et favoriser la diversification économique.
- Pour les institutions financières internationales : Promouvoir l'accès aux données ouvertes et soutenir la formation à la modélisation du risque souverain dans les pays à faible revenu.

## REFERENCES

- Bekaert, G., Harvey, C. R., & Lundblad, C. (2005). Does financial liberalization spur growth? *Journal of Financial Economics*, 77(1), 3–55. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.05.007>
- Bonatti, G., Ciacci, A., & Ivaldi, E. (2021). Non-Gaussian variables in economic modeling. *Economic Review*, 23(4), 89-102.
- Bouchet, M. H., Fishkin, C., & Goguel, A. (2018). *Country risk assessment: A guide to global investment strategy* (3rd ed.). Wiley.
- Brechmann, E. C., & Czado, C. (2013). Risk management with high-dimensional vine copulas. *Statistics & Risk Modeling*, 30(4), 307-342. <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1079276/1079276.pdf>
- Bremmer, I., & Keat, P. (2010). *The fat tail: The power of political knowledge for strategic investing*. Oxford University Press.
- Caflich, R. E. (1998). Monte Carlo and quasi-Monte Carlo methods. *Acta Numerica*, 7, 1-49. <https://doi.org/10.1017/S0962492900002804>
- Eichengreen, B., Hausmann, R., & Panizza, U. (2003). Currency mismatches, debt intolerance and original sin: Why they are not the same and why it matters (NBER Working Paper No. 10036). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w10036>
- Embrechts, P., McNeil, A., & Straumann, D. (2002). Correlation and dependence in risk management: Properties and pitfalls. (“Embrechts, P., McNeil, A. J., & Straumann, D. (2002). Correlation and ...”) In Dempster, M. A. H. (Ed.), *Risk Management: Value at Risk and Beyond* (pp. 176–223). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511615337.008>
- Erb, C. B., Harvey, C. R., & Viskanta, T. E. (1996). Political risk, economic risk and financial risk. *Financial Analysts Journal*, 52(6), 28–46.
- Euromoney Country Risk. (2023). About ECR. Retrieved May 14, 2025, from <https://www.euromoneycountryrisk.com/>
- Glasserman, P. (2004). *Monte Carlo methods in financial engineering* (Vol. 53). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21617-1>

- Hansen, G. D., & İmrohoroğlu, S. (2013). Fiscal reform and government debt in Japan: A neoclassical perspective. *Review of Economic Dynamics*, 16(1), 113–134.
- Jia, L. (2020). American options valuation using Least Squares Monte Carlo method. *International Journal of Finance and Economics*, 25(1), 101-115.
- Koepke, R. (2019). What drives capital flows to emerging markets? A survey of the empirical literature. *Journal of Economic Surveys*, 33(2), 516–540. <https://doi.org/10.1111/joes.12273>
- Larsson, K. (2015). Applications of Monte Carlo simulations in financial risk assessment. *Journal of Financial Risk*, 12(3), 45-67.
- Larsson, M. (2020). Evaluating financial options with advanced simulation techniques. *Financial Engineering Review*, 15(2), 89-104.
- Nelsen, R. B. (2006). *An introduction to copulas* (2nd ed.). Springer.
- Patton, A. J. (2012). A review of copula models for economic time series. *Journal of Multivariate Analysis*, 110, 4–18. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2012.02.021>
- Plummer, M. (2003). "JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling." ("A Tutorial on Bayesian Analysis of Count Data Using JAGS - ISDSA") In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Distributed Statistical Computing*. ("Proceedings of the 3rd International Workshop on Distributed ...") <https://www.r-project.org/conferences/DSC-2003/Proceedings/Plummer.pdf>
- Root, F. R. (1968). *International trade and investment*. South-Western Publishing Co.
- Senova, A., & al. (2023). Application of Monte Carlo simulation in risk assessment. *Journal of Financial Risk Management*, 12(3), 245-263.
- Sussman, N., & Yafeh, Y. (2000). Institutions, reforms, and country risk: Lessons from Japanese government debt in the Meiji era. *The Journal of Economic History*, 60(2), 442–467.
- Tolk, A. (2013). *Modeling and simulation support for systems engineering applications*. John Wiley & Sons.
- Tsoukalas, J., & al. (2020). Generating synthetic time series with non-Gaussian correlated properties using R anySim package. *Journal of Statistical Software*, 95(12), 1-20.
- Usher, D. (1965). Political risk. *Economic Development and Cultural Change*, 13(4), 453–461.

Yan, L. (2024). *Notes de cours d'Économétrie financière*, Chapitre 8. Université du Québec en Outaouais.

Yan, L., & Gao, P. (2018, June 14–16). *A new framework of country risk assessment*. International Symposium on Country Risk Analysis, Xi'an, China.

Yücesan, E. (2001). Simulation-based optimization. In *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*.