

Three essays in financial econometrics

Citation for published version (APA):

Leymarie, J. (2019). *Three essays in financial econometrics*. [Doctoral Thesis, Maastricht University]. Datawyse / Universitaire Pers Maastricht. <https://doi.org/10.26481/dis.20191205j>

Document status and date:

Published: 01/01/2019

DOI:

[10.26481/dis.20191205j](https://doi.org/10.26481/dis.20191205j)

Document Version:

Publisher's PDF, also known as Version of record

Please check the document version of this publication:

- A submitted manuscript is the version of the article upon submission and before peer-review. There can be important differences between the submitted version and the official published version of record. People interested in the research are advised to contact the author for the final version of the publication, or visit the DOI to the publisher's website.
- The final author version and the galley proof are versions of the publication after peer review.
- The final published version features the final layout of the paper including the volume, issue and page numbers.

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal.

If the publication is distributed under the terms of Article 25fa of the Dutch Copyright Act, indicated by the "Taverne" license above, please follow below link for the End User Agreement:

www.umlib.nl/taverne-license

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us at:

repository@maastrichtuniversity.nl

providing details and we will investigate your claim.

Résumé en Français

La gestion des risques est un domaine d'expertise central pour les institutions financières telles que les banques, les compagnies d'assurance, ou encore les fonds d'investissement. L'un des enseignements les plus importants que nous ayons tiré de la crise économique et financière mondiale est la nécessité de mesurer fidèlement les risques financiers. Dans l'environnement financier actuel, la croissance constante de la taille et de la complexité des institutions financières et du rythme de leurs transactions a indéniablement introduit une nouvelle variable dans l'équation. Parallèlement, et heureusement, les progrès technologiques en matière de communication et de collecte de données ont permis de réduire les coûts d'acquisition, de gestion et d'analyse des données, de suivre de près l'évolution des risques et de mieux refléter l'environnement économique plus complexe et au rythme rapide. Ce contexte a favorisé le développement d'instruments financiers sophistiqués et de nouvelles techniques de gestion des risques. En particulier, la recherche universitaire en économétrie financière s'est concentrée sur (i) l'élaboration de nouvelles mesures du risque financier, (ii) le développement de méthodes d'estimation et d'inférence appropriées, et (iii) la mise en œuvre des techniques de validation consacrées à ces mesures financières.

I. Les Mesures du Risque Financier

Les techniques de mesure du risque financier sont au cœur du processus de gestion des risques. En théorie, la mesure du risque financier pourrait être abordée à partir de la notion de distribution de probabilité. Cependant, en pratique, il peut être délicat d'extraire les informations pertinentes à travers toute la distribution de probabilité, et il est préférable de les résumer en un seul chiffre qui donne de l'information sur une dimension particulière du risque (asymétrie, espérance, tendance centrale, queue de distribution, variance, etc.). Les mesures du risque financier sont généralement dédiées à cet objectif en quantifiant les risques financiers à partir d'une valeur numérique représentant les pertes futures qui seront probablement subies sur une position risquée. Pour Artzner et al. (1999), ce nombre, lorsqu'il est positif, indique le montant minimum de trésorerie supplémentaire que l'agent doit ajouter à la position risquée, pour satisfaire à l'ensemble des risques acceptables définis par une autorité de supervision. De ce fait, ce nombre est généralement interprété comme l'exigence en capitaux propres découlant de la détention

de cette position risquée, et qui permet de réguler le risque supporté par les acteurs du marché, les opérateurs financiers, ou les assureurs. Un large éventail de mesures de risque a été proposé dans la littérature scientifique, conçues pour couvrir divers types de risques financiers et d'instruments de référence. Dans la suite, nous décrivons les principales mesures du risque financier et les regroupons en fonction du type de risque financier qu'elles visent à quantifier.

Mesures de risque de crédit. Les mesures de risque de crédit sont des outils nécessaires pour modéliser les pertes dites attendues, et les pertes dites inattendues, enregistrées dans les portefeuilles de crédit des institutions financières. Les premières désignent les pertes "habituelles" ou moyennes qu'une institution subit dans le cours naturel de ses affaires, tandis que les secondes correspondent à des pertes potentielles importantes qui sont enregistrées dans des conditions défavorables et peuvent menacer la stabilité financière (voir Gouriéroux and Tiomo, 2007; Roncalli, 2009; Genest and Brie, 2013, pour plus de détails). Quatre mesures de risque de crédit sont dédiées à l'analyse de ces pertes: la *probability of default* (PD), la *loss given default* (LGD), la *exposure at default* (EAD) et la *maturity* (M). La mesure de risque PD fournit une estimation de la probabilité de défaut sur un horizon temporel donné et représente le risque que l'emprunteur ne puisse pas ou ne veuille pas rembourser sa dette intégralement ou à temps. La LGD représente le montant de créance perdue par la banque en cas de défaillance du débiteur. Par conséquent, PD et LGD sont étroitement liées. Il est plus probable d'observer une LGD positive pour un emprunteur dont la PD est initialement élevée. Enfin, l'EAD correspond à l'exposition encourue par un créancier en cas de défaut de son débiteur. Le champ des activités de prêt comprend également le risque de défaillance dans les chambres de compensation (CCPs) associé aux portefeuilles de produits dérivés. Les mesures ou approches de risque couramment utilisées dans les CCPs sont le *standard portfolio analysis of risk* (SPAN) ou l'approche de la *value-at-risk* (VaR) pour estimer les exigences de collatéral en fonction du niveau de couverture des pertes potentielles pour un contrat individuel ou un portefeuille de contrats (Chicago Mercantile Exchange, 2012). Récemment, des techniques plus sophistiquées ont émergé. Par exemple, Cruz Lopez et al. (2017) ont développé la méthodologie CoMargin qui estime les exigences de collatéral en tenant compte à la fois du risque extrême d'un acteur du marché et de son interdépendance avec les autres acteurs du marché.

Mesures de risque de marché. Les mesures de risque de marché servent à quantifier les risques de pertes résultant des fluctuations des prix des instruments financiers. Comme pour les autres formes de risque, le montant des pertes potentielles issues du risque de marché peut être mesuré de différentes manières ou conventions. Traditionnellement, une convention consiste à utiliser la VaR définie comme la perte maximale liée à la détention d'un actif (ou d'un portefeuille) sur une période donnée et pour un niveau

de probabilité donné. La VaR est devenue un élément constitutif des systèmes internes de gestion des risques dans les institutions financières, à la suite du succès du système RiskMetrics de J.P. Morgan (1996). Les conventions d'utilisation de la VaR sont bien établies et acceptées dans les départements de gestion des risques. Cependant, la VaR présente un certain nombre de faiblesses. En particulier, la VaR n'est pas une mesure de risque cohérente puisqu'elle n'est pas systématiquement sous-additive (Artzner et al., 1999). Par conséquent, de nouvelles propositions pour mesurer le risque de marché ont été suggérées telles que la mesure de risque *expected shortfall* (ES), également connue sous le nom de *conditional value-at-risk* (CVaR), ou *tail value-at-risk* (TVaR). Par définition, l'ES désigne la perte espérée lorsque cette dernière est plus extrême que la VaR pour un niveau de probabilité donné. Enfin, il convient de noter que la variance (ou l'écart type) joue également un rôle important en tant que mesure du risque de marché. En particulier, elle est devenue un indicateur clé de la théorie moderne du portefeuille (Markowitz, 1952), ou plus généralement de toute stratégie d'investissement basée sur le moment d'ordre deux (voir Roncalli, 2014).

Mesures de risque systémique. La crise financière globale a favorisé l'émergence de nombreuses recherches en lien avec le risque systémique. Un des objectifs principaux de cette littérature est d'identifier les institutions financières d'importance systémique (SIFIs) qui contribuent le plus au risque global du système financier. Le Conseil de Stabilité Financière (FSB, 2011) définit les SIFIs comme étant "*des institutions financières dont les difficultés, en raison de leur taille, de leur complexité, et de leur interconnexion systémique, perturberaient considérablement le système financier et l'activité économique au sens large*". Comme ces firmes constituent une menace majeure pour le système, les régulateurs et les décideurs du monde entier ont appelé à une surveillance plus étroite, et à des exigences de fonds propres et de réserves de liquidité supplémentaires pour les SIFIs. Dans cette perspective, de nombreuses mesures de risque systémique ont été proposées dans la littérature scientifique au cours de ces dernières années (voir Benoit et al., 2017, pour un résumé), les plus connues étant la *marginal expected shortfall* (MES) et la *systemic expected shortfall* (SES) de Acharya et al. (2017), la *systemic risk measure* (SRISK) de Acharya et al. (2012) et Brownlees and Engle (2017), et la *delta conditional value-at-risk* (ΔCoVaR) de Adrian and Brunnermeier (2016). Ces indicateurs rendent compte en un seul chiffre de la contribution du risque systémique de chaque institution financière dans le but d'identifier les SIFIs dont la défaillance pourrait déclencher une crise du système financier dans son ensemble.

II. Estimation

Le risque financier ne peut être mesurer directement même une fois l'événement réel observé. C'est pourquoi il est qualifié de processus latent en économétrie. De ce fait,

les mesures de risque sont des quantités non observables, et nous devons les estimer. Ces estimations sont généralement fournies par un modèle de risque. Dans le contexte réglementaire actuel, les banques ont la possibilité de développer leurs propres modèles de risque pour estimer les mesures de risque de crédit (BCBS, 2001) et les mesures de risque de marché (BCBS, 2016) utilisées dans le calcul des exigences en fonds propres réglementaires. Les banques sont incitées à maintenir le niveau de capital réglementaire le plus faible possible car la réduction de ce capital libère des ressources économiques pouvant être affectées à des investissements rentables. Ainsi, la plupart des banques développent leurs propres modèles de risque car ils conduisent généralement à un niveau de capital requis moins élevé que l'application de l'approche standard fournie par les autorités de contrôle. Cependant, l'estimation de ces mesures et le choix des modèles ne sont pas chose facile. Les banques ont donc un rôle déterminant dans le calcul de ces exigences en fonds propres réglementaires et dans la mise en place de pratiques de gestion des risques responsables.

De nombreux modèles sont disponibles pour modéliser les mesures de risque financières. La nature de la variable de réponse fournit des indications importantes sur le choix d'un modèle pertinent. Par exemple, la mesure de risque PD répond typiquement à un problème de classification binaire, et les techniques de modélisation reposent alors sur des classificateurs. En pratique, le choix se portera sur les modèles de choix binaires tels que les modèles de régression logistique et probit, ou sur les approches statistiques telles que l'analyse discriminante. Concernant la modélisation de la LGD, on utilise couramment de simples tableaux de contingences, ou des modèles de régression (régression linéaire, analyse de survie, régression à réponse fractionnelle, régression à partir de loi mixte, modèles Tobit, etc.). Au cours de ces dernières décennies, les techniques d'apprentissage automatique ont également gagné en popularité pour la modélisation des mesures de risque de crédit en raison de leur capacité à améliorer de manière significative les performances des modèles. Nous pouvons par exemple citer les arbres de régression et de classification, les machines et régressions à vecteurs de support, les forêts aléatoires, les approches de type gradient boosting, et les réseaux de neurones (voir Baesens et al., 2003; Lessmann et al., 2015 pour une étude comparative des modèles de PD, et Loterman et al., 2012 pour le cas des modèles LGD).

En raison de la présence d'une dynamique temporelle dans les prix de marché, les mesures de risque de marché sont typiquement exprimées conditionnellement à un ensemble d'information, et les prévisions sont généralement établies à partir de modèles dynamiques paramétriques ou semi-paramétriques. Par exemple, les modèles GARCH univariés et multivariés peuvent être utilisés pour produire des prévisions de VaR ou d'ES conditionnelles (voir Palm, 1996, pour une revue de littérature des processus GARCH univariés, et Bauwens et al., 2006, pour le cas des modèles GARCH multivariés), ou un

modèle de corrélation conditionnelle dynamique (DCC) peut être utilisé pour estimer des bêta dynamiques (Engle, 2002, 2016). Les approches de modélisation incluent, par ailleurs, les modèles de régression quantile univariés et multivariés (Engle and Manganelli, 2004; White et al., 2008, 2015, etc.), les modèles de volatilité réalisés (Andersen et al., 2003; Corsi, 2009; Cubadda et al., 2017, etc.) et les approches d'estimation non-paramétriques (Scaillet, 2004; Cai and Wang, 2008, etc.). Par ailleurs, de nombreuses avancées techniques de modélisation des mesures de risque de marché ont vu le jour ces dernières années. Darolles et al. (2018) proposent un nouveau modèle avec des coefficients de pente variant dans le temps basés sur la décomposition de Cholesky de la matrice de variance conditionnelle. Leur modèle affiche de meilleures capacités prédictives qu'un modèle avec des bêtas constants ou que le modèle DCC. Taylor (2019) introduit une méthode pour prédire l'ES à partir de prévisions de VaR produites par des modèles de régression quantile. Patton et al. (2019) utilisent les résultats récents de la théorie statistique en modélisant conjointement l'ES et la VaR, et proposent de nouveaux modèles dynamiques pour ces mesures de risque. Par ailleurs, ces modèles ont l'avantage certain de s'appliquer aussi aux mesures de risque systémique calculées à partir de données de marché. Par exemple, Adrian and Brunnermeier (2016) considèrent un simple modèle de régression quantile pour prévoir la ΔCoVaR , tandis que Girardi and Ergün (2013) estiment cette dernière à partir d'un modèle GARCH multivarié. Brownlees and Engle (2017) implémentent un modèle DCC pour estimer la MES et la SRISK de long terme. Ces similitudes des approches de modélisation du risque de marché et du risque systémique s'expliquent par le fait qu'elles sont toutes deux fondées sur des données de marché et que les modèles de risque sous-jacents doivent être à même de capturer les faits stylisés des séries financières, tels que la non-stationnarité en niveau, les queues de distribution épaisses, et la persistance de la volatilité.

Les mesures du risque financier cachent une faiblesse commune : leurs estimations sont affectées par deux types d'erreur de mesure. La première source d'erreur de mesure, appelée risque d'estimation, vient du fait que les paramètres du modèle sont remplacés par leurs estimations. Cela a un impact sur la précision de l'estimation de la mesure de risque elle-même. L'inférence devient alors un outil puissant pour quantifier les erreurs d'estimation et les corriger. Diverses contributions ont été proposées pour répondre à cette lacune. Hurlin et al. (2017) proposent une procédure bootstrap qui tient compte de l'incertitude de l'estimation afin de tester l'égalité des mesures de risque conditionnelles pour différents actifs, portefeuilles, ou firmes, à une date prédéfinie. Francq and Zakoïan (2015) quantifient l'effet du risque d'estimation dans la classe des modèles GARCH estimés par quasi-maximum de vraisemblance non Gaussien, et dérivent une distribution asymptotique et des intervalles de confiance pour la VaR. Gouriéroux and Zakoïan (2013) montrent que la VaR est affectée par un biais asymptotique dans les probabilités

de couverture induit par l'estimation et en déduisent une correction. La deuxième source d'erreur de mesure, appelée risque de modèle, correspond au risque que le modèle de prévision soit mal spécifié et puisse conduire à des résultats incohérents de prévisions du risque. Boucher et al. (2014) proposent une méthodologie de construction de mesures de risque robustes au risque de modèle. Ils montrent que le biais de modèle est important et dépend fortement du niveau de couverture considéré. Danielsson et al. (2016) proposent un cadre général pour quantifier le risque de modèle, et montrent que le degré de risque de modèle est assez élevé. Leurs résultats indiquent que les mesures de risque sont affectées par un risque de modèle significatif pendant les périodes de difficultés financières. Ce bref aperçu de la littérature montre que ces deux types d'erreurs de mesure ont souvent une incidence sur la mesure des risques financiers, altérant l'évaluation du risque et biaisant les niveaux de fonds propres réglementaires détenus par les banques.

III. Validation

La nécessité d'une gestion saine des risques financiers et le besoin de validation des mesures de risque n'ont jamais été aussi essentiels que dans l'environnement financier actuel. En particulier, les mesures de risque peuvent être valides du point de vue conceptuel (voir Artzner et al. 1999 et Chen et al. 2013, pour les propriétés désirables des mesures de risque de marché et systémique) mais ne pas être correctement estimées pour autant. De ce fait, la capacité à identifier des modèles de risque mal spécifiés, qui conduisent à une représentation erronée des expositions réelles au risque, également appelée backtesting, revêt une importance cruciale pour les régulateurs et les gestionnaires de risque. Jorion (2007) définit le backtesting comme un ensemble de procédures statistiques consistant à vérifier si les pertes réelles sont en adéquation avec les pertes prédites. Ces procédures visent alors à comparer les prévisions de mesures de risque générées par le modèle historique avec les pertes réelles.

L'objectif des modèles de PD est de prédire le taux de défaut. Pour fournir des prévisions valides, le modèle de PD doit séparer convenablement les demandeurs de crédit en classes de "bon" et "mauvais" risques (Hand and Henley, 1997). Pour cette raison, les techniques de backtesting dédiées à la PD s'appuient généralement sur des outils de discrimination (Gouriéroux, 1992) ou sur de simples tests statistiques binomiaux (Brown et al., 2001). Pour les modèles de LGD, même s'il n'existe pas de directives particulières pour évaluer leurs estimations, Loterman et al. (2014) proposent un cadre de backtesting qui repose sur des tests d'hypothèses statistiques. Kalotay and Altman (2017) montrent que les variations dans la composition des dettes en défaut au moment du défaut génèrent des variations temporelles dans la distribution de la LGD. Ils quantifient l'importance de la prise en compte de cette variation temporelle dans les comparaisons out-of-sample des modèles de LGD. Enfin, pour les crédits standard et les prêts, les EAD sont observées

et il n'est pas nécessaire d'estimer ce paramètre de risque. Cependant, pour les EAD hors bilan, cette quantité devient inconnue et la banque doit estimer un facteur de conversion de crédit (CCF). Gürtler et al. (2018) développent une évaluation théorique et empirique pour la modélisation de l'EAD. Plus généralement, plusieurs approches permettent d'évaluer le modèle de risque de crédit dans son ensemble. Par exemple, Lopez and Saidenberg (2000) développent une méthode d'évaluation des modèles de risque de crédit basée sur des portefeuilles de crédit simulés. Medema et al. (2009) implémentent une méthodologie de validation simplifiée que les banques peuvent utiliser pour valider leur exercice de modélisation du risque de crédit.

La réglementation des marchés financiers applique un contrôle strict des modèles de risque internes utilisés pour le calcul des exigences en fonds propres au titre du risque de marché. L'une des responsabilités principales des banques consiste à réaliser des exercices de backtesting pour certains modèles de risque. Au cours des deux dernières décennies, un certain nombre de contributions a été proposé pour évaluer la capacité des modèles prédictifs à fournir des prévisions de risque acceptables. Ces techniques reposent généralement sur des tests dit de violations. Les prévisions de VaR sont valides lorsque le processus de violation satisfait à l'hypothèse de couverture non conditionnelle (UC). Une autre hypothèse importante pour les prévisions de VaR est l'hypothèse d'indépendance (IND), qui suppose que les violations de VaR observées à deux dates différentes pour le même taux de couverture doivent être indépendamment distribuées. Lorsque les hypothèses UC et IND sont simultanément valides, les prévisions de VaR ont une couverture conditionnelle (CC) correcte et le processus de violation devient une séquence de différence de martingale (voir Christoffersen, 1998, pour une description plus détaillée de ces hypothèses). Engle and Manganelli (2004) développent le test dit *dynamic quantile*, qui se concentre directement sur la corrélation des violations avec la série de rendements observés. Dumitrescu et al. (2012) proposent de raffiner cette approche en remplaçant le modèle de régression linéaire par un modèle de régression dichotomique non linéaire et dynamique. Plusieurs tests de backtesting ont également été proposés pour évaluer la validité de la VaR pour différents niveaux de probabilité. Colletaz et al. (2013) développent un backtest de l'hypothèse UC à deux taux de couverture afin de faire la distinction entre une situation dans laquelle les pertes sont inférieures mais proches de la VaR et une situation dans laquelle les pertes sont considérablement inférieures à la VaR. Hurlin and Tokpavi (2006) utilisent une statistique de portmanteau multivariée pour tester l'hypothèse IND pour plusieurs niveaux de probabilité. Enfin, il est important de mentionner la classe des tests de durée qui tient compte de l'intervalle de temps entre deux violations (Berkowitz et al., 2011; Candelon et al., 2011; Christoffersen and Pelletier, 2004; Pelletier and Wei, 2016).

Depuis peu, le Comité de Bâle préconise l'utilisation de l'ES comme nouvelle mesure de risque réglementaire complétant et remplaçant partiellement la VaR. Ce changement de réglementation a encouragé la communauté académique au développement de procédures de validation dédiées aux modèles de prévision de l'ES. McNeil and Frey (2000) développent un cadre de backtesting non paramétrique de l'ES basé sur des résidus en excès. Acerbi and Szekely (2014) développent trois nouveaux backtests d'ES basés sur des simulations de Monte-Carlo. Nolde and Ziegel (2017) conçoivent des tests de calibration conditionnels pour évaluer l'ES. Plus récemment, Bayer and Dimitriadis (2018) proposent un backtest fondé sur la régression et qui exploite l'élicitabilité conjointe du couple VaR-ES. Kratz et al. (2018) proposent de généraliser le backtest binomial populaire des exceptions de VaR à un seul niveau de couverture, à un backtest multinomial d'exceptions de VaR à plusieurs niveaux de couverture. En exploitant la relation entre la VaR et l'ES, Kerkhof and Melenberg (2004) fournissent un cadre de backtesting basé sur les dépassements en PIT, qui englobe la VaR et l'ES en tant que cas particuliers. Costanzino and Curran (2015) dérivent un backtest de couverture pour les mesures de risque spectrales telles que l'ES dans l'esprit des backtests traditionnels de couverture de VaR. Du and Escanciano (2017) définissent un processus de violation cumulé pour l'ES, qui généralise le processus de violation de la VaR. Costanzino and Curran (2018) implémentent un backtest de type *traffic light* pour l'ES, qui étend le backtest *traffic light* utilisé pour la VaR.

De façon étonnante, les procédures pour évaluer l'exactitude des mesures de risque systémique sont très peu développées. Il n'existe aucune procédure statistique formelle permettant d'évaluer cette classe de mesures de risque. Cependant, même si aucune technique formelle n'a été proposée, des tentatives ont permis d'évaluer de manière empirique le contenu prédictif des mesures de risque systémique. Idier et al. (2014) étudient les firmes ayant un score de risque systémique élevé et leur probabilité de subir les pertes financières les plus importantes en cas de crise financière. Wu and Zhao (2018) cherchent à savoir si ces firmes risquent davantage de devenir insolvables. Brownlees and Engle (2017) montrent que les banques dont la SRISK était élevée avant la crise financière risquaient davantage d'être sauvées par le gouvernement et de recevoir des injections de capital de la Réserve Fédérale. Engle et al. (2015) comparent le classement des institutions financières européennes obtenu avec la SRISK à la liste des SIFIs produites par le FSB. Récemment, Brownlees et al. (2018) ont proposé une évaluation historique de la SRISK et de la ΔCoVaR basée sur deux dimensions. La première, appelée *SIFI ranking challenge*, consiste à déterminer si le classement des institutions financières construit au moyen de la SRISK et de la ΔCoVaR permet d'identifier les institutions dont les dépôts ont sensiblement baissé autour d'événements de panique. La seconde, intitulée *the financial crisis prediction challenge*, cherche à établir si ces mesures de risque systémique

sont des prédicteurs significatifs de la baisse des dépôts à l'échelle du système pendant les événements de panique.

Les indicateurs systémiques énumérés ci-dessus sont tous construits à partir de données accessibles au public, telles que les actions, les rendements d'actifs, les prix d'options, ou les spreads de CDS. Bien entendu, on peut également s'interroger sur la validité des méthodes de mesure du risque systémique reposant sur des données propriétaires, telles que les données de bilan, les données de positions croisées, la taille, l'effet de levier, la liquidité, ou les interconnexions. Ces méthodes propriétaires ont été intégrées dans la boîte à outils des autorités de contrôle bancaire car elles reposent sur davantage de bases théoriques que celles fondées sur les données des marchés financiers. Même si l'accès aux données est rendu plus difficile, voire impossible, plusieurs tentatives ont été faites pour évaluer la validité des méthodes de mesure du risque systémique issues de données privées. Philippon et al. (2017) fournissent une première tentative d'évaluation empirique de la qualité des tests de résistance du secteur bancaire organisé par l'Autorité Bancaire Européenne (EBA) en 2014. Ils constatent que les tests de résistance sont informatifs et fournissent aux régulateurs des indications fiables sur la résilience des banques. Benoit et al. (2019) identifient plusieurs faiblesses dans la méthodologie de notation du risque systémique actuellement utilisée pour identifier et réglementer les SIFIs. Ils proposent une nouvelle méthodologie pour pallier à ces lacunes qui améliore l'allocation du capital réglementaire entre les banques.

IV. Contribution

Dans ce nouveau contexte, notre recherche porte sur les mesures de risque financier et les techniques de validation dédiées à leurs modèles prédictifs. L'objectif général de cette thèse est de fournir des outils avancés pour l'évaluation des estimations de mesure du risque. Nos développements méthodologiques pour l'évaluation des mesures de risque couvrent trois grandes catégories de risques financiers : *(i)* le risque de crédit, *(ii)* le risque de marché, et *(iii)* le risque systémique. Pour chacune de ces catégories, notre objectif reste globalement le même: améliorer la solidité du système bancaire grâce au développement de méthodes de validation performantes des estimations de risque. Dans le cadre du risque de crédit, cette thèse contribue à améliorer la fiabilité des prévisions des pertes futures générées par les portefeuilles de prêts et permet une allocation plus efficace du capital réglementaire. En ce qui concerne le risque de marché, nos travaux visent à améliorer la qualité des pratiques de gestion d'actifs afin de couvrir de manière adéquate les fonds d'investissement en cas de chocs défavorables et de pertes potentielles. Enfin, cette thèse contribue également au renforcement de la stabilité financière dans son ensemble en améliorant le suivi des banques via une identification précise des SIFIs par le

biais des mesures de risque systémique. Ce travail se compose en trois chapitres (articles) qui peuvent être étudiés indépendamment les uns des autres.

Le premier chapitre traite des questions liées à l'évaluation du risque de crédit. Nous nous concentrons sur la mesure de risque LGD et proposons une méthode de comparaison de modèle originale qui sélectionne le modèle prédictif de la LGD induisant les erreurs d'estimation les plus faibles sur le capital réglementaire, et qui de ce fait, améliore la solvabilité des banques. Les chapitres 2 et 3 examinent la validité des mesures de risque fondées sur des données de marché. Le chapitre 2 répond aux exigences des régulateurs de fournir des outils de validation plus efficaces pour la mesure de risque ES. Nous développons une nouvelle approche pour évaluer la validité des modèles prédictifs d'ES basée sur des régressions quantiles multivariées. Puisque notre méthodologie repose sur la relation entre la VaR et l'ES, cette nouvelle classe de tests statistiques est conforme aux directives réglementaires de Bâle en vigueur qui recommandent d'effectuer un backtest de l'ES en vérifiant la validité de deux VaRs de la distribution des pertes du portefeuille. De plus, l'exploitation de notre procédure d'évaluation permet de proposer une technique d'ajustement des prévisions d'ES imparfaites, qui sont alors débarrassées du risque d'estimation et du risque de modèle. Dans le chapitre 3, nous examinons les mesures de risque systémique issues de données de marché et la qualité de leurs prévisions. Nous nous appuyons sur les procédures standard de backtesting de la VaR et développons un premier backtest pour l'hypothèse UC et un second pour l'hypothèse IND. À notre connaissance, il s'agit de la première procédure statistique de backtesting dédiée aux mesures de risque systémique. Nous exploitons alors notre méthodologie pour fournir un *early warning system* (EWS) qui démontre une capacité remarquable à détecter les premiers signes de la crise. Dans ce qui suit, nous synthétisons le contenu de chaque chapitre.

Chapitre 2: Loss functions for Loss Given Default model comparison

Le chapitre 2, "Loss functions for Loss Given Default model comparison", propose une méthode originale de comparaison des modèles de *loss given default* (LGD), basée sur des fonctions de pertes espérées exprimées en termes d'exigences de fonds propres réglementaires.¹ Dans le cadre réglementaire de couverture du risque de crédit, le niveau de capital réglementaire est déterminé de manière à couvrir la perte de crédit inattendue de la banque (BCBS, 2005). Pour déduire cette perte inattendue, le Comité de Bâle fournit un cadre théorique basé sur le modèle *Asymptotic Single Risk Factor* (ASRF), inspiré du modèle fondateur de Merton (Merton, 1974; Vasicek, 2002). Ce dernier, à partir de l'estimation de paramètres de risque additionnels, permet de calculer l'exigence en capital réglementaire de la banque. Un des paramètres essentiel dans ce calcul est la LGD.

¹D'après Hurlin, Leymarie et Patin (2018) publié dans *European Journal of Operational Research*.

La LGD peut être définie au sens large comme le ratio de pertes (exprimé en pourcentage de l'exposition au défaut) qui ne sera jamais recouvré par le prêteur, ou de manière équivalente à un moins le taux de recouvrement. La LGD entre dans la formule du capital réglementaire de manière linéaire, et à ce titre, toute sous-estimation de ce paramètre induit une sous-estimation du capital réglementaire entraînant un amoindrissement de la solvabilité bancaire.

Conformément à l'approche *advanced internal rating-based* adoptée par la plupart des grandes banques internationales, les prévisions de LGD sont issues de modèles de risque internes. Aucune directive particulière n'a été proposée concernant la manière dont les modèles de LGD devraient être évalués, comparés, puis sélectionnés. En conséquence, la méthode de référence consiste simplement à évaluer les prévisions de LGD avec des critères statistiques standard tels que l'erreur quadratique moyenne ou l'erreur absolue moyenne calculées entre les LGD observées et les prévisions, comme pour toute variable continue. Par conséquent, la comparaison actuelle des modèles de LGD est effectuée indépendamment des autres paramètres de risque Bâlois (EAD, PD, maturité, etc.) et en négligeant l'impact des erreurs de prévision de la LGD sur le capital réglementaire. Cette approche peut conduire à sélectionner un modèle de LGD présentant la plus petite erreur quadratique moyenne parmi tous les modèles concurrents, mais induisant de petites erreurs sur les petites expositions, et de grandes erreurs sur les grandes expositions.

Ce chapitre vise à remédier à ces faiblesses en développant une méthode de comparaison alternative qui renforce la solvabilité des banques. Contrairement à l'approche existante qui sélectionne le modèle minimisant les erreurs d'estimation sur la LGD elle-même, notre méthode de comparaison sélectionne le modèle associé aux erreurs d'estimation les plus faibles sur le capital réglementaire. Nous montrons théoriquement que notre approche classe les modèles différemment par rapport à l'approche traditionnelle qui se concentre uniquement sur les erreurs de prévision de la LGD.

À l'aide d'un échantillon de contrats de crédit et de leasing fournis par une banque internationale, nous illustrons l'intérêt de notre méthode en comparant les classements de six modèles de LGD concurrents. Nos résultats empiriques montrent clairement que les classements de modèles basés sur les fonction de pertes de charge en capital diffèrent considérablement de ceux basés sur les fonctions de perte de LGD actuellement considérées par les régulateurs, les banques, et la communauté académique. La méthode proposée permet d'identifier les meilleurs modèles de LGD associés aux erreurs d'estimation les plus faibles sur le capital réglementaire. Au-delà de ces critères statistiques traditionnels, nous introduisons également des critères asymétriques spécialement conçus pour améliorer la stabilité financière. Ces fonctions de perte pénalisent les erreurs de prévision de la LGD qui conduisent à une sous-estimation du capital réglementaire. Nous constatons que le classement basé sur des critères symétriques est radicalement différent

du classement des modèles obtenu avec des critères asymétriques, ce qui met en évidence l'utilité des fonctions asymétriques pour améliorer la solidité et la stabilité du système bancaire.

Chapitre 3: Backtesting Expected Shortfall via Multi-Quantile Regression

Le chapitre 3, "Backtesting Expected Shortfall via Multi-Quantile Regression", propose une nouvelle approche d'évaluation de la qualité des prévisions de la mesure de risque *expected shortfall* (ES) fondée sur la régression quantile.² Dans le contexte de la régulation des marchés financiers et de la supervision bancaire, les accords de Bâle III ont accordé une place importante à l'ES dans le calcul des exigences de fonds propres pour le risque de marché, complétant, et se substituant pour partie à la mesure de risque plus familière connue sous le nom de *value-at-risk* (VaR) (BCBS, 2010). En tant que mesure de risque alternative, l'ES offre un certain nombre de propriétés intéressantes remédiant aux insuffisances théoriques de la VaR. En particulier, l'ES est une mesure de risque cohérente, ce qui signifie qu'elle satisfait les propriétés de monotonie, de sous-additivité, d'homogénéité, et d'invariance par translation (voir Artzner et al., 1999; Acerbi and Tasche, 2002). Le BCBS souligne le rôle important que joue l'ES à la place de la VaR "*pour assurer une capture plus prudente du 'risque extrême' et de l'importance de la mobilisation d'un capital adéquat en période de fortes tensions sur les marchés financiers*" (BCBS, 2016, page 1).

Compte tenu du changement en faveur de l'ES, le principal défi consiste à développer des méthodes de modélisation appropriées pour l'ES (voir les travaux récents de Taylor, 2019; Patton et al., 2019, entre autres), et à construire des outils avancés pour en évaluer les prévisions. Ce chapitre se concentre précisément sur le second point. En effet, les procédures de validation et de backtest sont des critères essentiels pour qu'une mesure de risque puisse obtenir le statut de standard dans l'industrie. Plus important encore, la validité des estimations d'ES est cruciale étant donné que ce paramètre entre dans le calcul du capital réglementaire pour le risque de marché. Par conséquent, toute sous-estimation de l'ES qui n'a pas été identifiée à temps peut menacer la solvabilité des banques.

Dans ce chapitre, nous proposons une extension naturelle des backtests standard de VaR, qui nous permet de tester les estimations de VaR à plusieurs niveaux de probabilité conjointement. Étant donné que l'ES peut être définie comme une fonction de VaR pour différents niveaux de probabilité appartenant à la queue de distribution des pertes du portefeuille, notre approche peut être considérée comme délivrant un backtest implicite

²D'après Couperier et Leymarie (2019), actuellement R&R dans *Journal of Business and Economic Statistics*.

pour l'ES. Notre stratégie de test est conforme aux recommandations générales des superviseurs financiers. Selon les directives du BCBS sur l'évaluation de l'ES, "*les exigences en matière de backtesting reposent sur la comparaison de la mesure de VaR à un jour [...] à la fois au percentile d'ordre 97,5 et au percentile d'ordre 99*" (BCBS, 2016, page 57). Pour mettre en oeuvre notre stratégie de test, nous développons un cadre de validation basé sur la régression quantile multivariée. La procédure étend le test de Gaglianone et al. (2011) qui permet de valider la VaR pour un niveau de probabilité unique.

Notre approche présente de nombreux avantages. Premièrement, notre procédure est flexible car l'utilisateur peut choisir le nombre et les valeurs de quantiles pour l'évaluation de l'ES et peut facilement se concentrer sur divers aspects de la queue de distribution du modèle de prévision. Deuxièmement, notre méthodologie présente l'avantage d'être conforme aux directives réglementaires qui consistent à vérifier si le modèle d'ES sous-jacent fournit des quantiles adaptés aux niveaux de probabilité 0,975 et 0,990. Enfin, la procédure est facile à mettre en oeuvre pour les gestionnaires de risque et les autorités de contrôle, car elle repose sur la validation de la VaR qui est la mesure de référence historique. Pour ces raisons, cet outil de validation est susceptible d'être adopté par les institutions financières en tant que nouvelle norme de gestion des risques financiers.

Pour illustrer les avantages de notre méthode, nous évaluons les estimations d'ES calculées à partir d'un modèle AR(1)-GARCH(1,1) en supposant que les rendements du portefeuille de l'investisseur sont construits à partir de l'indice S&P500 sur la période 2007-2012. Pendant cette période d'instabilité financière, la procédure conclut que les prévisions d'ES sont incorrectes. Nos résultats suggèrent également que nous devrions être très prudents lorsque nous utilisons une VaR unique pour évaluer la distribution de perte du portefeuille. En outre, deux VaRs comme le recommande les autorités de contrôle financières ne permettent pas toujours d'identifier des prévisions de risque erronées et peuvent conduire à un niveau inexact d'exigences de fonds propres menaçant la stabilité financière. De manière générale, nous trouvons que l'évaluation de quatre à six VaRs dans la distribution des pertes du portefeuille améliore la capacité à rejeter un modèle de prévision d'ES incorrect, ce que le superviseur devrait prendre en considération dans ses futures directives réglementaires.

Chapitre 4: Backtesting Marginal Expected Shortfall and Related Systemic Risk Measures

Le chapitre 4, "Backtesting Marginal Expected Shortfall and Related Systemic Risk Measures", propose la toute première procédure statistique d'évaluation des mesures de risque systémique qui sont construites à partir de données de marché.³ L'objectif général

³D'après Banulescu-Radu, Hurlin, Leymarie et Scaillet (2018). Ce chapitre a reçu une subvention de recherche de la Fondation Banque de France.

d'une mesure de risque systémique est l'identification des vulnérabilités du système financier. Dans la pratique, il existe trois façons de mesurer le risque systémique (voir Benoit et al., 2017, pour une revue de littérature). Une première approche, appelée approche prudentielle, repose sur des données propriétaires relatives à la firme que sont la taille, l'effet de levier, la liquidité, l'interconnexion, la complexité et la substituabilité, ainsi que sur une méthode de notation (Benoit et al., 2019). Une deuxième approche repose sur des modèles structurels qui identifient des sources spécifiques de risque systémique, telles que la contagion, les *bank runs*, ou des crises de liquidité. Une troisième approche vise à dériver des mesures globales de risque systémique sur la base de données de marché accessibles au public, telles que les rendements d'actions, les prix d'options ou les spreads de CDS. Trois exemples remarquables de mesures de risque systémique basées sur des données de marché sont la *marginal expected shortfall* (MES) de Acharya et al. (2017), la *systemic risk measure* (SRISK) de Acharya et al. (2012) et de Acharya et al. (2017), et la *delta conditional value-at-risk* (ΔCoVaR) de Adrian and Brunnermeier (2016).

Cependant, ces approches méthodologiques peuvent aboutir à des conclusions opposées, ce qui a provoqué un vif débat dans les sphères universitaires et réglementaires au cours de ces dernières années. Cela s'est par exemple produit en octobre 2014, lorsque l'EBA a révélé l'effet des pertes dans un test de résistance sur les ratios de fonds propres bancaires et a conclu que les banques françaises étaient parmi les banques les plus sûres de l'eurozone. Viral Acharya (Financial Times, 27 octobre 2014) a immédiatement mis en doute ces conclusions, affirmant que les banques françaises étaient les plus risquées en Europe, selon les résultats de la SRISK affichés sur le *Volatility Lab* (Université de New York). Ces controverses soulèvent la question de la validation des tests de résistance (Philippon et al., 2017), mais aussi des mesures de risque systémique. Néanmoins, à notre connaissance, aucune procédure de backtesting basée sur une approche économétrique solide n'a encore été proposée pour les mesures de risque systémique.

Dans ce contexte, ce chapitre propose le premier cadre général de backtesting des mesures de risque systémique. Notre stratégie de test est similaire à celle des backtests standard utilisés pour la VaR qui exploitent la propriété de séquence de différence de martingale (mds) suivie par les processus de violation (Kupiec, 1995; Christoffersen, 1998, 2010; Berkowitz et al., 2011, entre autres). La principale nouveauté technique de notre approche consiste à exploiter la propriété mds pour aboutir à ce que nous appelons le processus de violation joint cumulé. Cette nouvelle catégorie de violation est spécialement conçue pour évaluer la validité des mesures de risque systémique et généralise au cas bivarié le processus de violation cumulé de Du and Escanciano (2017) utilisé pour le backtesting de l'ES. Dans un premier temps, nous concentrons nos recherches sur la MES, puis nous étendons notre procédure de backtesting aux autres mesures de risque

systémique (SRISK, SES, ΔCoVaR). L'exploitation de la propriété mds du processus de violation joint cumulé permet la mise en oeuvre de divers types de backtests pour les indicateurs de risque systémique. Nous proposons ici deux tests basés sur les hypothèses UC et IND (Christoffersen, 1998). Ces procédures statistiques sont faciles à mettre en oeuvre et similaires à celles actuellement utilisées par les gestionnaires de risque pour évaluer les mesures de risque de marché. Ces backtests peuvent donc être aisément adoptés dans la réglementation financière.

Nos résultats empiriques, obtenus à partir de banques américaines, révèlent que les prévisions de risque systémique journalières sont non valides pour un grand nombre de banques avant la crise financière des subprimes. Cependant, lorsque nous considérons un horizon de prévision plus long (un mois), nos tests concluent que les prévisions de risque systémique sont valides, ce qui suggère que ces indicateurs sont plus aptes à rendre compte de la dynamique de long terme du risque systémique. Enfin, nous montrons que notre procédure peut également être utilisée en tant que *early warning system* (EWS) en cas de crise systémique. Dans cette perspective, nous introduisons un indicateur EWS correspondant à la différence entre la prévision de risque systémique issue d'un modèle de risque potentiellement mal spécifié et sa contrepartie ajustée. Cette dernière est obtenue à partir de notre procédure de backtesting et représente la prévision de risque systémique pour laquelle nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle UC. Cet ajustement est obtenu en adaptant le niveau de probabilité de sévérité de la crise de la mesure de risque systémique considérée. Cette technique a déjà été proposée pour les mesures de risque de marché telles que l'ES et la VaR (voir Boucher et al., 2014; Lazar and Zhang, 2019, par exemple), mais elle n'était pas encore disponible pour les mesures de risque systémique en raison de l'absence de bases théoriques solides pour le backtesting de cette classe de mesure de risque. Notre indicateur EWS affiche une forte hausse avant les premiers signes de la crise et atteint son maximum lors de l'effondrement historique de Lehman Brothers. Par conséquent, il peut fournir des informations utiles en temps réel pour la surveillance du système financier, compléter la boîte à outils utilisée par les universitaires et les régulateurs pour saisir l'accumulation du risque systémique par temps calme, et améliorer l'efficacité de l'allocation du capital réglementaire entre les banques.

Enfin, le chapitre 5 résume les principaux résultats de cette thèse et expose plusieurs objectifs pour des recherches futures.

Nederlandse Samenvatting

Risicomanagement is een belangrijk vakgebied voor financiële instellingen, zoals banken, verzekeringsmaatschappijen en beleggingsfondsen. Een van de belangrijkste lessen die we hebben geleerd van de wereldwijde economische en financiële crisis is dat het meten van risico nog noodzakelijker moet worden. De almaar toenemende omvang en de complexiteit van financiële instellingen, in het tempo van hun financiële transacties, hebben in het huidige financiële klimaat ontegenzeggelijk een nieuwe variabele geïntroduceerd wat betreft het risicomanagement. Tegelijkertijd heeft de technologische vooruitgang in communicatie en dataverzameling geleid tot lagere kosten voor het verwerven, beheren en analyseren van data om risico's te monitoren en om de complexere en razendsnelle bedrijfsomgeving te schetsen. Deze context heeft geleid tot de ontwikkeling van geavanceerde financiële instrumenten en nieuwe technieken voor risicobeheer. Het wetenschappelijke onderzoek in financiële econometrie heeft met name een impuls en richting gegeven aan (i) de ontwikkeling van nieuwe financiële risicomaatstaven, (ii) de introductie van adequate ramings- en inferentiemethoden en (iii) de implementatie van validatietechnieken die zouden moeten zijn gewijd aan die indicatoren.

In deze vernieuwde context richt ons onderzoek zich op financiële-risicomaatregelen en de validatietechnieken die zijn toegewijd aan hun voorspellende modellen. Ons methodologische ontwikkelingen omvatten drie belangrijke categorieën van financieel risico, namelijk (i) kredietrisico, (ii) marktrisico en (iii) systeemrisico. Ons proefschrift draagt wat betreft het kredietrisico bij aan het verbeteren van de betrouwbaarheid van verliesramingen van kredietportefeuilles en het effectiever maken van de wettelijke kapitaalallocatie. Wat betreft het marktrisico is ons werk erop gericht om vermogensbeheerpraktijken gezonder te maken zodat beleggingsmaatschappijen een goede dekking hebben tegen ongunstige marktschokken en mogelijke verliezen. Tot slot draagt dit proefschrift ook bij aan de versterking van de financiële stabiliteit als geheel door het verbeteren van de monitoring van banken door de systeemrelevante financiële instellingen (*systemically important financial institutions*, SIFI's) nauwkeurig te identificeren middels systeemrisicomaatregelen. Dit werk is concreet gemaakt in drie hoofdstukken (artikelen) die onafhankelijk van elkaar kunnen worden bestudeerd. Hieronder beschrijven we de inhoud van elk hoofdstuk.

In het eerste hoofdstuk worden onderwerpen besproken die gerelateerd zijn aan kredietrisicobeoordeling. Het wettelijk kader voor kredietrisico bepaalt het vereiste niveau voor het wettelijk kapitaal om onverwachte kredietverliezen van een bank af te dekken (BCBS, 2005). Om de hoogte van dit onverwachte verlies af te leiden, geeft het Basel Committee een theoretisch kader dat is gebaseerd op het *asymptotic single risk factor* (ASRF)-model, dat is geïnspireerd op het baanbrekende Metron-Vasicek "*model of the firm*" (Merton, 1974; Vasicek, 2002). Op basis van het ASRF-model en enkele externe geschatte risicoparameters is het dan mogelijk om het vereiste kapitaal voor kredietrisico te berekenen. In deze formule is de standaardwaarde bij verlies *loss given default* (LGD) een van belangrijkste parameters. De LGD kan globaal worden gedefinieerd als de verhouding tussen de verliezen (uitgedrukt als percentage van de openstaande kredieten bij wanbetaling) die nooit door de kredietgever zullen worden teruggevorderd of gelijkwaardig als één minus de terugvorderingsratio. Omdat de LGB-formule de hoogte van het wettelijk kapitaal op een lineaire manier benaderd, zal elke onderschatting van deze risicoparameter leiden tot een onderschatting van het wettelijk kapitaal en tot de laagste solvabiliteit van een bank. In dit hoofdstuk wordt een nieuwe, originele vergelijksmethodiek voorgesteld waarin het LGD-voorspellende model wordt geselecteerd dat de laagste schattingsfouten op de hoogte van het wettelijk kapitaal veroorzaakt. Aan de hand van een steekproef van krediet- en leasecontracten, die aan ons beschikbaar zijn gesteld door een internationale bank, illustreren we het belang van onze methode door de rangorde van zes concurrerende LGD-modellen te vergelijken. Onze empirische bevindingen tonen duidelijk aan dat rangordes van modellen op basis van kapitaalverliezen aanzienlijk verschillen van rangordes die gebaseerd zijn op de LGD-verliesfuncties, die op dit moment worden gebruikt door toezichthouders, banken en wetenschappers. We laten vooral zien dat de voorgestelde methode de solvabiliteit van de bank verbetert en de draagkracht en stabiliteit van het bancaire systeem versterkt.

In het tweede hoofdstuk wordt een nieuwe backtesting-procedure voor het verwachte tekort (*expected shortfall*, ES) voorgesteld. We raden een logische voortzetting aan van standaard backtesting-procedures voor *value-at-risk* (VaR) waarmee we VaR-schattingen gezamenlijk kunnen testen op verschillende waarschijnlijkheidsniveaus. Omdat ES breed kan worden gedefinieerd als een functie van VaR op verschillende waarschijnlijkheidsniveaus langs de kansverdeling van de staart (*tail distribution*) van het portefeuillevlies, kan onze aanpak worden beschouwd als een impliciete backtest voor ES. Deze nieuwe klasse van statistische toetsen is consistent met de huidige wettelijke Basel-richtlijnen die het backtesten van ES aanbevelen door de geldigheid van verschillende VaR's in de *tail distribution* van het portefeuillevlies te verifiëren (BCBS, 2016, pagina 57). Om onze onderzoeksstrategie te implementeren, hebben we een validatieraamwerk ontwikkeld dat is gebaseerd op multivariate kwantiele regressie. De procedure verruimt

de test van Gaglianone et al. (2011) waarmee VaR op één waarschijnlijkheidsniveau kan worden getoetst. Om de voordelen van onze methode te illustreren, beoordelen we ES-schattingen middels een AR(1)-GARCH(1,1)-model, waarbij wordt verondersteld dat de portefeuillerendementen van een belegger wordt gegeven door de S&P 500-index voor de periode 2007-2012. De procedure concludeert dat de schattingen van ES misleidend zijn in deze periode van financiële onrust. Onze resultaten suggereren ook dat men zeer voorzichtig moet zijn in het gebruik van een enkele VaR om de *tail distribution* van het portefeuillesverlies te bepalen. Bovendien is het gebruik van twee VaR's, zoals wordt geadviseerd door financiële toezichthouders, niet altijd voldoende om onjuiste risicovoorspellingen te identificeren, wat derhalve kan leiden tot een foutief niveau voor de marktrisico-kapitaalvereisten, wat de financiële stabiliteit bedreigt. Een algemeen resultaat is dat we aantonen dat vier tot zes VaR's voor het bepalen van de *tail distribution* een betere mogelijkheid geeft om een onjuist ES-model te identificeren, waar financiële toezichthouders dienovereenkomstig rekening mee moeten houden. Ten slotte gebruiken we onze onderzoeksstrategie om een nieuwe, originele techniek te bieden die de imperfecte ES-voorspellingen aanpast en deze voorspelling schoont van schattingsrisico en modelrisico.

In het derde hoofdstuk ontwikkelen wij de eerste statistische procedure voor het bepalen van markt-gebaseerde systeemrisicomaatstaven. Onze onderzoeksstrategie volgt de uitgangspunten van de backtesten die standaard worden gebruikt voor de VaR. Deze backtesten maken gebruik van de *martingale difference sequence* (mds)-eigenschap van een schendingsproces (*violation process*) (onder andere Kupiec, 1995; Christoffersen, 1998, 2010; Berkowitz et al., 2011). De belangrijkste technische noviteit van onze benadering is het gebruik van de mds-eigenschap voor, zoals wij dat noemen, het cumulatieve gezamenlijke schendingsproces (*cumulative joint violation process*). Deze nieuwe schendingsklasse is specifiek aanbevolen om de geldigheid van systeemrisicomaatregelen te bepalen en breidt de bivariate casus uit naar het cumulatieve schendingsproces van Du en Escanciano (2017) voor het backtesten van ES. Wij richten ons onderzoek eerst op het marginaal verwachte tekort en daarna breiden we onze backtesting-procedure uit naar andere systeemrisicomaatstaven (SRISK, SES, CoVaR). Door gebruikmaking van de mds-eigenschap van een *cumulative joint violation process* kunnen verschillende soorten backtesten van systeemrisico-indicatoren worden geïmplementeerd. We stellen twee toetsen voor die zijn gebaseerd op de zogenaamde UC-hypothese en de IND-hypothese (Christoffersen, 1998). Deze toetsen zijn bedoeld om te verifiëren of de voorspellingen van systeemrisicomaatstaven in overeenstemming zijn met de ex-post verliezen door het aantal en de correlatie van de cumulatieve gezamenlijke schendingen te controleren. Onze empirische resultaten, die zijn gebaseerd op Amerikaanse banken, tonen aan dat de voorspellingen voor het systeemrisico voor één dag vooruit misleidend zijn voor een grote

subset van banken, voordat de systeemrisicocrisis zich voordoet. Echter, wanneer we rekening houden met een langere voorspellingshorizon (één maand), dan kan worden geconcludeerd dat de systeemrisicovoorspellingen geldig zijn. Daarnaast suggereren onze toetsen dat deze indicatoren geschikter zijn om de dynamiek van systeemrisico op lange termijn vast te leggen. Tot slot laten wij zien dat onze procedure ook kan worden gebruikt als een vroegtijdig waarschuwingssysteem (*early warning system*, EWS) voor een systeemrisicocrisis. Daartoe introduceren wij een EWS-indicator die wordt gedefinieerd als het verschil tussen de systeemrisicovoorspelling afgegeven door een mogelijk verkeerd gespecificeerd risicomodel en de gecorrigeerde tegenhanger. Onze EWS-indicator toont voor de meeste Amerikaanse banken een scherpe stijging vóór de eerste tekenen van de crisis. Onze EWS-indicator kan nuttige inzichten geven voor het realtime monitoren van het financiële systeem en voor het completeren van de toolbox die wetenschappers en wetgevers gebruiken om de opbouw van systeemrisico's in rustige tijden vast te leggen.