

**Mémoire de master :**  
**pour l'obtention du Diplôme Universitaire d'actuariat de l'ISFA et  
l'admission à l'Institut des Actuaires**

Par : Anthony PONS

Titre : Événements extrêmes et risque de crédit sous IFRS 9 : cas d'application sur un portefeuille non-retail chez un assureur-vie.

Confidentialité :  NON  (Durée :  1 an  2 ans)

*Les signataires s'engagent à respecter la confidentialité indiquée ci-dessus*

*Membres présents du jury de Signature  
l'Institut des Actuaires*

.....  
.....  
.....

*Membres présents du jury de  
l'ISFA*

.....  
.....  
.....

*Entreprise :*

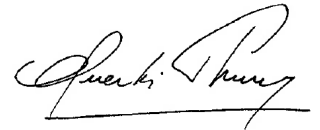
*Nom : CNP Assurances*

*Signature :*

*Directeur de mémoire en entre-  
prise :*

*Nom : Quentin PHUNG*

*Signature :*



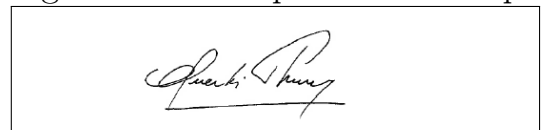
*Invité :*

*Nom :*

*Signature :*

***Autorisation de publication et  
de mise en ligne sur un site de  
diffusion de documents actua-  
riels (après expiration de l'éventuel  
délai de confidentialité)***

Signature du responsable entreprise



Signature du candidat



---

## Résumé

---

Ce mémoire s'inscrit dans les travaux et calculs de l'*Expected Credit Loss* dans le cadre réglementaire imposé par IFRS 9 pour une compagnie d'assurance. Il se focalise sur les problèmes de volatilité dans un contexte économique extrême, comme apparu lors de la crise sanitaire du COVID-19. Nous commencerons par décrire la norme IFRS 9 pour comprendre les enjeux et les contraintes de modélisation du risque de crédit pour le calcul de la provision spécifique à cet réglementation. Nous nous concentrerons en particulier sur l'aspect *forward-looking*, qui impose une interaction avec des scénarios économiques dans le modèle. Nous poursuivrons par une présentation de l'état de l'art des modèles en risque de crédit afin de mieux appréhender les fondements théoriques de la modélisation retenue. Le manque de directive claire dans un contexte atypique nous amènera au travers d'un *benchmark*, d'observer la problématique de volatilité excessive soulevée par cette modélisation ainsi que les solutions apportées par une partie des institutions financières, durant la crise. Dans notre démarche, nous présenterons les premières solutions utilisées sous contraintes opérationnelles pour les comparer avec la solution retenue et comprendre son analyse et son adoption définitive. À la fin de notre analyse, nous mettrons en perspective les résultats de cette nouvelle méthodologie afin d'anticiper le comportement du modèle et chercher des faiblesses pouvant survenir dans des contextes économiques inhabituels.

---

**Mots-clés :** *Risque de crédit, Risque systémique, IFRS 9, Expected Credit Loss, Modélisation, Scénarios économiques, Stress-test.*

---

## Abstract

---

This thesis is part of the work and calculations of the Expected Credit Loss in the regulatory framework imposed by IFRS 9 for an insurance company. It focuses on the problems of volatility in an extreme economic context, such as the COVID-19 health crisis. We will start by describing IFRS 9 to understand the issues and constraints of modeling credit risk for the calculation of the specific provision for this regulation. We will focus on the forward-looking aspect, which imposes an interaction with economic scenarios in the model. We continue with a presentation of the state of the art of credit risk models in order to better understand the theoretical foundations of the chosen modeling. The lack of clear guidelines in an atypical context will lead us, through a benchmark, to observe the problem of excessive volatility raised by this model as well as the solutions provided by some financial institutions during the crisis. In our approach, we will present the first solutions used under operational constraints to compare them with the chosen solution and understand its analysis and final adoption. At the end of our analysis, we will put the results of this new methodology into perspective in order to anticipate the behavior of the model and look for weaknesses that may arise in unusual economic contexts.

---

**Mots-clés :** *Credit Risk, Systemic risk, IFRS 9, Expected Credit Loss, Modeling, Economic scenarios, Stress-test.*

---

# Note de synthèse

La norme IFRS 9 est un enjeu nouveau pour les compagnies d'assurance, elle concerne uniquement la partie "actif" du bilan des institutions. Déjà appliquées chez les banques, elles vont devoir la mettre en place pour le 1er janvier 2023 afin de remplacer IAS 39. Cette norme a pour principal objectif de renforcer la solvabilité des institutions face au risque systémique, en réponse à la crise des *subprimes* qui a montré les limites d'IAS 39. La classification des instruments financiers, le fonctionnement et les métriques sont différents. L'ancienne norme imposait une provision lorsque le défaut était avéré. Quant à IFRS 9, la dynamique de provisionnement est basé sur l'anticipation du coût futur du risque. Cette anticipation repose sur un système de *staging* et l'aspect *forward-looking*. Par conséquent, les différentes métriques imposées par cette nouvelle norme doivent obligatoirement être calculées en prenant en compte ces aspects dans les modèles. Dans la modélisation, cela se traduit par la prise en compte des scénarios prévisionnels des économistes (caractérisant le *forward-looking*). Les modèles doivent être en mesure de fournir une estimation de l'*Expected Credit Loss* (ECL) servant de dépréciation aux actifs vérifiant le test *Solely Paiement of Principal and Interest* (SPPI) et de comptabilisation au coût amorti ou à la juste-valeur. Cette métrique se calcule à partir de trois termes : la probabilité de défaut (PD), le *loss given default* (LGD) et l'*exposed at default* (EAD). L'enjeu de modélisation repose sur les deux premiers paramètres (PD et LGD).

## Modélisation

Ce mémoire se basera sur un portefeuille *non-retail* d'un assureur-vie français avec pour modélisation du risque de crédit : un modèle structurel et à intensité en fonction de l'émetteur. À ce stade, les paramètres ne remplissent pas les critères imposés par IFRS 9, il est nécessaire de conditionner ses paramètres aux scénarios économiques pour les rendre *forward-looking*. Par conséquent, nous devons introduire plusieurs variables indispensables aux conditionnements. Nous avons la variable  $\phi$  représentant le risque systémique, calibré sur les scénarios économiques, et désigne le caractère *forward-looking* des paramètres. La variable RSQ correspond à la sensibilité de l'émetteur au risque systémique. Quant à  $\rho$  et  $\beta$  il s'agit de variables de corrélations. Nous utiliserons les notations suivante pour les différentes fonctions :  $\mathcal{N}$  pour la fonction de répartition d'une loi centrée réduite,  $p(\cdot|z)$  pour la densité d'une loi normale sachant la variable  $z$  et  $L$  la fonction de répartition inverse d'une loi bêta.

---

Les formules de conditionnement aux scénarios macro-économiques sont les suivantes :

$$\begin{cases} PD_{forward-looking}(\phi) = \mathcal{N}\left(\frac{\mathcal{N}^{-1}(PD) - \sqrt{RSQ}\beta^T \phi}{\sqrt{1 - RSQ\rho^2}}\right), \\ LGD_{forward-looking}(\phi) = \int_{-\infty}^{\infty} L(z, LGD_{reg}) \cdot p(z|\phi) dz, \end{cases}$$

**L'objectif de ce mémoire est de comprendre la problématique soulevée durant la crise sanitaire par l'aspect *forward-looking*, et de proposer une nouvelle méthodologie de calibration du paramètre  $\phi$  permettant de résoudre ce problème.**

### Contexte et problématique

En ce qui concerne notre portefeuille, nous pouvons observer la problématique sur notre ECL avec et sans la prise en compte du *forward-looking* pour en quantifier l'impact dans la métrique durant la crise sanitaire. L'ensemble des montants d'ECL seront exprimés en millions d'€.

Date de Calcul	ECL sans forward-looking	ECL forward-looking
01/01/2020	31	35
20/03/2020	25	449
01/04/2020	25	414
01/07/2020	55	690
01/09/2020	47	34
31/12/2020	49	65

Figure 1: ECL durant la crise COVID-19 avec/sans *forward-looking* en millions d'€

En premier lieu, il est à noter que ce sont les probabilités de défaut qui ont engendré cette volatilité, la LGD est restée très stable. Nous constatons que le *forward-looking* est la principale source de cette augmentation et que la crise se passe en plusieurs phases. Dans un premier temps, nous avons une dégradation des variables économiques due aux mesures de confinement : plus de chômage, moins de PIB car les mesures pour enrayer la propagation du virus empêche la consommation des ménages, ... Cette dégradation a fait exploser l'ECL d'un facteur x12. Les répercussions sur les entreprises sont ensuite observées sur leurs résultats qui font mécaniquement augmenter leur probabilité de défaut *point in time* (x2). Ce phénomène explique le passage des 414 millions aux 690 millions d'ECL. Quelques mois plus tard les économistes prévoient une remontée rapide des variables macros qui entraîne une sous-estimation causée par le *forward-looking* avant de revenir à un niveau plus stable en fin d'année.

---

## Benchmark ECL

Sachant que les banques ont déjà implémenté la norme dans leur processus, nous nous intéressons désormais à savoir comment elles ont été impactées par le choc de la crise du COVID-19 à travers leur publication des résultats annuels. Nous pouvons constater que l'ensemble des institutions de la place financière ont connu une augmentation de leur ECL à partir du 1er semestre 2020 :

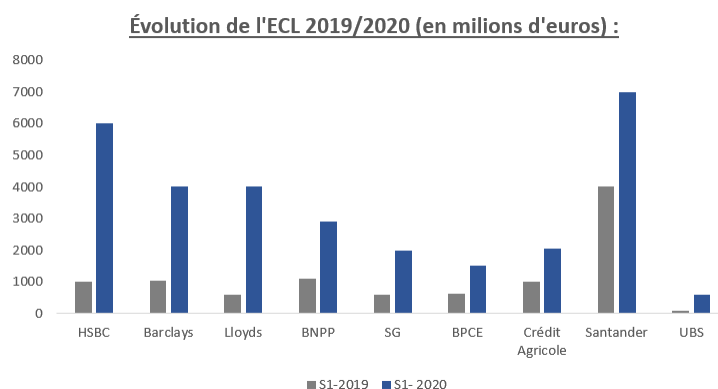


Figure 2: ECL Q1-2019 vs Q1-2020 pour diverses banques

Cette forte variation est paradoxale puisque malgré les mesures de confinement, le rapport mensuel des défaillances d'entreprises de la Banque de France montre que le taux de défaut est historiquement bas. Ce paradoxe s'explique par les différentes aides du gouvernement visant à empêcher ces faillites. Ce contexte particulier avec un gouvernement qui intervient directement dans l'économie afin de réduire l'impact de la crise a rendu obsolètes les modèles.

En l'absence de directives claires voulues par les autorités, les banques ont adopté différentes stratégies pour réduire leurs ECL : changement de pondérations, pas de passage au stage 2 systématique, différents types de lissage des scénarios visant à réduire l'impact de la période court terme dans la calibration. L'objectif étant de réduire la volatilité entraînée par l'aspect *forward-looking*.

Nous avons réalisé et comparé diverses méthodes de lissage : moyenne mobile, fonction de rattrapage. Néanmoins, nous avons retenu une autre méthode de calibration qui s'intitule l'*anchoring*.

---

## Anchoring

Cette nouvelle méthode de calibration prend pour hypothèse que le scénario *baseline* est un scénario médian (quantile à 50%). La distribution des chocs des variables macro-économiques va donc être ajustée pour que sa moyenne corresponde à celle du scénario central :

$$\phi_{MV}^{Sc,Anchored} = g(MV) = f(MV - MV^{Baseline} + f^{-1}(0)),$$

$$\phi_{MV^{Baseline}}^{Sc,Anchored} = 0,$$

La différence avec la méthode native est le changement de référentiel pour les chocs. Avant l'*Anchoring*, un choc nul était représenté par un scénario de variation la médiane historique. Ici, l'objectif est d'éviter des chocs de fortes intensités lors de grandes variations court termes comme nous avons pu connaître lors du COVID-19, par conséquent, le choc nul sera le scénario *baseline*.

Nous pouvons observer le comportement du modèle avec la nouvelle calibration durant la crise sanitaire :

Date de calcul	ECL Ancrage	Loss Rate Ancrage	ECL	Loss Rate
31/05/2020	52	0.083%	38	0.06%
25/06/2020	50	0.079%	1 135	1.86%
25/08/2020	83	0.132%	24	0.04%
25/10/2020	82	0.130%	105	0.17%
23/01/2021	84	0.132%	53	0.09%
19/03/2021	60	0.099%	39	0.06%
30/06/2021	60	0.095%	46	0.07%
20/08/2021	48	0.076%	41	0.07%

Figure 3: ECL Anchoring vs Natif sur le portefeuille d'un assureur-vie

Le *Loss Rate* est défini comme le rapport entre l'ECL total sur l'encours sous risque total.

Notre ECL avec l'*anchoring* est beaucoup moins volatile, et reste cohérent puisqu'une augmentation de 68% est observée issue de l'augmentation des PD PIT. De plus, en période économique stable, la nouvelle méthode de calibration donne des résultats très proches de l'ancienne méthode. Cet effet est recherché, car nous souhaitons réduire la volatilité du modèle uniquement en période de crise, l'ancien modèle reste valide pour des cycles économiques classiques. Les résultats doivent donc être en adéquation dans ce type de contexte.

---

## Limites & Conclusion

La problématique de volatilité excessive survenue lors de la crise sanitaire a permis de mettre en lumière les limites à la modélisation. Les institutions ont opté pour différentes stratégies afin d'adapter leur modèle au contexte économique sous perfusion des gouvernements. Dans notre situation et sous contraintes opérationnelles, nous avons appliqué la méthode de l'*anchoring* qui nous a permis de garder une grande stabilité durant la crise. Néanmoins, cette nouvelle méthode présente aussi des limites : on se rapproche d'une probabilité de défaut non *forward-looking* pour le scénario *baseline*, il y a des difficultés d'interprétation pour la LGD, notre estimation est devenue davantage sensible aux prévisions des économistes ou encore l'atténuation des impacts mineurs sur le portefeuille, même hors d'un contexte sous perfusion des états.





---

# Executive summary

The IFRS 9 regulation is a new issue for insurance companies, it only concerns the "asset" part of the balance sheet of institutions. Already applied by banks, they will have to implement it by January 1, 2023 to replace IAS 39. The main objective of this standard is to reinforce the solvency of institutions in the face of systemic risk, in response to the subprime crisis, which showed the limits of IAS 39. The classification of financial instruments, the operation and the metrics are different. The old standard imposed a provision when a default was proven. As for IFRS 9, the provisioning dynamic is based on the anticipation of the future cost of the risk. This anticipation is based on a system of staging and the forward-looking aspect. Consequently, the various metrics imposed by this new standard must be calculated by taking these aspects into account in the models. In the modeling, this translates into taking into account the economists forecast scenarios (characterizing of the forward-looking). The models must be able to provide an estimate of the Expected Credit Loss (ECL) used to depreciate assets that meet the Solely Payment of Principal and Interest (SPPI) test and be recognized at amortized cost or fair value. This metric is calculated from three terms: the probability of default (PD), the loss given default (LGD) and the exposed at default (EAD). The challenge of modeling lies in the first two parameters (PD and LGD).

## Modelling

This paper will be based on a portfolio of a French life insurer with a structural and issuer-intensity model for credit risk. At this stage, the parameters do not meet the criteria imposed by IFRS 9, it is necessary to condition its parameters to the economic scenarios to make them forward-looking. Consequently, we will have to introduce several variables that are essential for the conditioning. We have the variable  $\phi$  representing the systemic risk, calibrated on the economic scenarios, and designating the forward-looking character of the parameters. The variable RSQ corresponds to the sensitivity of the issuer to the systemic risk. As for  $\rho$  and  $\beta$ , they are correlation variables. We will use the following notations for the different functions:  $\mathcal{N}$  for the distribution function of a normal and reduced distribution,  $p(\cdot|z)$  for the density of a normal distribution knowing the variable  $z$  and  $L$  the inverse distribution function of a beta distribution.

---

The conditioning formulas for the macroeconomic scenarios are as follows (Figure 4):

$$\begin{cases} PD_{forward-looking}(\phi) = \mathcal{N}\left(\frac{\mathcal{N}^{-1}(PD) - \sqrt{RSQ}\beta^T \phi}{\sqrt{1 - RSQ\rho^2}}\right), \\ LGD_{forward-looking}(\phi) = \int_{-\infty}^{\infty} L(z, LGD_{reg}) \cdot p(z|\phi) dz, \end{cases}$$

**The objective of this thesis is to understand the problem raised during the health crisis by the aspect of forward-looking, and to propose a new methodology of calibration of the parameter  $\phi$  allowing to solve this problem.**

### Context and issues

For our portfolio, we can observe the issue on our ECL with and without the consideration of forward-looking to quantify the impact in the metric during the health crisis. All ECL amounts will be expressed in millions of €.

Date de Calcul	ECL sans forward-looking	ECL forward-looking
01/01/2020	31	35
20/03/2020	25	449
01/04/2020	25	414
01/07/2020	55	690
01/09/2020	47	34
31/12/2020	49	65

Figure 4: ECL during the COVID-19 crisis with/without forward-looking in millions of €

First, it is worth noting that it is the default probabilities that have generated this volatility, the LGD has remained very stable. We note that the forward-looking is the main source of this increase and that the crisis is occurring in several phases. In the first phase, we have a deterioration of the economic variables due to the containment measures: more unemployment, less GDP because the measures to stop the spread of the virus prevents household consumption, ... This deterioration has caused the ECL to explode by a factor of 12. The repercussions on companies are then observed on their results which mechanically increase their probability of default point in time (x2). This phenomenon explains the shift from 414 million to 690 million ECLs. A few months later, economists predict a rapid rise in macro variables, leading to an underestimation caused by the forward-looking before returning to a more stable level at the end of the year.

---

## Benchmark ECL

Knowing that the banks have already implemented the standard in their process, we are now interested in knowing how they have been impacted by the shock of the COVID-19 crisis through their annual results publication. We can see that all the institutions of the financial center have experienced an increase in their ECL from the first half of 2020 :

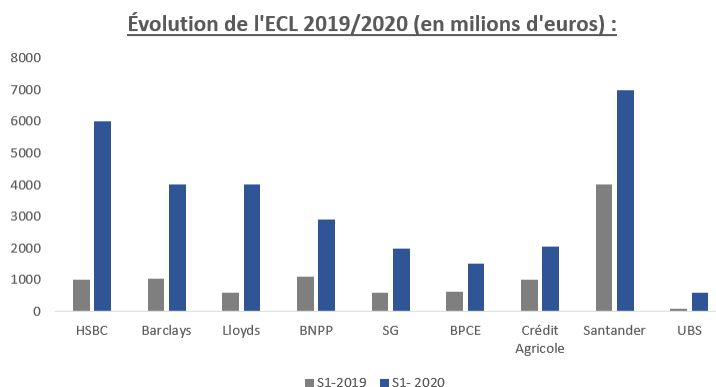


Figure 5: ECL Q1-2019 vs Q1-2020 for several banks

This strong variation is paradoxical since, despite the containment measures, the monthly report on business failures by the Banque de France shows that the default rate is historically low. This paradox is explained by the various government aids aimed at preventing these bankruptcies. This particular context, with the government intervening directly in the economy in order to reduce the impact of the crisis, has rendered the models obsolete.

In the absence of clear guidelines intended by the authorities. Banks have adopted different strategies to reduce their ECLs: changing weights, not moving to stage 2 systematically, different types of scenario smoothing aimed at reducing the impact of the short term period in the calibration aimed at reducing the volatility caused by the forward-looking aspect.

We have performed and compared various smoothing methods: moving average, catch-up function. Nevertheless, we have retained another calibration method called anchoring.

---

## Anchoring

This new calibration method assumes that the baseline scenario is a median scenario (50% quantile). The distribution of shocks to the macroeconomic variables will therefore be adjusted so that its mean corresponds to that of the central :

$$\phi_{MV}^{Sc,Anchored} = g(MV) = f(MV - MV^{Baseline} + f^{-1}(0)),$$

$$\phi_{MV^{Baseline}}^{Sc,Anchored} = 0,$$

The difference with the native method is the change of reference frame for shocks. Before the Anchoring, a zero shock was represented by a scenario of variation the historical median. Here, the objective is to avoid high intensity shocks during large short term variations as we experienced during COVID-19, therefore, the null shock will be the baseline scenario.

We can observe the behavior of the model with the new calibration during the health crisis :

Calculus date	ECL Anchrage	Loss Rate Anchrage	ECL	Loss Rate
31/05/2020	52	0.083%	38	0.06%
25/06/2020	50	0.079%	1 135	1.86%
25/08/2020	83	0.132%	24	0.04%
25/10/2020	82	0.130%	105	0.17%
23/01/2021	84	0.132%	53	0.09%
19/03/2021	60	0.099%	39	0.06%
30/06/2021	60	0.095%	46	0.07%
20/08/2021	48	0.076%	41	0.07%

Figure 6: ECL Anchoring vs Old methodology on insurance-life portfolio

The Loss Rate is defined as the ratio of total ECL to total outstanding risk.

Our ECL with anchoring is much less volatile, and remains consistent since a 68% increase is observed from the increase in PIT PDs. Moreover, in stable economic times, the new calibration method gives results very close to the old method. This effect is sought, because we wish to reduce the volatility of the model only in crisis periods, the old model remains valid for classical economic cycles. The results must therefore be appropriate in this type of context.

---

## Limitations & Conclusion

The issue of excessive volatility during the health crisis has highlighted the limitations of modeling. Institutions have opted for various strategies to adapt their models to the economic context under government support. In our situation, and under operational constraints, we applied the anchoring method which allowed us to maintain great stability during the crisis. However, this new method also has its limitations: we are moving closer to a non-forward-looking default probability for the baseline scenario, there are difficulties in interpreting LGD, our estimation has become more sensitive to economists' forecasts, and there is attenuation of minor impacts on the portfolio even outside of a government-supported context.



---

# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon tuteur de stage et d'alternance Quentin PHUNG, ingénieur financier chez CNP Assurances, pour le temps qu'il m'a accordé, de m'avoir encadré au cours des missions et supervisé mes travaux de mémoire avec enthousiasme et grande pédagogie. Son partage d'expérience m'a permis de mener à bien ce mémoire mais aussi d'enrichir mes connaissances sur divers sujets. Il m'a fait découvrir le risque de crédit, m'a appris à déceler les forces et faiblesses des modèles, ainsi qu'à les remettre en question. Son implication sur le sujet m'a éclairé et renforcé mon intérêt pour ce milieu. Je le remercie pour sa disponibilité et sa patience, pour toute la confiance qu'il m'a accordée tout au long de mon apprentissage. Il a été d'un grand soutien dans l'élaboration de ce mémoire.

Je remercie Mohammed ABDELMOUMNI, responsable du service "Études, Modélisation et Tenue de Positions des Instruments Financiers", de m'avoir permis de réaliser mon stage et alternance au sein de CNP Assurances et de ses précieux conseils.

J'adresse également mes remerciements à mon tuteur académique Pierre-Olivier GOFFARD enseignant-chercheur à l'ISFA pour ses conseils et suivi du mémoire.

Je tiens à remercier tous les membres et anciens membres de l'équipe des dérivés et structurés : Kamal LAHBIB, Harindray RAMAMONJIARIMAHEFA, Gaspard NOGIER, Anas BOUZALMAT, Ismael BNINOU, Khadija ONACEUR, Antoine JACQUET.

Je tiens aussi à remercier les équipes de Moody's Analytics avec lesquelles nous avons pu échanger autour de problématiques techniques et opérationnelles qui m'ont été d'une grande aide pour la réalisation de ce mémoire.





# Sommaire

Sommaire

## Contents

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>22</b>
<b>2</b>	<b>IFRS 9 - Instruments financiers</b>	<b>25</b>
2.1	Classification des instruments financiers . . . . .	25
2.1.1	Business Model . . . . .	25
2.1.2	Le test SPPI . . . . .	25
2.1.3	Comptabilité . . . . .	26
2.1.4	<i>Staging</i> . . . . .	28
2.2	Dépréciation des instruments financiers . . . . .	28
2.2.1	<i>Expected Credit Loss</i> . . . . .	28
<b>3</b>	<b>Fondements théoriques</b>	<b>31</b>
3.1	Modèles Structurels . . . . .	31
3.1.1	Modèle de Merton . . . . .	31
3.1.2	Modèle K.M.V . . . . .	34
3.2	Modèles à intensité . . . . .	37
3.2.1	Modèle de Cox . . . . .	37
3.3	<i>Credit Default Swap</i> (CDS) . . . . .	38
3.3.1	<i>Pricing</i> du CDS . . . . .	39
3.3.2	Un outil d'évaluation du risque de crédit : Probabilité implicite . . . . .	40
3.3.3	Comparaison 1- <i>Year CDS implied</i> vs EDF . . . . .	40
3.4	Corrélations dans les modèles structurels . . . . .	42
3.4.1	Modèle à facteurs Gaussiens . . . . .	42
3.4.2	<i>Loss Given Default</i> . . . . .	43
<b>4</b>	<b>Méthodologie retenue dans notre étude</b>	<b>44</b>
4.1	Modèle de calcul <i>Point in Time</i> . . . . .	44
4.2	Modèle <i>Forward-Looking</i> . . . . .	46
4.2.1	Calibration des chocs macro-économiques . . . . .	48
4.3	Présentation de la structure du portefeuille . . . . .	52
4.4	Stress-tests & Sensibilités de la méthodologie retenue . . . . .	54
4.4.1	Introduction . . . . .	54
4.4.2	Stress-Test : dégradation de plusieurs <i>notches</i> . . . . .	54
4.4.3	Sensibilités : variables macro-économiques . . . . .	57
4.4.4	Prédictions & Résultats durant la crise sanitaire . . . . .	59
<b>5</b>	<b>Calcul de l'<i>Expected Credit Loss</i> dans un contexte macroéconomique extrême</b>	<b>61</b>
5.1	Le calcul de l' <i>Expected Credit Loss</i> à la lumière de la crise COVID-19 . . . . .	61
5.1.1	Les scénarios . . . . .	61
5.1.2	Impact COVID-19 . . . . .	63
5.1.3	Résultat post-COVID-19 . . . . .	69
5.1.4	Cas sur quelques Banques . . . . .	70

## CONTENTS

---

5.2	Conclusion . . . . .	72
5.3	Comparaison avec d'autres crises . . . . .	73
5.4	Différentes propositions d'amélioration de la méthodologie actuelle	78
	5.4.1 Introduction . . . . .	78
	5.4.2 Lissages des scénarios . . . . .	78
5.5	Nouvelle Méthodologie : <i>Anchoring</i> . . . . .	84
	5.5.1 Formalisme mathématique . . . . .	84
	5.5.2 Interprétation théoriques & pratiques . . . . .	85
	5.5.3 Comparaison avec la crise Ukrainienne . . . . .	89
	5.5.4 Limites de la modélisation . . . . .	90
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>92</b>
<b>7</b>	<b>Bibliographie</b>	<b>94</b>
<b>8</b>	<b>Annexes</b>	<b>95</b>

## Liste des figures

1	ECL durant la crise COVID-19 avec/sans <i>forward-looking</i> en millions d'€ . . . . .	4
2	ECL Q1-2019 vs Q1-2020 pour diverses banques . . . . .	5
3	ECL Anchoring vs Natif sur le portefeuille d'un assureur-vie . . . . .	6
4	ECL during the COVID-19 crisis with/without forward-looking in millions of € . . . . .	10
5	ECL Q1-2019 vs Q1-2020 for several banks . . . . .	11
6	ECL Anchoring vs Old methodology on insurance-life portofolio . . . . .	12
7	Classification des notations par agence . . . . .	23
8	Périmètre IFRS 9 . . . . .	27
9	Valorisation de l'actif sous IFRS 9 . . . . .	27
10	L'aspect forward-looking d'IFRS 9 . . . . .	30
11	Structure du capital simplifié . . . . .	31
12	Mapping DD - EDF . . . . .	36
13	Encours des CDS (en Milliard de \$) entre 2004 à 2021 . . . . .	38
14	EDF vs EDF <i>implied</i> to CDS . . . . .	41
15	Densité empirique des log-rendements . . . . .	49
16	Densité d'une $\mathcal{N}(0, 1)$ . . . . .	49
17	Quantiles Empiriques en fonction des quantiles d'une $\mathcal{N}(0, 1)$ . . . . .	50
18	Mapping entre les log-rendements et les chocs . . . . .	50
19	Variables macro-économiques utilisées dans le calcul de l'ECL . . . . .	51
20	Composition par secteur . . . . .	52
21	Composition par notation . . . . .	53
22	Composition par maturité . . . . .	53
23	Passage des <i>ratings</i> selon le <i>downgrade</i> . . . . .	55
24	ECL par dégradation du <i>rating</i> . . . . .	56
25	Focus sur les stages . . . . .	56
26	Scénario choqué vs non choqué . . . . .	57
27	Choc négatif : signe par variables . . . . .	57
28	Résultats des Sensibilités . . . . .	58
29	Interpolation linéaire sur la variable France GDP . . . . .	58
30	ECL durant la crise COVID-19 avec/sans <i>forward-looking</i> en € . . . . .	59
31	Pondération des différents scénarios par banques . . . . .	62
32	Scénario S3 Q2 2019 vs <i>Baseline</i> Q2 2020 . . . . .	63
33	Scénario S3 Q2 2019 vs <i>Baseline</i> Q2 2020 . . . . .	64
34	Variation de l'ECL (en %) 2019 vs 2020 . . . . .	64
35	ECL Q1-2019 vs Q1-2020 pour diverses banques . . . . .	65
36	PIB Trimestriel de la France . . . . .	66
37	Probabilité de défaut <i>forward-looking</i> en fonction des quantiles . . . . .	67
38	Probabilités de défauts <i>Point in Time</i> . . . . .	68
39	Probabilités de défauts implicite des CDS pour quelques souverains . . . . .	68
40	Q4-2020 vs Q4-2021 pour diverses banques . . . . .	69
41	Scénario Baseline d'HSBC Q4 2019 vs Q4 2020 . . . . .	71
42	Historique de l'indicateur CAC40 et ses crises . . . . .	73
43	ECL du portefeuille durant les précédentes crises . . . . .	74
44	Expected Credit Loss selon l'état de l'économie . . . . .	75
45	Probabilité de défaut pour certains émetteurs <i>Corporates</i> . . . . .	76
46	Probabilité de défaut pour certains émetteurs <i>Financials</i> . . . . .	77

## LISTE DES FIGURES

---

47	Probabilité de défaut pour certains émetteurs <i>Sovereigns</i> . . . . .	77
48	Log-rendements du PIB de la France depuis 1949 . . . . .	78
49	Scénario du PIB Français lissé par moyennes mobiles . . . . .	81
50	Scénario S1, S2 et <i>Baseline</i> du taux de chômage . . . . .	84
51	Représentation 3D de la probabilité de défaut . . . . .	85
52	Probabilité de défaut <i>forward-looking anchored</i> en fonction de la probabilité de défaut <i>Point in Time</i> . . . . .	86
53	Probabilité <i>forward-looking</i> avec chocs . . . . .	86
54	ECL Anchoring vs Natif sur le portefeuille d'un assureur-vie . . . .	87
55	Illustration sur quelques émetteurs dans une économie très stressée	88
56	Illustration sur quelques émetteurs . . . . .	88
57	Illustration sur quelques émetteurs . . . . .	89
58	Seuil : Probabilité de défaut & <i>Rating</i> . . . . .	98

Liste des figures



## 1 Introduction

Le risque de crédit est le risque de non-respect des obligations de paiement d'un débiteur envers son créancier, entraînant une perte financière pour ce dernier. Nous disons qu'il y a défaut lorsque l'emprunteur n'honore plus ses engagements, c'est-à-dire qu'il ne paie plus les intérêts ou ne peut pas rembourser son prêt. L'émetteur ne peut plus faire face à ses engagements, s'il s'agit d'une entreprise, elle sera déclarée en faillite. Du point de vue du créancier, il récupérera un pourcentage du capital prêté, appelé taux de recouvrement (*recovery rate*). Cependant, lorsqu'une entreprise fait défaut, il y a des ayants droit prioritaires sur le capital comme l'État et les salariés. Cela a pour conséquence de réduire le taux de recouvrement des investisseurs qui détiennent des obligations sur l'entreprise en faillite. Néanmoins, il existe des obligations qui garantissent le remboursement d'une partie du capital en cas de défaut. Il y a deux catégories de dette en matière de priorité sur le capital : la dette senior, dont les créanciers sont prioritaires par rapport à ceux qui détiennent l'autre catégorie, la dette subordonnée (junior). Nous caractérisons cette priorité par la "séniorité" de l'obligation. Les obligations avec une séniorité élevée bénéficieront d'une meilleure liquidité et d'un prix plus élevé dû à la diminution du risque de crédit.

Dans le cadre d'entreprises, nous pouvons distinguer deux types de risque sous-jacents au risque de crédit : le risque idiosyncratique et le risque systémique. Le premier risque est le risque intrinsèque à l'entreprise (mauvaise gestion, sanctions pénales ...), c'est-à-dire qu'il est indépendant des événements qui influent sur l'ensemble des émetteurs et s'oppose au risque systémique. Le risque systémique est un risque de propagation à l'échelle de l'économie tout entière qui par effet domino peut entraîner un effondrement du système financier mondial (crise financière, guerre, pandémie ...).

Les crises financières ont entraîné des changements majeurs dans la prise en compte du risque de crédit. Elles ont démontré aux acteurs du marché que même les obligations souveraines ne sont pas sans risque. Par conséquent, chaque émetteur de titres de dette étant susceptible de faire défaut pendant la période de vie de la créance, il convient pour les investisseurs de se procurer des indicateurs leur permettant d'évaluer le risque auquel ils sont exposés. Le risque de crédit n'a jamais été autant surveillé que maintenant : une protection contre ce risque ainsi que sa quantification sont devenues nécessaires afin de couvrir les potentielles pertes qui lui seraient liées. La quantification du risque de crédit a pour article fondateur l'approche de Robert C. Merton (1974) au travers du "modèle de Merton" qui est devenu un incontournable à la modélisation de ce risque. Il a engendré une grande littérature de modèles et a été repris par Moody's K.M.V. Les extensions du modèle de Merton sont encore très utilisées de nos jours pour la valorisation de la dette risquée, pour modéliser le *spread* de crédit, évaluer la probabilité de défaut d'un émetteur... Nous introduirons les fondements des modèles structurels sans apporter de démonstrations aux résultats avant d'étudier l'approche à intensité grâce au chapitre 4 de la thèse de David KURTZ Thomas B. PIGNARD [2] et aux papiers d'experts Moody's sur le sujet [3]. Pour une étude plus approfondie des modèles structurels, le lecteur pourra commencer par se référer à l'article fondateur de Merton [9] [1974].

Les modèles issus de l'approche de Robert C. Merton se basent essentiellement sur les bilans de résultats des émetteurs, l'ensemble de ses modèles est qualifié de "modèle structurel". Ce type de modélisation n'est pas adapté à tous les types d'émetteurs puisque certains d'entre eux ne présentent pas de structure bilancielle, ou n'est pas connue. Dans cette situation, il existe une approche de modélisation appelée "modèle à intensité" reposant sur la modélisation probabiliste des temps de défauts. Nous tenons à préciser que les modèles de matrices à changement de *rating* ne seront pas abordés.

Dans l'évaluation du risque de crédit, un indicateur très utilisé est la notation. Il s'agit du rôle des agences de notation d'attribuer ces indicateurs appelés *rating* aux émetteurs pour indiquer sa qualité de crédit. Les notes attribuées vont du Aaa - Baa3 pour les émetteurs de bonne qualité dit *Investment Grade* à Ba1 - C pour les émetteurs très spéculatifs dit *High Yield* (en *rating* Moody's) comme nous pouvons le voir dans le tableau 7 ci-dessous:

Qualité \ Agence	Moody's	S&P	Fitch
Investment Grade	Aaa	AAA	AAA
	Aa1	AA+	AA+
	Aa2	AA	AA
	Aa3	AA-	AA-
	A1	A+	A+
	A2	A	A
	A3	A-	A-
	Baa1	BBB+	BBB+
	Baa2	BBB	BBB
Baa3	BBB-	BBB-	
High Yield	Ba1	BB+	BB+
	Ba2	BB	BB
	Ba3	BB-	BB-
	B1	B+	B+
	B2	B	B
	B3	B-	B-
	Caaa	CCC+	CCC
	Ca	CCC	CCC
	C	CCC-	CCC
		D	D

Figure 7: Classification des notations par agence

Cependant, les *ratings* comportent des limites, et d'autres caractéristiques associées à l'émetteur (comme le secteur d'activité ou la zone géographique par exemple) sont nécessaires dans l'appréciation de la qualité de crédit pour obtenir une mesure plus fine du risque. De nombreuses réglementations ont émergé suite à ces crises afin de se prémunir face à ces situations et d'éviter un effondrement de l'économie en cas de crise. Elles imposent le calcul d'autres indicateurs que le *rating*. L'un des principaux enjeux pour la quantification du risque de crédit repose sur le choix de la modélisation. Il existe une grande variété de modèles avec des hypothèses et des points de vues différents qui ne se calibrent pas sur



les mêmes types données. C'est le cas de la réglementation IFRS 9 qui impose une modélisation particulière dont nous étudierons un de ces aspects en détail dans ce mémoire.

La norme IFRS 9 est une réponse de l'IASB (International Accounting Standards Board) à la crise des *subprimes* de 2008 pour faire face aux limites d'IAS39. En effet, IAS 39 a été vivement critiquée suite à cette crise financière concernant la reconnaissance trop tardive des pertes ainsi que sa complexité. IFRS 9 vise à rendre plus lisible la classification des instruments financiers, à limiter les arbitrages opportunistes entre classes d'actifs et mettre en adéquation l'évolution du risque de crédit avec la dynamique de provisionnement. Elle permet aussi implicitement grâce à la dépréciation des instruments financiers d'immobiliser du capital en fonction du risque de crédit du portefeuille et donc limite la prise de risque.

La principale difficulté en matière de modélisation imposée par les consignes d'IFRS 9 de prendre en compte le risque systémique à travers divers indicateurs économiques. Cette difficulté est renforcée par une littérature peu développée sur les modèles en risque de crédit avec une interaction entre la partie macro-économique et les facteurs de crédit. Nous présenterons cette norme pour en comprendre le fonctionnement et les enjeux, par la suite nous détaillerons la modélisation en adéquation avec la norme qui se traduit par un conditionnement des paramètres calculés par les méthodes citées précédemment grâce à divers articles, dont ceux de chez Moody's Analytics [10]. L'application de la réglementation passe d'abord par une classification de l'instrument financier puis sa dépréciation. Les banques sont déjà soumises à IFRS 9, cependant, celle-ci est repoussée en 2023 pour les compagnies d'assurances pour être implémenté conjointement avec IFRS 17. Par conséquent, les assureurs peuvent s'imprégner de l'expérience des banques pour le choix et la mise en place de leur modélisation. Ce retour d'expérience est une source d'information enrichissante, puisqu'il est montré que durant la crise du COVID-19, les modèles en adéquation avec la norme IFRS 9 ont donnés des résultats très volatiles, qui n'ont pas su représenter le réel risque de crédit. Cette problématique n'a pas été anticipée par les autorités et étant de caractère inédit, il n'y a pas encore d'articles proposant des solutions pour rectifier les modèles ou les rendre plus robustes à ce type de situations.

L'objet des travaux réalisés est donc de proposer une solution adaptée à notre modélisation qui puisse satisfaire les attentes de la réglementation et corriger les sauts de volatilité en période macro-économique extrême.

## 2 IFRS 9 - Instruments financiers

Nous allons dans cette section expliquer les différents aspects de la réglementation IFRS 9 afin de mieux cerner les enjeux de modélisation. L'ensemble de cette section prend pour source principale la documentation de l'IASB sur IFRS 9 de la référence [6].

### 2.1 Classification des instruments financiers

La première tâche à effectuer afin de respecter la norme est de classer le nouvel actif acheté par la banque ou la compagnie d'assurance. Il est important de classer l'instrument car tous ne sont pas soumis à la dépréciation.

#### 2.1.1 Business Model

La norme classe les instruments financiers via la notion de *business model*. Le business model correspond à la manière dont la compagnie gère ses actifs financiers pour générer ses flux de trésorerie. IFRS 9 distingue trois types de modèle économique.

- Collecte des flux contractuels (*Held to collect*) : actifs gérés afin de percevoir des flux de trésorerie contractuels
- Collecte des flux contractuels et revente (*Held to collect and Sell*) : actifs gérés afin de percevoir les flux de trésorerie contractuels et de vendre
- *Trading* : actifs gérés à des fins de transaction ou autre modèle de gestion

Selon l'intention de gestion du titre, il ne sera pas classifié de la même manière et par conséquent, la méthode comptable utilisée sera aussi différente. Par la suite, nous nous intéresserons uniquement aux instruments dont le *business model* n'est pas à des fins de *trading*.

#### 2.1.2 Le test SPPI

Les actifs assujettis à la norme IFRS 9 sont les actifs vérifiant le test *Solely Payment of Principal and Interest* (SPPI). Ce test est à réaliser une seule fois lors de l'achat de l'instrument.

Le test consiste en une analyse des flux contractuels. L'actif est considéré comme SPPI si ses flux ne sont pas structurés, c'est-à-dire qu'il n'y a que le paiement des intérêts et du principal, sans qu'il n'y est de *mismatch* de la fréquence où de la devise de paiement. Il y a *mismatch* fréquence quand la fréquence de *fixing* du taux d'intérêt diffère de la fréquence de paiement du coupon. Par exemple, si le taux de référence est un taux *swap* long terme ou un taux obligataire (CMS10Y, TEC10, etc.), il y a *mismatch* fréquence. Il y a *mismatch* devise quand la devise d'émission diffère de la devise de calcul des flux de trésorerie (émission en euro et calcul des coupons sur la base d'un indice USD Libor). Les risques, flux, périodicités et échéances sont donc connus

et fixes. Il s'agit de produits de dettes, prêts, créances avec une structure simple.

Voici quelques exemples d'actifs SPPI et non SPPI :

- SPPI : Obligation taux fixe 2%, Obligation payant un taux variable de EURIBOR 6M +0,5% semestriellement.
- non SPPI : Obligation convertible, *autocall* indexé sur CAC.

Il existe des instruments financiers plus complexes pour lesquels le résultat du test SPPI n'est pas immédiat à déterminer. Dans le cas de ces produits, il est nécessaire de pousser l'analyse grâce à divers critères qui permettent de réfuter le test SPPI ou pas pour chaque type d'instruments. Par exemple, pour les structurés de change : dans le cas où le taux de conversion de la devise de paiement des *cash flows* a été prédéterminé dans la *termsheet*, le produit contient ainsi un risque de change et est considéré comme ne répondant pas aux critères SPPI. Un structuré avec possibilité de remboursement anticipé ou encore dans le cas d'un structuré sous condition de *rating* mais avec un coupon qui n'évolue pas dans le même sens que le *rating* de l'émetteur ne seront pas considérés SPPI.

### 2.1.3 Comptabilité

Une fois le test SPPI réalisé, il reste à déterminer la méthode de comptabilisation. En effet, cela est nécessaire car la condition SPPI seule ne permet pas une dépréciation de l'actif. Il est nécessaire que la méthode de comptabilisation soit du type "Coût Amorti" ou "Juste-Valeur" pour la dépréciation.

- Coût Amorti : la méthode consiste à réduire le prix à l'achat par une diminution progressive appelée l'amortissement reçu au fil du temps. Cette méthode ne prend pas en compte le prix du marché régi par l'offre et la demande, connu sous le nom de *mark-to-market*.
- Juste-Valeur : la méthode consiste à comptabiliser l'instrument à son prix de marché '*Mark-to-Market*'.
- Juste-Valeur par OCI : les plus ou moins values latentes sont inscrites directement dans les capitaux propres et seront transformées en résultat lors de la revente.

## Résumé de la classification

Instruments financiers	Champ d'application IFRS 9 Classification	Champ d'application IFRS 9 Dépréciation
Instruments de capitaux propres détenus	✓	
Dérivés	✓	
Instruments de dette détenus (Prêts, titres, OPCVM, etc ...) à l'Actif	✓	✓ Si au Coût amorti ou JV OCI
Engagements de financement Engagements de garantie	✓	✓
Créances clients et dettes fournisseurs	✓ Avec une composante financement	✓

Figure 8: Périmètre IFRS 9

Le tableau 9 résumant les différentes possibilités de classification des actifs est le suivant :

		Business Model		
		Hold To Collect	Hold To Collect and Sell	Trading
Dettes, créances, prêts	Non SPPI	JV P&L	JV P&L	JV P&L
	SPPI	Coût Amorti (option JV P&L)	JV par OCI recyclable (option JV P&L)	JV P&L
Autres	Actions	JV P&L ou JV par OCI non recyclable	JV P&L ou JV par OCI non recyclable	JV P&L ou JV par OCI non recyclable
	OPCVM	JV P&L	JV P&L	JV P&L
	Dérivés	JV P&L	JV P&L	JV P&L

Figure 9: Valorisation de l'actif sous IFRS 9

#### 2.1.4 *Staging*

La norme impose de placer dans 3 "Buckets", ou "Stages", les instruments financiers achetés et soumis au périmètre IFRS 9.

Les actifs sont initialement placés dans le stage 1. L'instrument est déplacé en stage 2 en cas de dégradation du risque de crédit, défini par des seuils propres à chaque compagnie. En cas de défaut de paiement ou de faillite, il sera placé dans le stage 3. La provision sera calculée différemment selon le *stage* dans lequel il est placé. Les pertes attendues seront calculées sur horizon 1 an pour le *stage 1* alors que pour le *stage 2 & 3* l'horizon est la maturité du titre. L'intérêt est la prise en compte de l'augmentation du risque de crédit et d'anticiper les pertes probables dans la provision.

## 2.2 Dépréciation des instruments financiers

Une fois la classification effectuée, il faut calculer la provision IFRS 9 en respectant les caractéristiques de calcul imposées par la norme.

### 2.2.1 *Expected Credit Loss*

La provision IFRS 9 est appelée *Expected Credit loss* (ECL). Il s'agit d'une provision de perte attendue sur les instruments financiers SPPI de comptabilisation ACOST ou FOCIR. Elle se calcule à partir de trois termes : la *Probability of Default* (PD), la *Loss Given Default* (LGD) et l'*Exposed At Default* (EAD).

$$ECL = PD \cdot LGD \cdot EAD$$

- **L'EAD (*Exposure at Default*)** : c'est l'exposition (en €) de la compagnie à la contrepartie dans le cas où elle ferait défaut. Il s'agit de la somme des intérêts et du nominal actualisés au taux de rendement actuariel à l'achat.
- **La LGD (*Loss Given Default*)** : dans le cas où la contrepartie ferait défaut, la compagnie aura généralement la possibilité de récupérer une partie de la somme prêtée (vente des immeubles, paiements différés des clients à la contrepartie...). La LGD représente le pourcentage de l'exposition qu'il ne sera pas possible de recouvrer en cas de défaut. Une LGD de 20% signifie qu'il est attendu que 80% des sommes dues par la contrepartie soient recouvrées après son défaut.
- **La PD (*Probability of Default*)** : c'est la probabilité estimée par la banque ou la compagnie d'assurance que la contrepartie fasse défaut dans un intervalle de temps. Une PD 1 an de 1% signifie que la compagnie d'assurance suppose que la contrepartie a 1% de chances de faire défaut dans l'année qui vient.

De manière plus fine, l'ECL est calculée à chaque date de flux sur l'actif, afin de prendre en compte la dégressivité de l'EAD. Ensuite, afin d'obtenir l'ECL totale sur le titre, nous sommions l'ensemble de ces pertes attendues selon la période souhaitée (12 mois ou maturité). La perte attendue est calculée pour chaque flux à partir des probabilités de défaut cumulées, nous actualisons ensuite ces valeurs et nous les sommions pour obtenir l'ECL total. Dans le cas d'une ECL à 1 an, pour tous les flux qui tombent après la première année, la probabilité de défaut à appliquer est celle à 1 an.

$$ECL = \sum_{i=1}^m ECL_i = \sum_{i=1}^m EAD(t_i) \cdot MPD(t_i) \cdot LGD$$

Avec le paramètre  $MPD(t_i) = PD(t_i) - PD(t_{i-1})$  qui représente la probabilité marginale correspondant à la probabilité de faire défaut entre deux ténors ( $t_i$ ) successifs (égale à la différence des probabilités cumulées). En ce qui concerne  $EAD(t_i) = CF_i \cdot df(0, t_i)$  où  $df(0, t_i)$  est le *discount factor* et  $CF_i$  représente le *cash-flow* perçu par l'actif à l'instant  $t_i$  (caractérisant le ténor).

A noter qu'une autre méthode est possible : calculer la perte attendue pour chaque flux à partir des probabilités de défaut cumulées et sommer les valeurs actualisées. Dans le cas d'une ECL à 1 an, pour tous les flux qui tombent après la première année, la probabilité de défaut à appliquer est celle à 1 an. Les deux méthodes énoncées précédemment donnent exactement le même résultat (voir annexe E).

L'enjeu du calcul de l'*Expected Credit Loss* réside dans la modélisation du risque de crédit pour le calcul de la PD et la LGD. En ce qui concerne l'EAD, il se récupère grâce aux différentes caractéristiques de l'actif (nominal, coupon, prix d'achat, maturité) présentes dans le portefeuille assujetti à IFRS 9.

Il existe plusieurs types de probabilités de défaut, mais nous nous concentrons sur celle imposée par la norme pour le calcul de la provision :

- *PD Point in Time (PIT)* : reflète le risque de crédit d'un émetteur à un instant donné, dans un contexte macro-économique particulier. Il s'agit par exemple de la probabilité de défaut d'une entreprise américaine à un instant  $t$ .

Cette probabilité n'est pas à confondre avec la *PD Through The Cycle (TTC)* qui reflète l'évolution du risque de crédit d'un émetteur sur le long terme. Les changements transitoires à court terme du risque de crédit qui sont susceptibles de s'inverser avec le temps sont lissés. La PD TTC est obtenue en moyennant l'historique des PD PIT obtenues tout au long d'un cycle économique. Généralement, nous effectuons une moyenne sur les probabilités de défaut pour un rating donné sur un historique de 10 ans. Il s'agit par exemple de la probabilité de défaut des entreprises américaines sur les dix dernières années. La PD TTC est utilisée dans les modèles bâlois. Elle n'est pas utilisée dans le cadre

d'IFRS 9 et nous ne traiterons pas de cette probabilité dans ce mémoire.

IFRS 9 requiert l'utilisation d'une *Probability of Default Point in Time* futur pour le calcul de l'ECL, car elle incorpore les spécificités de la période actuelle (augmentation du taux de chômage, baisse du PIB ...) qui influencent la probabilité de défaut. Cependant, la *Probability of Default Point in Time* futur n'est pas connue, car les défauts n'ont pas encore été observés : une *Probability of Default Point in Time "forward-Looking"* est donc nécessaire. Celle-ci prend en compte les scénarios macro-économiques prévus par les économistes. Mathématiquement, cela signifie que la probabilité de défaut *Point in time* sera conditionnée aux scénarios prévisionnels.

### L'aspect *Forward-Looking*

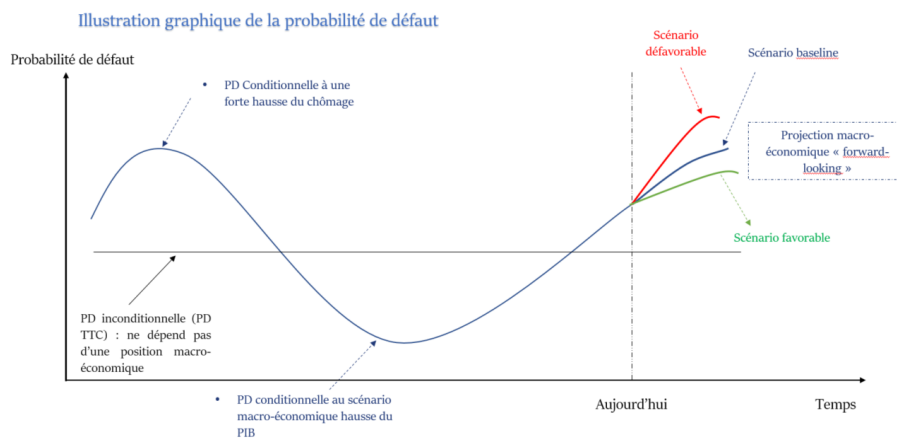


Figure 10: L'aspect forward-looking d'IFRS 9

L'aspect *forward-Looking* des paramètres c'est l'anticipation du coût futur du risque. En d'autres termes, c'est la prise en compte des données macro-économiques prévisionnelles à la hausse comme à la baisse et en général à horizon sur 3 ans maximum. La réglementation IFRS 9 préconise l'utilisation a minima de 2 scénarios. Généralement, les institutions financières font le choix d'un scénario *Baseline* (projection macro-économique la plus probable ou vraisemblable), d'un scénario optimiste (*upside*) et d'un scénario pessimiste (*downside*). Les variables macro-économiques utilisées sont choisies manuellement en *input* du modèle de manière cohérente avec l'émetteur (par rapport à son pays, secteur, ...). Nous obtiendrons un montant d'ECL pour chaque scénario, la provision finale correspond à une moyenne pondérée sur l'ensemble de ces ECL. Il n'y a pas de critères définis sur le choix des pondérations. Les institutions sont libres de choisir mais elles doivent être en mesure de justifier leurs choix.

### 3 Fondements théoriques

Nous allons voir dans cette section l'état de l'art en matière de modélisation de risque de crédit. Nous distinguons deux types de modèles : les modèles structurels et les modèles à intensité. Nous allons présenter quelques-uns de ces modèles qui nous seront utiles dans notre modélisation retenue.

#### 3.1 Modèles Structurels

**Définition 1** *Un modèle structurel est un modèle de risque de crédit qui considère qu'une entreprise fait défaut lorsque la valeur de ses actifs ne permet plus le remboursement de sa dette. Cette approche s'intéresse à la structure de l'actif et du passif de l'entreprise.*

##### 3.1.1 Modèle de Merton

###### Hypothèses

Le modèle de Merton suppose que le capital de l'entreprise a été structuré en deux parties : une partie action, et une partie dette sous la forme d'un Zéro-Coupon de nominal  $B$  et de maturité  $T$ .

Le bilan simplifié est représenté comme tel :

Actif	Passif
Valeur de la firme ( $V$ )	Capitaux propres ( $S$ )
	Dette ( $D$ )

Figure 11: Structure du capital simplifié

On note  $S_t, D_t$  respectivement la valeur en  $t$  de la partie action et de la dette.

On a donc  $V_t = S_t + D_t$  qui correspond à la valeur totale des actifs de la firme qui suit un mouvement brownien géométrique de *drift*  $\mu$  et de volatilité  $\sigma$  :

$$\frac{dV_t}{V_t} = \mu dt + \sigma dW_t,$$

Le défaut intervient seulement lorsque l'évènement ( $V_T < B$ ) est réalisé. C'est à dire que s'il existe un  $t < T, (V_t < B)$  mais que ( $V_T > B$ ), il n'y aura pas défaut. À l'échéance, nous pouvons distinguer deux cas possibles :



- Il y a défaut en  $T$  : les actionnaires ne reçoivent rien et les créanciers reçoivent  $V_T$ .
- Il n'y a pas défaut en  $T$  : les créanciers récupèrent  $B$  et les actionnaires  $V_T - B$ .

Du point de vue des créanciers, le flux qu'il perçoivent en  $T$  est  $D_T = \min(V_T, B) = B - (B - V_T)^+$ .

### Évaluation de la dette risquée

Nous nous plaçons désormais dans le cadre de la théorie des options pour évaluer la valeur de la dette risquée. En supposant implicitement que la valeur de la firme (actifs) est un titre négociable sur le marché ou répliquable par des titres négociables. La valorisation passe par la probabilité risque-neutre noté  $\mathbb{Q}$  (Absence d'Opportunité d'Arbitrage), nous supposons un taux d'intérêt court constant noté  $r$ .

$$D_t = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[e^{-r(T-t)} \min(V_T, B) | V_t],$$

Cette équation peut donc se reformuler :

$$D_t = Be^{-r(T-t)} - Put(t, V_t, B, T),$$

En conséquence, la valeur de la dette apparaît comme celle d'un zéro-coupon au taux sans risque de nominal  $B$  auquel nous retranchons un *put* (appelé *put-to-default*) sur la valeur de la firme  $V_t$  de *strike*  $B$  et de maturité  $T$ . La valeur des actions apparaît, quant à elle, comme celle d'un *call* sur la valeur de la firme de *strike*  $B$  et de maturité  $T$ . Nous pouvons utiliser la formule fermée de Black & Scholes comme dans le livre de N.El Karoui et E.Gobet (2011) [4] pour exprimer le prix du *Put* et arriver à la formule explicite suivante :

$$D_t = V_t \mathcal{N}(-d_1) - e^{-r(T-t)} B \mathcal{N}(d_2),$$

Avec les paramètres suivants :

- $\mathcal{N}$  est la fonction de répartition d'une loi normale centrée réduite :  $\mathcal{N}(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ ,
- $d_1 = \frac{1}{\sigma\sqrt{T-t}} [\ln(\frac{V_t}{B}) + (r + \frac{\sigma^2}{2})(T-t)]$ ,
- $d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T-t}$ .

De la même manière,  $S_t$  sera vue comme un *Call* Européen de sous-jacent  $V$  et de *strike*  $B$ .

### Probabilité de Défaut et *Loss Given Default*

Dans le cadre du calcul de l'*Expected Credit Loss*, c'est la probabilité de défaut et le *loss given default* qui nous intéressent. Cela revient donc à calculer ces termes :  $\mathbb{P}(V_T < B)$  et  $\omega_t = 1 - \delta_t$ .

Après résolution de l'équation différentielle stochastique :

$$V_T = V_t e^{(r - \frac{\sigma^2}{2})(T-t) + \sigma W_{T-t}},$$

Ce qui nous permet d'établir la formule de la probabilité de défaut de la firme selon Merton :

$$\mathbb{P}(V_T < B | V_t) = \mathcal{N}(-d_2),$$

Le *loss given default* est le taux de perte en cas de défaut, cela se traduit mathématiquement par :

$$\omega_t = \frac{\mathbb{E}[(B - V_T)^+ | V_T < B, V_t]}{B} = \frac{\mathbb{E}[(B - V_T)^+ 1_{V_T < B} | V_t]}{B \mathbb{P}(V_T < B | V_t)},$$

Par application des formules issues de Merton du livre de N.El Karoui & E.Gobet [4]:

$$\omega_t = 1 - \frac{V_t \mathcal{N}(-d_1)}{B e^{-r(T-t)} \mathcal{N}(-d_2)},$$

### Critiques du Modèle

Le modèle de Merton est critiquable sur de nombreux points que nous pouvons lister ci-dessous :

1. Le défaut ne peut avoir lieu uniquement à échéance.
2. L'impact de la procédure de liquidation dans le *Loss Given Default* n'est pas prise en compte. Il y a en réalité des niveaux de séniorité.
3. Le taux d'intérêt est supposé constant.
4. Les *spreads* implicites à maturité courte peuvent s'annuler (ce qui est contraire aux observations empiriques)

### Extensions du Modèle

Il existe de nombreuses extensions du modèle de Merton qui tentent de résoudre les différents points cités ci-dessus.

Nous pouvons citer le modèle de Black-Cox qui considère le défaut au premier instant de passage d'une barrière  $\tau = \inf\{t|V_t \leq B_t\}$  pour résoudre le point 1/. JP Morgan dans *CreditGrades* a eu l'approche de remplacer la barrière de défaut connu par une barrière aléatoire log-normale afin d'éviter de prévoir le défaut. Nous pouvons aussi citer le modèle de Longstaff & Schwartz qui intègre des taux stochastiques et résout donc la critique 3/. Il existe aussi des extensions qui changent la dynamique de  $(V_t)_{t>0}$  comme le modèle de Merton *Jump* qui intègre des sauts dans la diffusion.

Cependant, malgré les extensions du modèle de Merton, nous ne pouvons pas observer en continu la valeur de marché des actifs de l'entreprise demeure, ce qui en fait la principale limite des modèles structurels.

#### 3.1.2 Modèle K.M.V

Le modèle K.M.V (Kealher, McQuown et Vasicek) a été introduit à la fin des années 80 par la société portant le même nom KMV Corporation. Cette société fut racheté par l'agence de notation Moody's qui a réalisé diverses améliorations sur ce modèle afin qu'il devienne EDF9. On pourra se référer à l'article expliquant en détail EDF9 pour comprendre l'intérêt des améliorations [11]. Il se base sur le modèle de Merton vue dans la précédente section en reprenant la même approche et la plupart des hypothèses, comme la dynamique de la firme log-normale et permet de calculer la probabilité de défaut à tout instant d'une firme. Il ressemble fortement à celui de Merton, à la différence qu'il fait intervenir de nouveaux concepts comme la "Distance-to-Default" (DD) ainsi que "l'Expected Default Frequency" (EDF).

#### Expected Default Frequency

Il s'agit de la fréquence de défaut et correspond la probabilité de défaut de l'entreprise sur une période choisie.

On reprend donc la même l'approche que dans Merton, la firme fait défaut quand sa valeur descend en dessous d'un certain seuil. Dans le cadre du modèle K.M.V, la formule est la même que celle de Merton mais nous remplacerons  $\mathcal{N}$  par une fonction de répartition empirique issue des données historiques et B par un "point de défaut" noté "D" plus représentatif de la réalité. Ce point "D" est issue d'une étude de Moody's Analytics du document de Pooya Nazeran, Douglas Dwyer (2015) [11] :

$$EDF_t = \mathbb{P}(V_t < D) = \mathcal{M} \left( -\frac{\ln(\frac{A_t}{D}) + (\mu - \frac{\sigma^2}{2})t}{\sigma^2 \sqrt{t}} \right),$$

Avec  $\mathcal{M}$  qui est une fonction que seul Moody's Analytics possède grâce à leur base de données et est donc confidentiel.

Néanmoins, nous avons la connaissance du point de défaut qui est défini comme suit :

- $D = (\text{Dettes courts termes}) + \frac{1}{2} \cdot (\text{Dettes longs termes})$  s'il s'agit d'une entreprise non financière.
- $D = \frac{3}{4} \cdot (\text{Toute la dette})$  pour les entreprises du secteur financier

La valeur de D a été déterminée grâce à des études statistiques en amont par les agences de notations de la même référence [11].

En pratique, le calcul de l'EDF requiert deux étapes. La première consiste à calculer la "Distance-to-Default".

### Distance-to-Default

La distance de défaut est définie comme le nombre d'écarts-type séparant la valeur de marché des actifs du point de défaut à horizon donné. D'un point de vue mathématique cela se traduit par la formule suivante sur horizon T nous situant en t :

$$DD_t = \frac{\mathbb{E}[V_T] - D}{\sigma \cdot V_T},$$

### Convertir la DD-to-EDF

Nous pouvons réaliser des approximations sur ces formules puisque  $\frac{V_t - D}{V_t} \approx 0$  :

$$\ln\left(\frac{V_t}{D}\right) = -\ln\left(1 - \frac{V_t - D}{V_t}\right) \approx \frac{V_t - D}{V_t},$$

L'expérience empirique (précisée dans le document [9]) montre que nous avons la relation  $\mu - \frac{\sigma^2}{2} \approx 0$ . De par cette relation et celle au-dessus, nous en déduisons la relation entre la distance de défaut et la fréquence de défaut attendu.

Relation DD-to-EDF :

$$EDF_{1an} = \mathcal{M}(-DD_{1an}),$$

On peut donc considérer la fonction  $\mathcal{M}$  comme la fonction de *mapping* entre le DD et l'EDF :

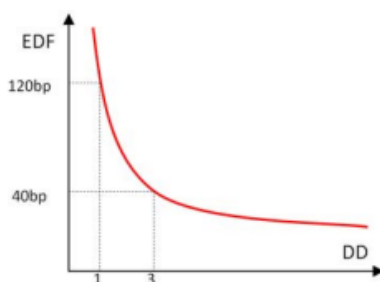


Figure 12: Mapping DD - EDF

En réalité, une fois cette distance de défaut calculée, nous regardons l'ensemble des entreprises qui ont une DD identique et nous regardons sur un horizon choisi le nombre de défauts. Le rapport du nombre d'entreprises de même DD sur celles qui ont fait défaut est l'EDF/probabilité de défaut recherché.

Cette nouvelle probabilité de défaut permet de surmonter certaines des faiblesses du modèle de Merton. En particulier, le fait que les défauts ont lieu qu'à maturité ou encore le caractère gaussien puisque la distribution n'est plus considérée normale. En effet, dans le modèle de Merton, en raison du problème bien connu des queues plus épaisses dans la distribution réelle des pertes de crédit, l'estimation à la Merton est sous-estimée par les lois gaussiennes. Ce point est donc en partie résolu par K.M.V. En revanche, l'inconvénient de ce modèle et des autres modèles structurels réside dans l'hypothèse que l'émetteur a un compte de résultats connu. Les émetteurs souverains, tels que la France ou l'Allemagne ne possèdent pas de structure bilancielle connue. Par conséquent, nous allons voir grâce aux modèles à forme réduite (autrement dit à intensité) et par les CDS comment nous pouvons estimer une probabilité de défaut sans l'hypothèse de structure bilancielle.

## 3.2 Modèles à intensité

**Définition 2** *Les modèles à intensité sont des modèles de risque de crédit qui n'expliquent pas directement la cause du défaut, ils reposent plutôt sur la modélisation de la probabilité de défaut de l'émetteur. La motivation initiale de ces modèles est de décrire les temps de défauts de façon plus "surprise". C'est-à-dire que contrairement aux modèles structurels, il n'est pas possible de prédire le défaut ou de le voir venir.*

### 3.2.1 Modèle de Cox

#### Modélisation

Il existe une intensité de défaut et nous modélisons le premier instant de défaut comme :  $\tau = \inf\{t > 0 | N_t > 0\}$ . Le processus  $\lambda_t$  est un processus de retour à la moyenne, positif, qui, sous certaines conditions, reste presque sûrement entre deux bornes. Avec  $\mathcal{F}_t$  la filtration naturelle du processus  $\lambda_t$ , nous avons que la probabilité de défaut à horizon  $t$  est définie de la manière suivante :

$$\mathbb{P}(\tau < t) = \mathbb{E}[1 - e^{-\int_0^t \lambda_s ds} | \mathcal{F}_t],$$

Un modèle couramment utilisé est celui où le paramètre  $\lambda_t$  suit un processus CIR (d'après ses créateurs John C. Cox, Jonathan E. Ingersoll, et Stephen A. Ross ou on pourra se référer au chapitre 4 de la thèse de David Kurtz & Thomas B. Pignard [2] pour davantage de détails) est défini par :

$$d\lambda_t = a(\mu - \lambda_t)dt + \sigma\sqrt{\lambda_t}dW_t,$$

$W_t$  définit un mouvement brownien. Nous remarquons donc l'analogie avec les prix zéro-coupons sans risque ou l'intensité de défaut serait remplacée par le taux court instantané. Cela permet donc par analogie d'utiliser les mêmes formules que pour le ZC sans risque définis dans le modèle de taux CIR dans le cadre HJM.

L'un de ces modèles les plus simples est le cas du processus constant :  $\lambda_t = \lambda, \forall t > 0$ . Cela nous donne donc la probabilité de défaut sur un horizon  $t$ .

$$\mathbb{P}(\tau < t) = 1 - e^{-\lambda t},$$

Cela revient à modéliser dans ce cas précis, l'instant de défaut par une loi exponentielle.

### 3.3 *Credit Default Swap (CDS)*

Le marché des *Credit Default Swaps* et plus généralement des dérivés de crédit a explosé depuis les années 2000 de manière exponentielle jusqu'en 2007, début de la crise des *subprimes*, avant de diminuer et de se stabiliser autour des 10 000 milliards de dollars comme on peut le constater sur le graphique issu des données de l'ISDA (*International Swaps Derivatives Association*) ci-dessous.

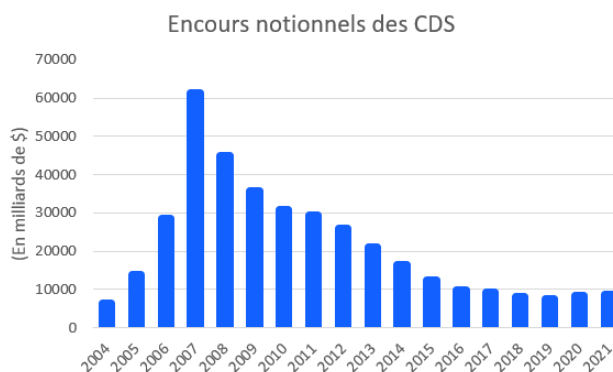


Figure 13: Encours des CDS (en Milliard de \$) entre 2004 à 2021

Ces produits connaissent un développement relativement tardif à cause de la difficulté administrative de ces contrats entre les contreparties. Cependant, le processus de standardisation des contrats mis en place par l'ISDA a facilité la documentation et a permis le développement rapide de ces produits. Nous allons voir en détail un de ces produits-phares : le *Credit Default Swap (CDS)* qui fait office de brique élémentaire pour les autres produits plus exotiques.

**Définition 3** *Les Credit Default Swaps sont des produits dérivés de crédit qui permettent de se protéger contre le non-remboursement d'une dette.*

Un CDS peut être vue comme une assurance contre le défaut d'une entreprise sur une dette. L'acheteur du CDS verse une prime (communément appelé "*Spread*" du CDS) de manière périodique jusqu'à maturité du CDS au vendeur. En cas de défaut, le vendeur rembourse la différence entre le nominal et le taux de recouvrement de la dette. Néanmoins, à la différence d'une assurance, le détenteur du CDS n'a pas nécessairement besoin de posséder la dette associée. Ce produit peut donc permettre la spéculation sur la faillite d'une compagnie.

Les caractéristiques propres aux contrats du CDS sont :

- le sous-jacent correspondant à une entreprise, indice ou un État.
- $N$  : l'exposition où le montant nominal correspondant à la valeur de la dette sous-jacente protégée par le contrat.

- $T$  : la maturité du contrat.
- $t_1, \dots, t_p = T$ : les dates de paiement des primes.
- $\Delta$  : la durée entre deux paiements de primes (en fraction d'année) que nous supposons constante.
- $s$  : le *spread* contractuel, exprimé en points de base par an.

### 3.3.1 Pricing du CDS

#### Calcul du *spread*

Par analogie avec les *swaps* de taux, nous appellerons jambe fixe la partie du CDS qui concerne le paiement de la prime périodique et la jambe variable celle qui concerne le paiement en cas de défaut. Nous considérerons un taux sans risque constant noté  $r$  et la probabilité risque-neutre noté  $\mathbb{Q}$ .

D'un côté on valorise la jambe fixe :

Plaçons nous du coté vendeur et considérons que le défaut intervient à la date  $\tau$ , nous recevrons la prime "s" périodiquement tant qu'il n'y a pas défaut jusqu'à maturité. Cela se traduit par :

$$JF = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}\left[\int_t^{\tau} e^{-r(s-t)} 1_{\tau > s} ds | \mathcal{F}_t\right],$$

et de l'autre côté on valorise la jambe variable :

Nous nous plaçons maintenant du coté acheteur, nous percevons le flux  $(1-R)$  à la date  $\tau$  ou  $R$  représente le taux de recouvrement de la dette, lorsqu'il y a défaut avant la maturité du CDS. Cela se traduit par :

$$JV = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[(1 - R)e^{-r(\tau-t)} 1_{\tau < T} | \mathcal{F}_t],$$

Pour un acheteur de protection, la valeur *Mark to Market* d'un CDS à un temps intermédiaire est la différence entre la jambe variable (ce qu'il reçoit) et la jambe fixe (ce qu'il paie) :

$$MtM(t) = JV(t) - JF(t),$$

Dans un contexte d'absence d'opportunité d'arbitrage, il faut ajuster le *spread* de telle manière qu'aucune des deux parties soit avantagée. Cela se traduit par une *Mark to Market* nulle. Grâce à la valorisation des deux jambes réalisées précédemment, nous en déduisons une formule pour le *spread*.



$$s = \frac{\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[(1 - R)e^{-r(\tau-t)}1_{\tau < T} | \mathcal{F}_t]}{\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}[\int_t^T e^{-r(s-t)}1_{\tau > s} ds | \mathcal{F}_t]},$$

Il s'agit de la formule du *spread* du CDS. Nous voyons qu'il est nécessaire d'implémenter un modèle pour le temps de défaut  $\tau$  pour calculer ces espérances. Nous pouvons prendre par exemple le modèle de Cox avec le processus de Poisson homogène qui permet de décrire l'ensemble de la théorie sur les CDS.

### 3.3.2 Un outil d'évaluation du risque de crédit : Probabilité implicite

Pour rappel, l'EDF est la probabilité de défaut sur un horizon de temps. Grâce à la formule précédente, nous pouvons déterminer une probabilité implicite lorsque nous avons connaissance du *spread*.

En effet, dans le cas d'une modélisation du temps de défaut par un processus de Poisson et en utilisant des approximations, nous avons (preuve en annexe) :

$$\mathbb{P}(\tau < T | \mathcal{F}_t) = 1 - e^{-\frac{s}{1-R}(T-t)},$$

La probabilité implicite des CDS correspond à une probabilité anticipée par les acteurs du marché car elle est basée sur les prix des *spreads*. Les prix des CDS sur le marché sont soumis à la loi de l'offre et la demande, ce qui a pour effet dans le cas d'une spéculation à la hausse d'augmenter le *spread* et donc de sur-estimer la probabilité de défaut issue du CDS et inversement lors d'une spéculation à la baisse.

### 3.3.3 Comparaison 1-Year CDS *implied* vs EDF

Nous allons constater la différence entre l'EDF 1 an calculé à partir du modèle K.M.V et l'EDF 1 an implicite par les CDS sur l'entreprise du CAC40 Total Energies :

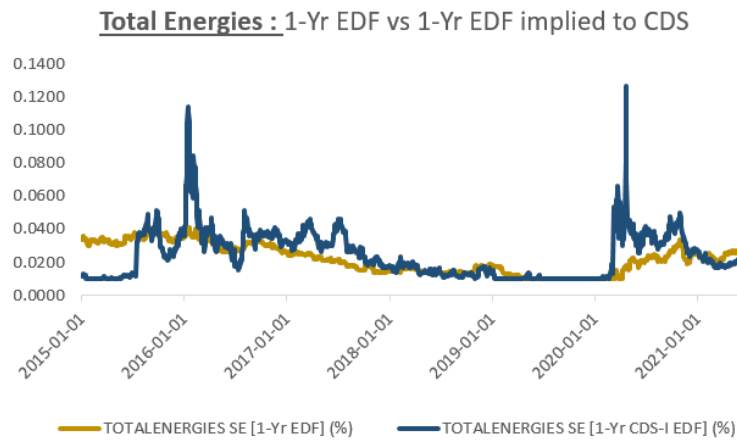


Figure 14: EDF vs EDF *implied* to CDS

Nous constatons que la probabilité implicite est beaucoup plus volatile que l'EDF. Les CDS fournissent des probabilités de défaut neutres au risque, qui peuvent surestimer la probabilité réelle de défaut à moins que les primes de risque ne soient prises en compte d'une manière ou d'une autre. Une option consiste à utiliser les PD implicites des CDS en conjonction avec les mesures de crédit EDF. Cela en fait donc un outil important dans l'analyse du risque de crédit.

### 3.4 Corrélations dans les modèles structurels

Dans cette partie nous allons prendre en compte les corrélations des émetteurs entre eux, ainsi que le conditionnement avec les scénarios macro-économiques prévisionnels conformément à la norme IFRS 9 pour intégrer le risque systémique.

#### 3.4.1 Modèle à facteurs Gaussiens

##### Probability of Default

Le modèle à facteurs gaussiens est utilisé pour modéliser les dépendances entre les défauts. Nous allons expliquer le principe sans rentrer dans les détails très théoriques, si le lecteur désire davantage d'explication, notamment sur le modèle à copule gaussien, il peut se référer à la partie 3.1 de l'article *Conditional default probability and density* de Ying Jiao, N. El Karoui, M. Jeanblanc et B. Zargari (2014) [12]. Nous considérons  $N$  émetteurs,  $i \in \{1, \dots, N\}$ .

Le mécanisme est similaire à celui de Merton pour l'évènement de défaut, c'est-à-dire que le défaut intervient lorsque la variable aléatoire des rendements de l'actif normalisé de la firme descend en dessous d'un certain seuil. Mathématiquement, nous notons  $X_i$  le rendement de l'actif centré réduit de l'émetteur  $i$  qui est donc une loi normale centrée réduite car l'actif est de loi log-normale. Cela se traduit par  $\{X_i < \gamma_t\}$ , donc par définition :  $\gamma_t = \mathcal{N}^{-1}(F_i(t))$  avec  $F_i(t) = \mathbb{P}[X_i < \gamma_t]$ .

Dans ce modèle nous supposons aussi qu'il existe un facteur commun (systémique) noté  $X$  et un facteur individuel (idiosyncratique) noté  $Y_i$  où les  $Y_i$  et  $X$  sont indépendants, identiquement distribués de loi normale centrée réduite pour chaque émetteur  $i$  qui définit  $X_i$  de la manière suivante :

$$\forall i \in \{1, \dots, N\}, X_i = \rho_i X + \sqrt{1 - \rho_i^2} Y_i,$$

Avec  $\rho_i$  qui représente la part du risque systémique contenu dans l'émetteur  $i$ . En effet, une entreprise du CAC40 n'est pas impactée de la même manière par l'économie globale qu'une PME. Par conséquent, nous avons une nouvelle probabilité de défaut :

$$\mathbb{P}[X_i < \gamma_t | X = x] = \mathcal{N}\left(\frac{\mathcal{N}^{-1}(F_i(t)) - \rho_i x}{\sqrt{1 - \rho_i^2}}\right),$$

Nous remarquons qu'en réalité il s'agit d'une structure de dépendance par copule gaussienne.

**3.4.2 Loss Given Default**

On considère la variable aléatoire  $LGD_j$  qui représente le taux de la LGD pour l'émetteur  $j$  (correspond à la LGD normalisée). Nous utilisons le modèle de la copule à un facteur  $Y_j$  pour la  $LGD_j$ . La variable  $Y_j$  peut s'interpréter comme une variable d'information contenant la capacité d'un débiteur à payer ses dettes en cas de défaillance.

On va supposer que les relations suivantes sont vérifiées comme dans les articles [7] et [8] où nous trouverons davantage de détails :

$$\begin{cases} Y_j = \rho_j S + \sqrt{1 - \rho_j^2} W_j, \\ LGD_j = h(Y_j) = Q^{-1}(\mathcal{N}(Y_j)), \end{cases}$$

$h(\cdot)$  est une fonction monotone décroissante, avec  $(W)_{N \geq j \geq 0}$ ,  $S$  iid de loi normale centrée réduite qui représente la part idiosyncratique et systémique de l'émetteur  $j$ .  $Q$  est la fonction de répartition de la loi de  $LGD_j$

Nous définissons donc la LGD lorsque l'entreprise n'as pas encore fait défaut de la manière suivante :

$$\begin{aligned} LGD &= \mathbb{E}[LGD_j | S = s] = \mathbb{E}[Q^{-1}(\mathcal{N}(\rho_j S + \sqrt{1 - \rho_j^2} W_j)) | S = s], \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} Q^{-1}(\mathcal{N}(\rho_j S + \sqrt{1 - \rho_j^2} w)) p(w) dw, \end{aligned}$$

Avec  $p(\cdot)$  la densité de la loi de  $Y_j | S = s$ .

$Y_j$  et  $S$  sont des variables aléatoires gaussiennes, nous en déduisons que  $Y_j | S = s \sim \mathcal{N}(\rho_j s, 1 - \rho_j^2) \implies p(w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{1-\rho_j^2}} \exp[-\frac{(w-\rho_j s)^2}{2(1-\rho_j^2)}]$ .

Le choix de la loi qui définit la  $LGD_j$  est à calibrer en fonction des données historiques de LGD.

Nous avons pu observer différentes approches de modélisation du risque de crédit pour calculer la probabilité de défaut et les pertes en cas de défaut. Nous allons maintenant présenter la modélisation utilisée.

## 4 Méthodologie retenue dans notre étude

Nous allons détailler la méthode du modèle utilisé dont nous étudierons une de ces limites dans les sections suivantes. Cela nous permettra comprendre son comportement à travers les fondements théoriques. Le modèle de crédit utilisé dans ce mémoire repose sur une approche dite "structurelle" et par les CDS pour les émetteurs souverains.

### 4.1 Modèle de calcul *Point in Time*

L'objectif est de calculer les deux termes nécessaires au calcul de la provision IFRS 9 sans prendre en compte des scénarios économiques. Il s'agit de la probabilité et des pertes en cas de défaut "*Point in Time*" ou "Inconditionnel".

#### *Probability of Default*

Pour le calcul de la probabilité de défaut, nous avons recours au modèle de Moody's K.M.V vu dans la section précédente. Nous noterons cette probabilité de défaut "PD" et nous nous référerons au document de Pooya Nazeran, Douglas Dwyer (2016) [11].

En revanche, pour les instruments financiers dont la structure bilancielle n'est pas connue (les souverains, conglomérat d'entreprises...), nous utiliserons la probabilité implicite des CDS. Le modèle choisi pour le temps de défaut  $\tau$  est une loi de Weibull( $h_0, h_1$ ) et se calibre grâce à la structure par terme des CDS (cf article [3] pour plus d'explications).

$$Q_t = \mathbb{Q}(\tau > t) = e^{-(h_0 t)^{h_1}},$$

En appliquant la même méthode que dans l'annexe C, on peut à partir de la relation ci-dessus, trouver la relation ci-dessous :

$$s(t) = \psi(t, h_0, h_1, df(t)) \cdot LGD,$$

Nous ne pouvons pas calculer de manière explicite la fonction  $\psi$  qui présente des intégrales dont la primitive n'est pas connue. Il n'y a donc pas de formule fermée pour l'EDF en fonction du *spread* CDS pour un  $h_1 > 2$ . De plus, le choix de Moody's d'impliciter les probabilités de défaut sur les CDS plutôt que sur des *Assets Swaps* ou obligations provient du fait que le marché des CDS est estimé plus liquide. Nous devons passer de la mesure risque-neutre à la mesure historique. En partant du principe que le risque systématique peut être mesuré à l'aide de l'approche du MEDAF [3] :

$$PD_t = \mathcal{N}(\mathcal{N}^{-1}(Q_t) - \lambda \cdot \rho \cdot \sqrt{t}),$$

Dans cette formule,  $\lambda$  représente la prime de risque du marché.

### ***Loss Given Default***

Pour le calcul du *Loss Given Default*, nous utiliserons un modèle de régression sur le taux de recouvrement grâce aux données historiques de Moody's Analytics par la méthode des moindres carrés, on pourra se référer au document [13] pour davantage de détail sur les tests de significativités des variables et le choix de la fonction lien. Le modèle est celui ci-dessous :

$$\begin{aligned} Recovery_{i,t} = & F(\alpha_0 + \alpha_1 \cdot MSD_i + \alpha_2 \cdot EDF_{i,t-x} + \alpha_3 \cdot f(indDD_{i,t-x}) + \alpha_4 \cdot Utilities_i \\ & + \alpha_5 \cdot HighTech_i + \alpha_6 \cdot Bankruptcy_i + \alpha_7 \cdot Bailout_i + \alpha_8 \cdot Defrate_{t-x} \\ & + \sum_{j=1}^{11} \beta_j \cdot DebtType_{j,i} + \sum_{k=1}^3 \gamma_k \cdot Region_{k,i}) + \epsilon_{i,t}, \end{aligned}$$

Avec  $F(\cdot)$  la fonction lien suivante :

$$F_{a,b}(Recovery_{i,t}) = \begin{cases} a \cdot e^{\frac{Recovery_{i,t}-a}{a}} & \text{si } Recovery_{i,t} \leq a \\ Recovery_{i,t} & \text{si } a < Recovery_{i,t} < b \\ 100 - (100 - b) \cdot e^{\frac{b-Recovery_{i,t}}{100-b}} & \text{si } Recovery_{i,t} \geq b \end{cases}$$

- *MSD* est une variable indicatrice qui indique si la dette est la plus ancienne de la famille d'entreprises.
- *L'EDF* est la fréquence de défaut attendue de l'émetteur.
- *indDD* est la distance médiane au défaut de l'industrie de l'entreprise. *f* est une fonction qui transforme *indDD*, de sorte que l'impact marginal de la *DD* médiane de l'industrie diminue lorsqu'elle devient très grande ou très petite par rapport à la distribution observée dans l'échantillon de développement.
- *Utilities* est une variable indicatrice qui indique si l'entreprise appartient au secteur des services publics, et *HighTech* est une variable muette pour les entreprises qui appartiennent au secteur de la haute technologie.
- *Defrate* est le taux de défaut global des entreprises tel que publié par Moody's Investors Service.
- *Faillite* est une variable indicatrice pour les émetteurs qui déposent le bilan dans les six mois suivant le défaut.

- *Bailout* est une variable indicatrice pour les émissions associées à un événement de renflouement en cas de défaut.
- *DebType* est le type de la dette, il en existe 11 différents.
- Il y a trois régions : Le Canada, l'Europe et un ajustement régional.

L'avantage de cette approche est qu'elle est transparente, descriptive et facile à mettre en oeuvre. En utilisant les moindres carrés pour estimer les coefficients, le modèle minimise le carré de l'erreur absolue, qui est défini comme la différence entre le réel et le prédit. Nous ne cherchons pas à minimiser l'erreur relative. En effet, nous pouvons avoir des erreurs absolues sur les prévisions des prêts A et B identiques (par exemple 5% d'écart), mais avec des erreurs relatives très différentes (50% vs 5%). Or si nous rapportons les erreurs en numéraire, elles seront identiques alors qu'elles ont de grandes différences en relative (pour un nominal de 100€, il y a une erreur de 5€ pour les deux prêts).

## 4.2 Modèle *Forward-Looking*

L'objectif est de prendre en compte les scénarios prévisionnels macro-économiques dans la probabilité de défaut et le *Loss Given Default* issue des modèles inconditionnels. Dans cette section on pourra se référer au document [10] dont les notations ont été reprises.

### Probability of default forward-looking

On utilisera un modèle à facteur gaussien vu précédemment. On suppose ici que la variable latente est le rendement des actifs des émetteurs et ils partagent un même facteur de risque (risque systémique) noté  $\phi$  représentant l'état de l'économie mondiale. Mathématiquement, le rendement des actifs de l'émetteur  $i$  se réécrit de la manière suivante :

$$r_i = \sqrt{RSQ_i}\phi + \sqrt{1 - RSQ_i}\epsilon_i,$$

Avec les paramètres suivants :

- $r_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .
- $\phi$  est le facteur systémique et  $\phi \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .
- $\epsilon_i$  est le facteur idiosyncratique et  $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .
- $RSQ_i$  est la sensibilité de l'émetteur au facteur systémique de son Pays x Secteur. Il s'agit de la part du risque systémique compris dans l'émetteur.
- $\phi$  et  $(\epsilon)_{i>0}$  sont indépendants.

Lorsqu'on a plusieurs indicateurs économiques à prendre en compte, nous vectorisons la relation et nous rajoutons la corrélation avec les variables macro-économiques. Nous obtenons donc la formule suivante :

$$PD(MV) = \mathbb{P}[r_i \leq \gamma_i | \phi] = \mathcal{N} \left( \frac{\mathcal{N}^{-1}(PD) - \sqrt{RSQ} \beta^T \phi}{\sqrt{1 - RSQ \rho^2}} \right),$$

Avec les paramètres suivants :

- $MV$  est le vecteur des log-rendements des variables macro-économiques.
- $\beta$  le vecteur de sensibilité du facteur systémique du (pays x secteur) aux variables macro-économiques.
- $\phi = f(MV)$  avec  $f(\cdot)$  une fonction de mapping, vecteur des chocs.

Les scénarios prévisionnels des économistes permettent de déterminer le  $\phi$  futur, ce qui correspond à l'état de l'économie futur qui retranscrit l'aspect *forward-looking* d'IFRS 9.

### ***Loss Given Default forward-looking***

Nous utiliserons une loi Bêta avec pour paramètres la LGD moyenne issue de la régression, et un  $\kappa$  régi par la variance. Par analogie avec la section précédente nous posons  $Q = \mathcal{B}$ , où  $\mathcal{B}$  représente la fonction de répartition d'une loi Bêta. La modélisation procède à la corrélation entre la probabilité de défaut et le *Loss Given Default* de la manière suivante :

$$\begin{cases} \frac{dRR_t}{RR_t} = \mu_{RR_t} dt + \sigma_{RR_t} dr_{RR_t}, \\ \frac{dA_t}{A_t} = \mu_A dt + \sigma_A dr_{A,t}, \end{cases}$$

Avec  $r_A$  est défini plus haut et  $r_{RR}$  est aussi un mouvement brownien tel que :

$$r_{RR} = RSQ_{RR} \cdot \phi + \sqrt{1 - RSQ_{RR}^2} \cdot [\rho_\epsilon \epsilon_A + \sqrt{1 - \rho_\epsilon^2} \epsilon_{RR}],$$

$$\implies \rho_{A,RR} = Corr(r_A, r_{RR}) = RSQ_A RSQ_{RR} + \sqrt{1 - RSQ_{RR}^2} \sqrt{1 - RSQ_A^2} \rho_\epsilon,$$

Ici  $r_{RR}$  est l'équivalent de  $Y_j$  dans la section au dessus. La formule du *Loss Given Default Forward-Looking* est donc la suivante :

$$LGD_{forward-looking}(\phi) = \int_{-\infty}^{\infty} L(z, LGD_{reg}) \cdot p(z|\phi) dz,$$

Avec :



- $L(z, LGD_{reg}) = \mathcal{B}^{-1}((1 - \mathcal{N}(z, \mu_{LGD}, \sigma_{LGD}^2), (\kappa - 1)LGD_{reg}, (\kappa - 1)(1 - LGD_{reg}))$ . Ce terme permet de transformer le taux de recouvrement en LGD.
- $z$  représente le taux de recouvrement.
- $\kappa$  est un paramètre issue de la régression qui représente la variance.
- $p$  est la densité conditionnelle au scénario.

### Corrélations

Le paramètre RSQ de chaque émetteur est calibré grâce à la corrélation entre les différents actifs puisque nous avons la relation suivante :

$$\forall i \neq j : Cov(r_i, r_j) = \sqrt{RSQ_i} \sqrt{RSQ_j} \phi$$

L'ensemble des autres corrélations entre les différentes variables permettant la calibration des paramètres du modèle, sont prises en compte dans une matrice de corrélation notée  $\Sigma$ . Cela va permettre de prendre en considération la corrélation entre les scénarios macro-économiques et les différents facteurs de risques de la PD et LGD. En notant,  $r_{CI}, r_{\lambda}, r_{RT}, r_{MV}$  les facteurs de risques respectivement liés à la zone géographique et le secteur (*Country & Industry* : CI), la prime de risque ( $\lambda$ ), le rating (RT) et les variables macro-économiques (*Macro-economics Variables* : MV). L'ensemble des variables constituant un facteur de risque sont corrélées entre elles, mais elles sont aussi corrélées avec les autres facteurs cités. En utilisant la notation  $\Sigma_{i,j} = (Cov(r_u, r_v))$  pour définir la matrice de corrélation des variables constituant le facteur  $u, v$  nous pouvons représenter la matrice  $\Sigma$  grâce à une matrice par blocs :

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{CI} & \Sigma_{CI,\lambda} & \Sigma_{CI,RT} & \Sigma_{CI,MV} \\ \Sigma_{\lambda,CI} & \Sigma_{\lambda} & \Sigma_{\lambda,RT} & \Sigma_{\lambda,MV} \\ \Sigma_{RT,CI} & \Sigma_{RT,\lambda} & \Sigma_{RT} & \Sigma_{RT,MV} \\ \Sigma_{MV,CI} & \Sigma_{MV,\lambda} & \Sigma_{MV,RT} & \Sigma_{MV} \end{pmatrix}.$$

#### 4.2.1 Calibration des chocs macro-économiques

Nous allons voir comment nous transformons les variables économiques en chocs  $\phi$ . Nous supposons que  $\phi = f(MV)$ , avec  $MV$  une variable économique. L'objectif est de déterminer la fonction  $f(\cdot)$ . Les graphiques seront issus des données du PIB de la France de 1949 à 2021 trimestriellement.

Nous ne traitons pas directement les valeurs brutes des indicateurs mais leurs log-rendements. Une fois les log-rendements déterminés, nous estimons les quantiles empiriques auxquels nous les faisons correspondre aux quantiles équivalents

d'une loi normale centrée réduite. Par exemple, si nous considérons le 1er quartile empirique, il se situe au log-rendements de "0.30%" sur le graphique suivant (ligne rouge) :

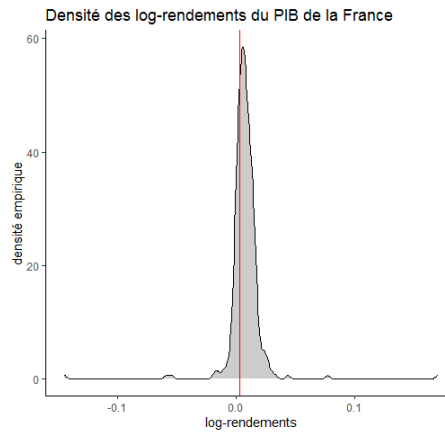


Figure 15: Densité empirique des log-rendements

La valeur du log-rendement "0.30%" est associé à ce choc  $\phi$  du même quantile dans la loi normale centrée réduite :

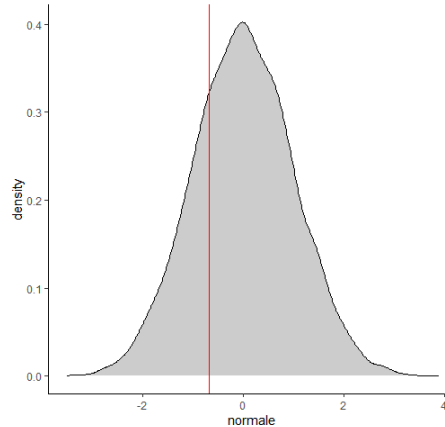


Figure 16: Densité d'une  $\mathcal{N}(0, 1)$

Nous avons donc une correspondance entre les deux lignes rouges des deux graphiques. Un log-rendement de "0.30%" donnera un  $\phi = -0.67$ , c'est la fonction  $f(.)$  qui fait le lien et que nous allons tracer. Lorsque nous réalisons cette manipulation pour tous les quantiles disponibles nous obtenons le graphique suivant :

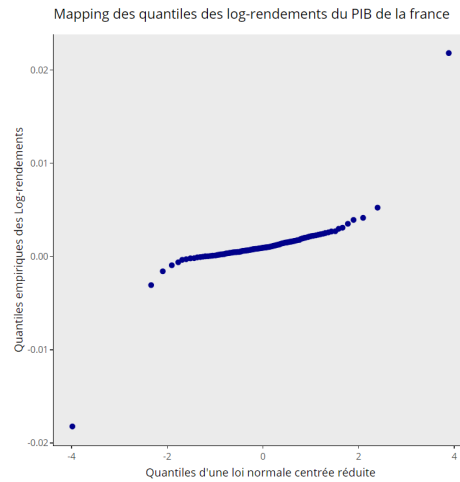


Figure 17: Quantiles Empiriques en fonction des quantiles d'une  $\mathcal{N}(0,1)$

On remarque par ailleurs que les deux points aux extrémités correspondent à la chute et au rebond rapide de la crise du COVID-19. Pour obtenir l'ensemble des quantiles manquants nous procédons à une interpolation polynomiale de degrés 3. Nous obtenons donc le *mapping* entre les variables macro-économiques et les chocs  $\phi$  :

$f(MV)$

Quantiles d'une loi $N(0,1)$	Log-rendements du PIB de la France
-5	-0.061718884
-4.99	-0.061449275
-4.98	-0.061180476
-4.97	-0.060912487
-4.96	-0.060645305
-4.95	-0.06037893
...	...
4.95	0.031475155
4.96	0.031620347
4.97	0.0317661
4.98	0.031912417
4.99	0.032059298
5	0.032206746

Figure 18: Mapping entre les log-rendements et les chocs

Dans le cadre de notre modélisation et des résultats des prochaines sections, le vecteur  $\phi$  est calibré sur l'ensemble des variables macro-économiques choisies en fonction du pays de l'émetteur dans le tableau suivant :

Pays	Chômage Eurozone	PIB Eurozone	Chômage Pays	PIB Pays	Indice Action Pays	US VIX	US BBB Spread
France	x			x	x		
Espagne			x	x	x		
Italie	x	x			x		
Belgique	x	x			x		
Luxembourg	x	x			x		
Allemagne	x			x	x		
Pays-Bas	x			x	x		
Grande Bretagne			x	x	x		
Autriche		x			x		
États-Unis			x	x		x	x

Figure 19: Variables macro-économiques utilisées dans le calcul de l'ECL

Toute position sera affectée à une économie en fonction du pays de l'émetteur. Par exemple, une position O.A.T sera affectée à l'économie "France" et donc sa PD et sa LGD seront soumises aux variations des variables économiques : Taux de chômage Eurozone, CAC40 et PIB France. Si l'émetteur ne fait pas partie du tableau nous lui attribuerons l'économie "Etats-Unis" par défaut. Certaines variables sont présentes dans plusieurs "économies" comme le PIB et le taux de chômage de la zone euro. Les variables composant l'économie sont choisies de manière optimale par rapport à leurs significativités suite à des études économétriques par Moody's Analytics.

Dans le cadre du calcul de l'ECL, nous utiliserons les prévisions économiques de chez Moody's suivants avec une pondération de 40% pour le *baseline* et 30% pour les deux autres scénarios :

- Le *Baseline* est le scénario médian (quantile à 50%).
- Le S1 est le scénario optimiste (quantile à 10% : la probabilité que la situation économique soit moins favorable que dans ce scénario est de 90%)
- Le S3 est le scénario pessimiste (quantile à 90% : la probabilité pour que la situation économique soit moins favorable que dans ce scénario est de 10%).

Le choix de cette pondération se justifie simplement par les quantiles correspondant à l'écart moyen qui sépare les quantiles des scénarios S1 et S3 au *baseline* (il s'agit de fixer les frontières au milieu). En conséquence,  $30\% = 10\% + \frac{1}{2}(50\% - 10\%) = (100\% - 90\%) + \frac{1}{2}(90\% - 50\%)$  et par déduction  $40\% = 1 - 30\% - 30\%$ .

Notre méthodologie est donc constituée de plusieurs méthodes en fonction de l'émetteur, puisque certaines méthodes sont applicables à certains type d'émetteur et pas à d'autres.

### 4.3 Présentation de la structure du portefeuille

Cette sous-section a pour objectif de comprendre la structure d'un portefeuille *non-retail* chez un assureur-vie français dans lequel s'inscrit le mémoire.

Lorsque l'on considère l'ensemble du portefeuille d'actifs, il est constitué de la manière suivante : 80 % d'obligations, 10% d'actions, 5% d'immobiliers et 5% d'autres actifs. Les portefeuilles des assureurs-vie sont principalement constitués d'obligations. De plus, dans un objectif de diversification il présente une part non négligeable d'actions, de dérivés, structurés et d'immobiliers. Dans notre portefeuille les instruments qui nous intéressent sont ceux vérifiant le test SPPI qui représente 35% des investissements obligataires. Si nous faisons un zoom sur ces instruments par secteur :

**Portefeuille obligataire par type d'émetteur**  
(%)

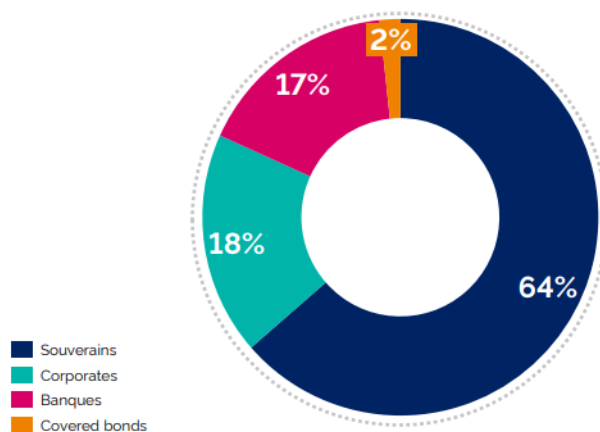


Figure 20: Composition par secteur

Il est majoritairement composé d'obligations souveraines afin de prendre un minimum de risque. Les assureurs-vie ne sont pas autorisés à la spéculation et ils doivent pouvoir répondre aux contrats des clients, ce qui favorise l'investissement dans des instruments de ce type car ils sont peu risqués.

D'un point de vue risque de crédit, il y a uniquement des émetteurs *Investment Grade* avec une grande majorité de "Aa2" comme montré sur le graphique ci-dessous :

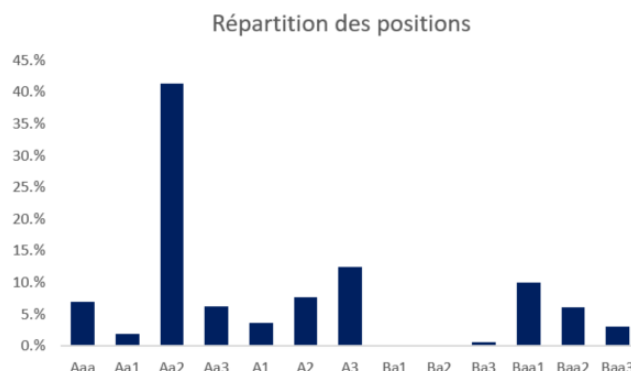


Figure 21: Composition par notation

Cet aspect permet de le qualifier de portefeuille *low default* puisque le risque de défaut est très faible, et il ne présente pas de titres en défaut. Par conséquent, nous devrions retrouver un ECL sur encours très faible en comparaison à d'autres institutions. En revanche, les stratégies d'investissements des assureurs-vie sont sur un horizon long-terme, comme le montre le graphique suivant sur les maturités du portefeuille :

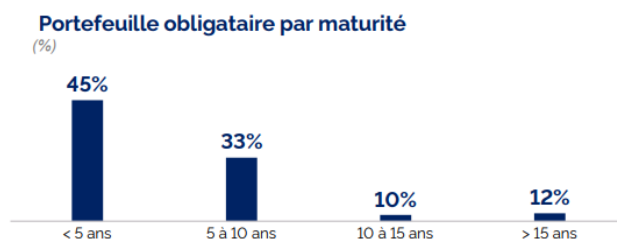


Figure 22: Composition par maturité

Une bonne partie des titres arrivent à échéance avant 5 an, cela a pour impact d'engendrer des variations sur l'EAD régulièrement puisque l'ECL prend en compte la dégressivité de ce paramètre. Pour éviter de retranscrire cette variation qui concerne uniquement la structure de l'échéancier du portefeuille, nous réaliserons des calculs sur des stocks figés d'une date à l'autre. Notre portefeuille est donc un portefeuille d'obligations avec des échéances lointaines et peu risquées dont les principaux émetteurs sont des souverains.

## 4.4 Stress-tests & Sensibilités de la méthodologie retenue

### 4.4.1 Introduction

Il est important pour les institutions de connaître le comportement de leurs modèles dans des situations qui ne leur sont pas favorables afin de mesurer leurs évolutions. Cela donne la possibilité d'anticiper la volatilité du modèle et de définir des stratégies permettant de se couvrir face à ces situations, qui même si elles sont extrêmes, ne sont pas des événements improbables. Dans le cadre de la provision d'IFRS9, cela permettrait de définir des seuils de risque qui limite le périmètre et les montants d'investissements dans un portefeuille. En effet, le montant de la provision est un coût pour la compagnie qu'il faut optimiser et gérer de manière optimale. Une forte augmentation de cette provision peut donc s'avérer être problématique.

Dans le cadre de notre modèle, nous pouvons distinguer deux sources de paramètres qui influent sur le comportement du modèle. La première est sur les facteurs de crédit comme le *rating*. Plus précisément, l'ensemble des paramètres qui influent sur la qualité de crédit. La deuxième source est axée sur les variables macro-économiques. En effet, nous cherchons à connaître la sensibilité de l'ECL par rapport à ces variables toutes choses égales par ailleurs et par groupe de variables. De manière plus concrète, prenons l'exemple suivant : nous souhaitons savoir de combien va varier notre provision si le PIB de la France et/ou le CAC40 chutes de 1%. Dans la pratique ce n'est pas calculable avec des formules fermées. Nous devons donc réaliser les simulations. Ces simulations et l'ensemble des stress-tests seront réalisés au 31.12.2021 d'un point de vue date de calcul, scénarios et stock d'un portefeuille fictif d'une compagnie d'assurance vie.

### 4.4.2 Stress-Test : dégradation de plusieurs *notches*

Dans cette section nous allons analyser le comportement du modèle lorsque nous dégradons la qualité de crédit du portefeuille en abaissant le *rating* de chaque émetteur de 1 à 3 *Notches*. Cela a pour impact de modifier la probabilité inconditionnelle et le stage (nous supposons que la compagnie a défini des règles de management selon les classes de *rating* : une forte baisse du *rating* implique un changement de stage). Ci-dessous le tableau de passage des *ratings* suivant le cas d'étude : c'est la notation Moody's qui est retenue ici.

Rating Initial	Downgrade by 1 Notch	Downgrade by 2 Notch	Downgrade by 3 Notch
Aaa	Aa1	Aa2	Aa3
Aa1	Aa2	Aa3	A1
Aa2	Aa3	A1	A2
Aa3	A1	A2	A3
A1	A2	A3	Baa1
A2	A3	Baa1	Baa2
A3	Baa1	Baa2	Baa3
Baa1	Baa2	Baa3	Ba1
Baa2	Baa3	Ba1	Ba2
Baa3	Ba1	Ba2	Ba3
Ba1	Ba2	Ba3	B1
Ba2	Ba3	B1	B2
Ba3	B1	B2	B3
B1	B2	B3	Caa1
B2	B3	Caa1	Caa2
B3	Caa1	Caa2	Caa3
Caa1	Caa2	Caa3	Ca
Caa2	Caa3	Ca	C
Caa3	Ca	C	C
Ca	C	C	C
C	C	C	C

Figure 23: Passage des *ratings* selon le *downgrade*

Cela signifie qu'un émetteur qui a une notation "Aaa", se verra attribuer une notation "Aa1" pour un stress-test par dégradation d'une *Notch*.

Cette dégradation va entraîner pour certains instruments un déplacement vers le *stage 2* et *3*. Ce changement sera bien pris en compte. Les règles de changement de *stage* sont définies pas des critères choisis par la compagnie.

Les résultats sont les suivants :



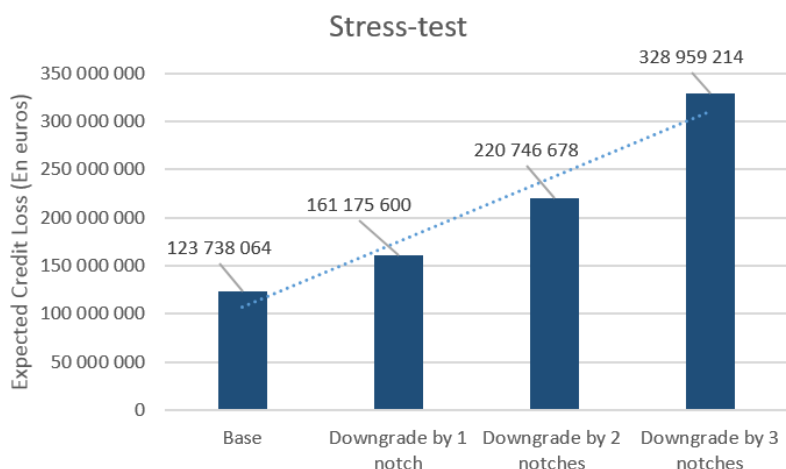


Figure 24: ECL par dégradation du *rating*

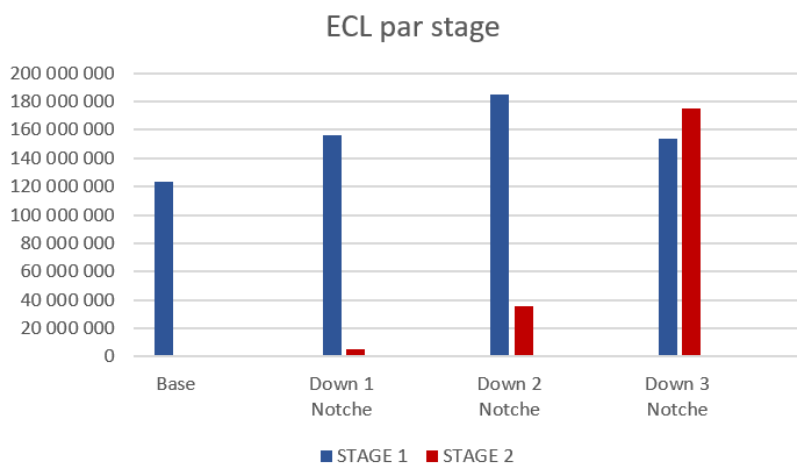


Figure 25: Focus sur les stages

Nous remarquons donc qu'une dégradation de la qualité de crédit entraîne une augmentation qui semble être linéaire. Particulièrement accentuée à partir de la deuxième dégradation, qui entraîne énormément de passage au stage 2. Cela est cohérent puisqu'une réelle dégradation du risque de crédit doit être reflétée dans l'ECL. Nous en déduisons que cette méthodologie permet de garder cet effet clé d'IFRS9. Contrairement à la dégradation de l'économie qui peut ne pas entraîner une dégradation du crédit dans certains scénarios. Par conséquent, les critères de changement de *stage* ont une grande importance et jouent un rôle important dans le montant de la provision. L'avantage de donner aux compagnies une liberté sur ces critères est la possibilité d'avoir une marge de manoeuvre, et un avis d'expert en cas de problématique.

#### 4.4.3 Sensibilités : variables macro-économiques

Dans cette partie nous allons réaliser des calculs de sensibilités sur une grande partie des variables économiques utilisées, pour ce faire, nous allons choquer une ou plusieurs variables pour chaque scénario d'un certain pourcentage à partir du trimestre qui suit la date de calcul. Le choc sera conservé sur l'ensemble du scénario en restant parallèle au scénario non choqué comme sur le graphique ci-dessous :

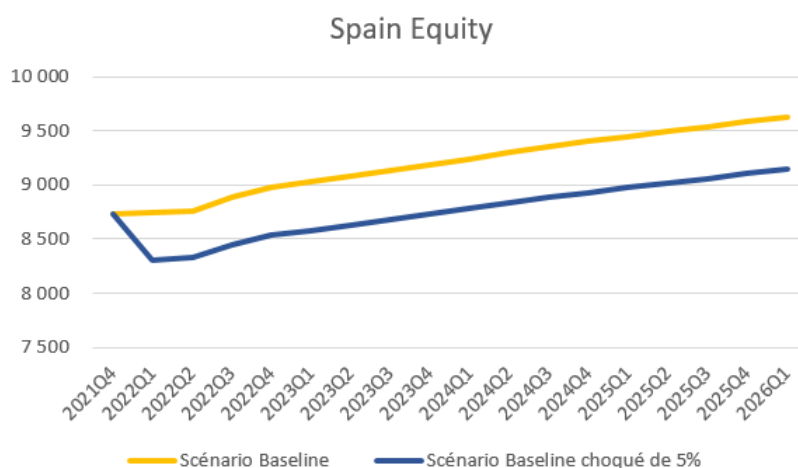


Figure 26: Scénario choqué vs non choqué

Cela va nous permettre d'isoler l'effet d'une ou plusieurs variables toutes choses égales par ailleurs. Nous pourrions donc observer cet effet sur la provision de notre portefeuille.

Dans un premier temps, nous avons réalisé un choc négatif de 1%, c'est-à-dire que pour des variables comme les actions, cela sera une baisse de 1%. En revanche, pour la variable du taux de chômage, cela correspond à une augmentation de 1% puisque nous considérons un choc à effet négatif. Ci-dessous un résumé des chocs négatifs pour l'ensemble des variables :

Variables	Choc	Variables	Choc
PIB	-	Taux de chômage	+
Indices Actions	-	US BBB Spread	+
		US VIX	+

Figure 27: Choc négatif : signe par variables

Une fois les simulations calculées avec la variable économique dégradé selon le sens ci-dessus, nous résumons l'ensemble des résultats dans ce tableaux :

Choc	Notionnel	ECL base	ECL choc	Variation
Spain GDP	5 645 127 699	18 407 975	23 497 160	27.6%
Eurozone GDP	45 812 106 510	25 215 785	29 719 544	17.9%
France GDP	36 134 104 355	77 605 641	90 945 085	17.2%
Spain Unemployment	5 645 127 699	18 407 975	19 134 546	3.9%
Eurozone Unemployment	45 812 106 510	115 552 827	119 564 888	3.5%
France Equity	36 134 104 355	77 605 641	79 895 699	3.0%
Spain Equity	5 645 127 699	18 407 975	18 847 003	2.4%
Italy Equity	3 131 436 340	18 511 725	18 892 882	2.1%

Figure 28: Résultats des Sensibilités

Cependant, pour éviter un effet d'assiette, qui engendre une augmentation mécanique de l'ECL sur les positions Françaises car elles constituent une grande part du portefeuille, nous regarderons donc uniquement les variations sur les positions impactées. Les résultats sont à prendre avec du recul car nous avons réalisé un choc artificiel de +/- 1% sur toutes les variables. Néanmoins, un choc de +1% sur le chômage Espagnol et de -1% sur les actions Française ne correspondent pas aux mêmes chocs  $\phi$  (en matière de quantile). Ce qui nous intéresse est l'interpolation qui permettra l'approximation de n'importe quelles variations pour un choc en % arbitraire sur chaque variable. Vérifions d'abord si l'interpolation linéaire fonctionne sur la variable France PIB. Nous réalisons donc d'autres calculs pour différents chocs : 1%, 2.5% et 5%.

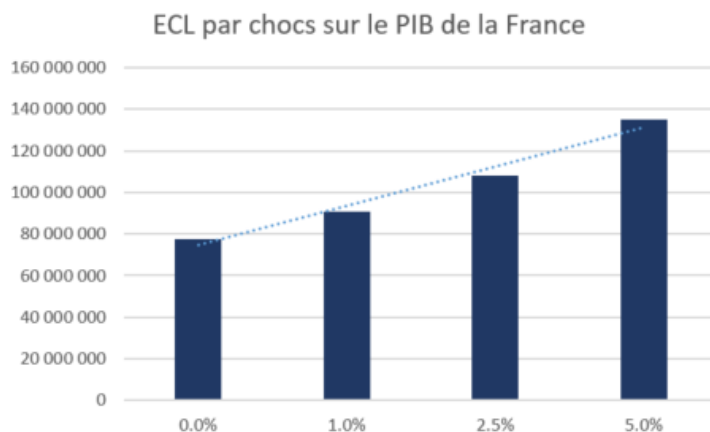


Figure 29: Interpolation linéaire sur la variable France GDP

Nous avons donc que l'approximation linéaire fonctionne bien. Par conséquent, si nous souhaitons savoir la variation pour une augmentation de 3% du chômage de la zone euro, il nous suffit de multiplier la variation d'un choc de 1% par 3. Dans ce cas, cela nous donne une augmentation de 10.5% de la provision sur les

positions concernés par cette variable. Ce calcul est valable toutes choses égales par ailleurs, dans la réalité l'ensemble des variables fluctuent et sont corrélées, cela engendre des effets qui se cumulent ou se compensent pour donner un état de l'économie.

#### 4.4.4 Prédications & Résultats durant la crise sanitaire

Nous nous intéressons au montant de la provision dans une économie en crise. L'objectif ici est d'anticiper des problématiques qui peuvent avoir lieu dans un contexte stressé. Grâce aux calculs d'interpolation des sensibilités et stress-tests de la sous-section précédente, nous pouvons estimer cette provision. Pour ce faire, nous dégraderons les variables de la même manière qu'observé durant la crise sanitaire sur le stock du 31.12.2021 décalé à la date du 20.03.2020 qui est la date où les variables macro-économiques ont plongé. Cette méthode de calcul a pour objectif de capter l'effet de la crise sur le stock du 31.12.2021. Nous comparerons ce résultat à l'estimation issue des sensibilités.

Nous obtenons par interpolation des sensibilités une estimation de l'ECL de la crise sanitaire au 20.03.2020 de 484 millions d'€. Nous pouvons déjà commencer à sentir que le montant de la provision est très élevé. Nous allons voir dans les prochaines sections si ce montant est cohérent et si cette forte augmentation pose problème.

Nous pouvons comparer cette estimation aux résultats réels puis observer le comportement de l'ECL sur l'année 2020 en réaction à cette crise.

Date de Calcul	ECL sans forward-looking	ECL forward-looking
01/01/2020	31 997 440	35 399 733
20/03/2020	25 035 241	449 692 770
01/04/2020	25 035 221	414 464 952
01/07/2020	55 166 153	690 797 514
01/09/2020	47 456 230	34 279 271
31/12/2020	49 717 846	65 666 504

Figure 30: ECL durant la crise COVID-19 avec/sans *forward-looking* en €

Nous pouvons voir que notre estimation au 20.03.2020 est acceptable, 449 millions contre 484 millions, soit un écart de moins de 10 %. Nous pourrions donc nous fier à cette méthode d'interpolation pour estimer des ECL dans certaines situations.

En ce qui concerne le comportement du risque de crédit durant cette crise, ce tableau nous permet de distinguer 3 phases distinctes sur le montant de la provision :

- Phase 1 (début de la crise) : Les variables macro-économiques s'effondrent, l'aspect *forward-looking* a fait exploser l'ECL (x13) alors que les PD PIT

sont stables voire baissières.

- Phase 2 (impact de la crise sur le crédit) : Nous observons une hausse des PD PIT entraînant une augmentation de l'ECL (x2).
- Phase 3 (fin) : légère baisse des PD PIT puis amélioration des variables macro-économiques qui permet à l'ECL de diminuer drastiquement.

L'idée qu'il faut retenir ici, c'est la chronologie de la crise. Nous avons dans un premier temps une détérioration des variables macro-économiques (baisse de la demande de biens, hausse du chômage...) qui fait exploser l'ECL à cause de l'aspect *forward-looking* qui est imposé par la réglementation. Par la suite, les entreprises s'en trouvent affectées et c'est la PD PIT qui commence à augmenter et donc l'ECL. Les PD PIT ont bien joué leur rôle dans cette période. En revanche, le *forward-looking* a entraîné une amplification excessive de cette volatilité. Il s'agit d'une problématique que nous avons rencontrée, nous allons voir dans la section qui suit, si cette problématique est propre à notre modélisation ou si d'autres institutions ont rencontré cette même difficulté.

## 5 Calcul de l'*Expected Credit Loss* dans un contexte macroéconomique extrême

La modélisation du risque de crédit ne permet pas de représenter avec perfection la réalité, et de prendre en compte toutes les éventualités. Par conséquent, il est nécessaire de prendre du recul sur les modèles et avoir un avis critique sur les outputs de modèle. En particulier pour des résultats pouvant être considérés comme aberrants ou pas conforme à la réalité, il faut donc trouver des solutions pour adapter les modèles à ces situations sous contraintes opérationnelles. Nous allons voir dans cette rubrique comment l'aspect *forward-looking* a pu réagir durant la crise sanitaire de 2020 puis quelles solutions nous avons mis en place pour résoudre la problématique soulevée. L'ensemble des informations utilisées dans cette partie est basé sur des communiqués trimestriels, résultats annuels de banques, des diapositives investisseurs ainsi que l'étude de KPMG (source : publications des rapports annuels Q4.2019 vs. Q4.2020) [3].

### 5.1 Le calcul de l'*Expected Credit Loss* à la lumière de la crise COVID-19

L'objet de cette section est d'observer les différents montants de l'*Expected Credit Loss* ainsi que les méthodologies de calcul des autres acteurs sur le marché. Cela a pour but de nous comparer et d'en apprendre plus sur ce qui se passe au sein de la place financière puisque les banques ont plus d'expérience que les assureurs sur le sujet. Il est aussi intéressant de voir comment les modèles des autres institutions ont réagi et ont été adapté pour faire face au contexte macro-économique extrême lié à la crise sanitaire en matière de provision IFRS 9.

#### 5.1.1 Les scénarios

La norme IFRS 9 impose de prendre en compte plusieurs scénarios économiques (au minimum 2) pour le calcul de l'*Expected Credit Loss*. Cette restriction laisse place à de la liberté sur le nombre de scénarios utilisés et leurs pondérations dans la provision finale. Nous allons voir comment ils sont utilisés et répartis.

Le comparatif sur 12 banques de différents pays en matière de scénarios est représentée par le graphique suivant et issue de l'étude *European banks and COVID-19 – What do 2020 annual accounts say?* [4] :

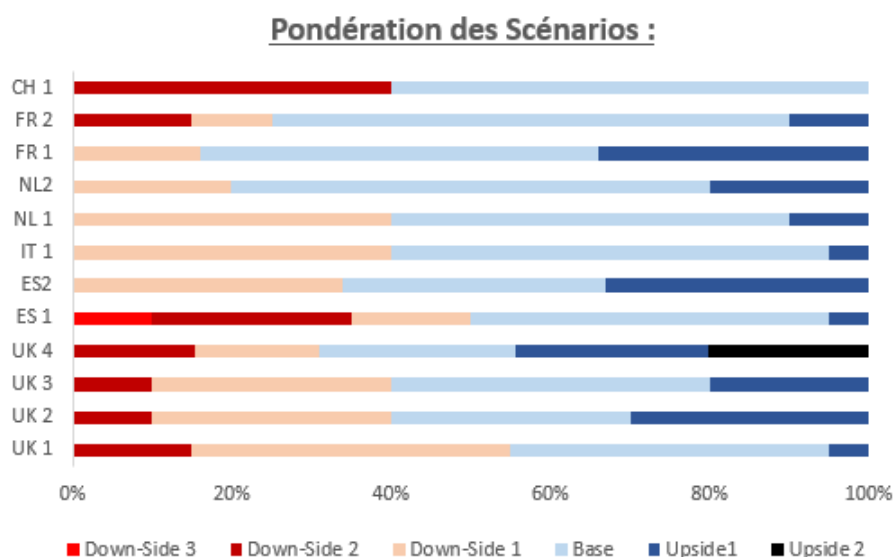


Figure 31: Pondération des différents scénarios par banques

Remarque : Les scénarios "Down-Side", "Up-Side" et "Base-Case" sont respectivement les scénarios "Défavorable", "Favorable" ainsi que le plus probable.

En matière de scénarios, nous retrouvons diverses stratégies, allant de 2 scénarios à 5 scénarios. Par ailleurs, nous remarquons que les banques anglo-saxonnes utilisent plus de scénarios que les autres banques européennes, soit 4/5 pour les banques anglaises contre majoritairement 3 pour les autres banques. Cependant, les scénarios *Baseline*, *Upside 1* et *Downside 1* sont systématiquement utilisés (sauf pour la banque suisse qui n'a recours qu'à 2 scénarios).

En ce qui concerne la pondération de ces scénarios, il n'y a donc pas de façon de faire qui se démarque, à l'exception du scénario *Baseline* qui a toujours la plus grande pondération.

D'un point de vue global, commentons le descriptif pour les principaux scénarios ci-dessous :

	Min	Max	Moyenne
<b>Upside</b>	5%	34%	18%
<b>Baseline</b>	34%	65%	46%
<b>Downside</b>	16%	40%	26%

Nous avons aussi que la part des scénarios "Downside 1+2+3" représentent 35.8% de la pondération contre 19.7% pour les scénarios "Upside 1+2" sur l'échantillon des 12 banques issues de l'étude de KPMG [4]. Les institutions

financières favorisent donc une stratégie prudente dans leurs pondérations des scénarios en favorisant le scénario "Downside" à "l'Upside".

### 5.1.2 Impact COVID-19

La pandémie de COVID-19 a causé un choc économique sans précédent avec des mesures de confinement prises par de nombreux gouvernements pour enrayer la propagation du virus qui ont entraîné un effondrement de l'activité mondiale sur le premier semestre 2020. Cela a eu des répercussions sur de nombreux indicateurs et variables macro-économiques, elles ont fortement dépassé les variations historiques comme nous le verrons par la suite (PIB, taux de chômage, indice CAC40 etc..). Par conséquent, les scénarios économiques prévisionnels des différents experts ont été dégradés afin de prendre en compte l'évolution de la crise. Cette dégradation n'est pas sans impact dans le calcul de l'Expected Credit Loss. En effet, comme cité dans les sections précédentes, la norme IFRS 9 impose la prise en compte des prévisions macro-économiques dans la modélisation pour le calcul de la probabilité de défaut et du *loss given default forward-looking*. Naturellement, un contexte économique et des scénarios défavorables entraînent une augmentation de la probabilité de défaut des émetteurs, un changement de *stage* et donc une augmentation de la provision.

Nous pouvons observer ci-dessous les changements de prévisions macro-économiques du Q2 2019 et du Q2 2020 sur quelques variables :

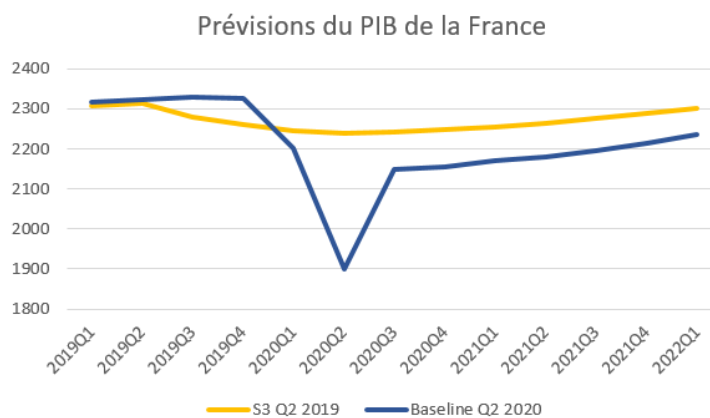


Figure 32: Scénario S3 Q2 2019 vs *Baseline* Q2 2020



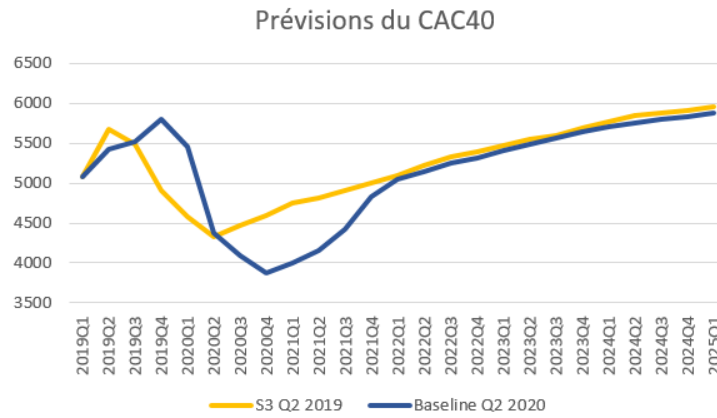


Figure 33: Scénario S3 Q2 2019 vs *Baseline* Q2 2020

Le scénario *Baseline* post-COVID-19 est bien plus défavorable que le S3 pré-COVID-19, ce qui est tout à fait logique, étant donné que la crise COVID-19 est bien en dessous d'un quantile à 10% en matière de sévérité sur les variables économiques.

Grâce à diverses informations recueillies sur le compte de résultats d'un panel de 12 banques par KPMG [4], nous pouvons observer les variations de leur ECL sur l'année 2020 dans différentes institutions bancaires de pays divers.

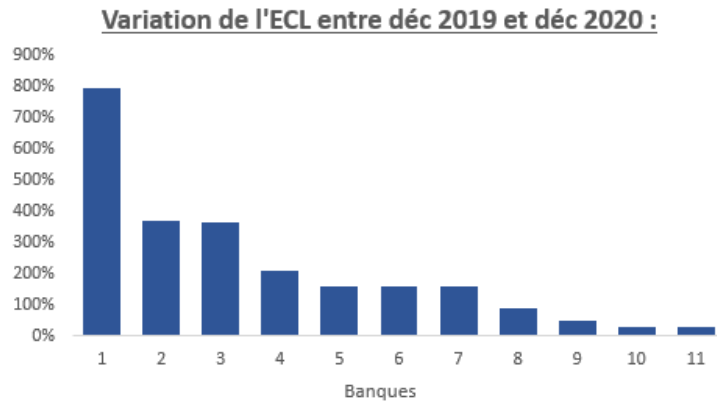


Figure 34: Variation de l'ECL (en %) 2019 vs 2020

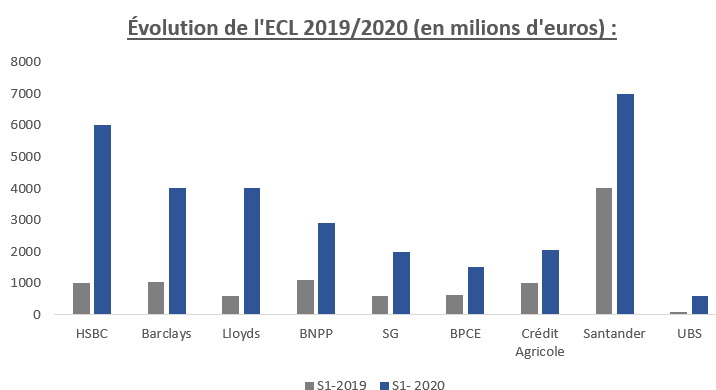


Figure 35: ECL Q1-2019 vs Q1-2020 pour diverses banques

On constate une augmentation significative de l'Expected Credit Loss pour tous les acteurs du marché comme attendu. Au Q4.2020, la moyenne de la hausse est de 133%. Cependant, l'augmentation est inégale entre les différents organismes donc la moyenne est moins pertinente du fait du fort écart-type de l'échantillon (min 20% /max 800%). Elle est de presque 2 fois plus pour Santander à 6 fois plus pour HSBC entre 2019 et 2020 (donc avant et après COVID-19). Cette inégalité entre les variations est due à la différence de méthodes et de stratégies mises en place pour avoir des montants de provisions plus réalistes.

Nous voyons aussi que le ratio moyen d'ECL sur l'encours sous risque est de 1.43% mais toujours avec un fort écart-type sur l'échantillonnage (max. 3% - min. 0.2%). Le ratio de notre compagnie d'assurance est faible pour l'ensemble de son portefeuille, nous avons eu par la suite une augmentation de l'ECL d'un facteur de plus de x10. Il est cohérent que ce ratio soit très inférieur à la moyenne des banques car c'est un assureur-vie. Les compagnies d'assurances-vie doivent pouvoir répondre aux rendements et à la garantie de leurs contrats. Ce qui a pour conséquence de restreindre l'assureur à prendre un minimum de risque sur ses investissements. Le portefeuille est donc constitué principalement de titres *investment grade*. Ces titres ont donc un faible ECL et donc le ratio ECL sur l'encours sous risque sera plus petit. Il est à noter que l'augmentation d'ECL dans ce type de portefeuille (*low default*) est plus importante puisque la marge d'augmentation est sensiblement plus grande que dans un portefeuille risqué qui comporte un ECL déjà conséquent et qui est majoré par l'encours total sous risque.

Les montants d'Expected Credit Loss en sortie des modèles doivent refléter les réelles pertes attendues et il semble juste, au vu du contexte économique d'inscrire au bilan une provision élevée en comparaison aux années précédentes. Néanmoins, nous avons pu observer qu'il n'y a pas eu de faillites en cascades durant l'année 2019-2020. Les défaillances d'entreprises se maintiennent à un niveau très bas (pour plus de précisions, voir sur le site de la Banque de France [1]). En novembre 2020, le nombre de défaillances sur un an est en recul de 36,1%, le nombre de défauts d'entreprises est donc paradoxalement en forte

baisse. C'est en partie expliquée par les mesures de soutien gouvernementales, empêchant ainsi les défauts. Il existe d'autres effets atténuants comme l'allongement des délais de paiement accordés par différentes institutions de crédit à leurs débiteurs ou encore le caractère temporaire de cette crise qui devrait laisser place à un rebond dès la levée des mesures d'urgence sanitaires. Le problème inverse va se poser lors de la reprise économique qui va engendrer des montants de provisions faibles. Cela soulève la question du *forward-looking*. Pour illustrer cette difficulté, nous pouvons prendre en exemple le PIB de la France comme variable macro-économique utilisée dans les scénarios *forward-looking*. Intuitivement, nous comprenons qu'une hausse du PIB entraîne moins de faillites, moins de chômage etc..., et inversement en cas de baisse du PIB (plus de faillite, moins de chômage). Le problème est que lors de la crise du COVID-19, le PIB ne s'est jamais autant effondré depuis la Seconde Guerre mondiale et il n'y a eu que très peu de faillites d'entreprises. En réalité, les différentes mesures prises visant à atténuer les conséquences économiques de l'épidémie ont rendu obsolètes les modèles de projections.

Le graphe ci-dessous met en évidence l'impact de la crise du COVID-19 sur les variations du produit intérieur brut (PIB en milliards d'euros) de la France à partir du deuxième trimestre de 2020.

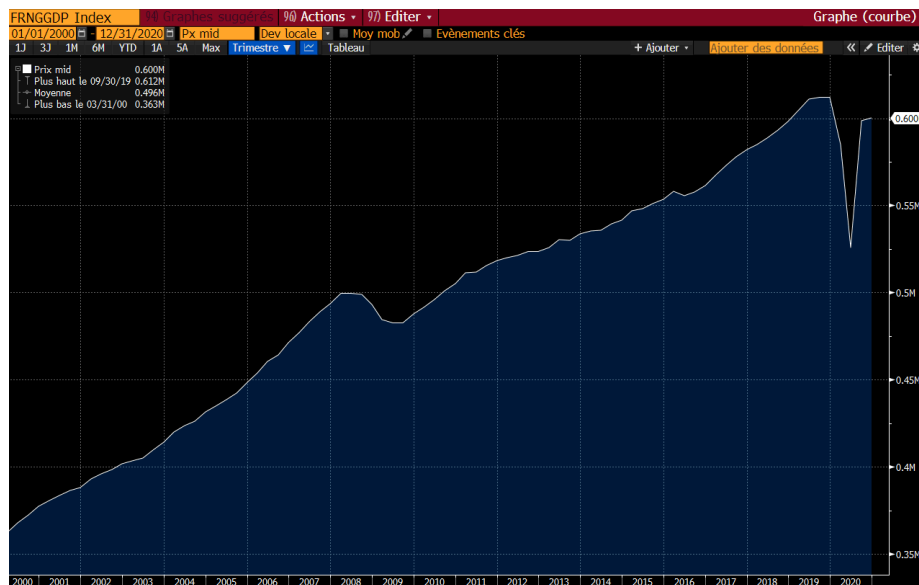


Figure 36: PIB Trimestriel de la France

L'ensemble des variables économiques présentent la même allure durant cette période. La chute du PIB pendant la crise sanitaire est extrême, et est beaucoup plus prononcée que lors de la crise de 2008 mais est suivie d'un rebond rapide tout aussi raide. Nous nous sommes retrouvés dans un état de l'économie issue d'un scénario assimilable à un quantile très faible. Comme le montre le graphique suivant (figure 37), cet aspect *forward-looking* engendre une augmentation exponentielle pour de faible quantile.

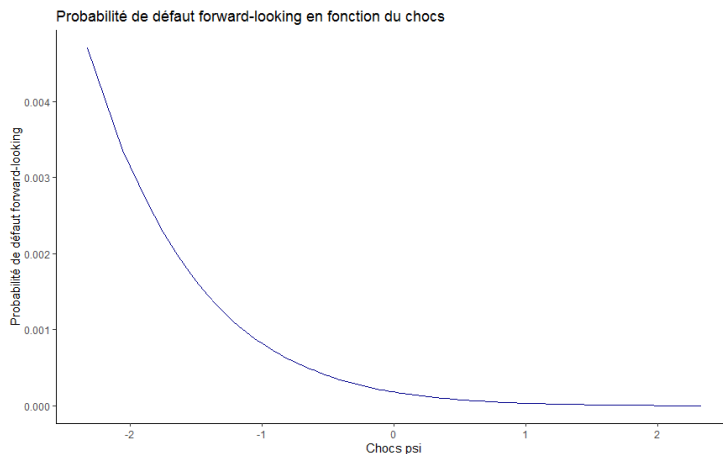


Figure 37: Probabilité de défaut *forward-looking* en fonction des quantiles

Cette allure exponentielle dans la direction des faibles quantiles a pour conséquence que les performances économiques défavorables ont un effet plus négatif sur les portefeuilles que les performances économiques positives n'ont un effet positif sur les portefeuilles. Le scénario S3 a donc plus d'impact que le S1 à pondération égale et renforce davantage le montant de la provision.

Néanmoins, cela ne signifie pas d'avoir des montants d'ECL équivalents à ceux qu'il y aurait eu dans un scénario sans la crise sanitaire. Il y a au travers de cette crise une réelle augmentation du risque de crédit pour la grande majorité des acteurs du marché, comme nous le montre les données d'EDF à horizon 1 an calculées quotidiennement sur la période du 1er janvier 2020 au 5 novembre 2021. Les graphiques suivants issus de Moody's Analytics, montrent une augmentation de la probabilité de défaut non *forward-looking* (c'est-à-dire sans la prise en compte des scénarios prévisionnels mais uniquement par le bilan de l'émetteur ou son CDS) pendant la crise.

Les EDF à horizon 1 an pour 4 banques du 1er janvier 2020 au 5 novembre 2021 :

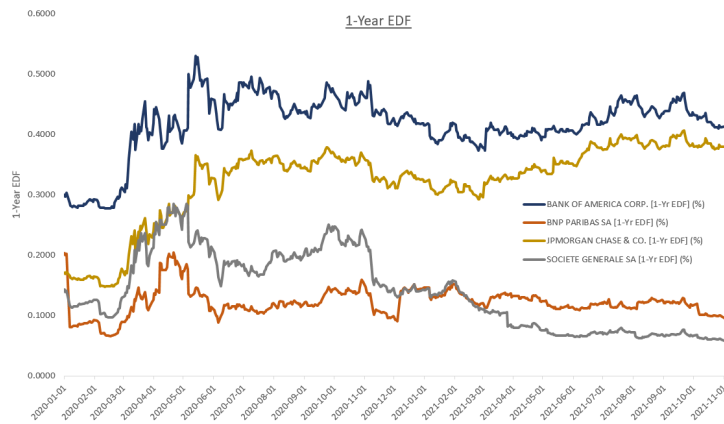


Figure 38: Probabilités de défauts *Point in Time*

Les EDF à horizon 1 an implicite des CDS pour 3 Pays du 1er janvier 2020 au 5 novembre 2021 :

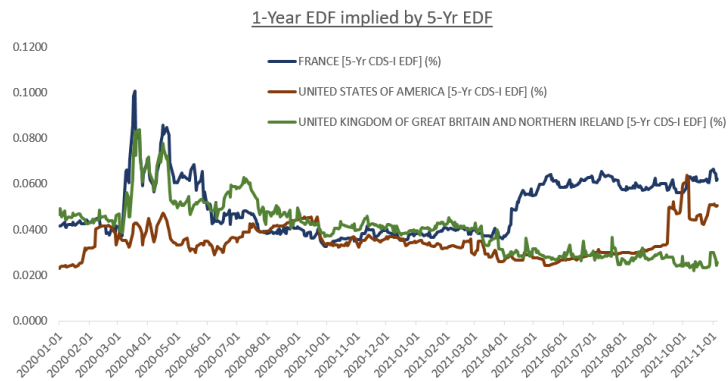


Figure 39: Probabilités de défauts implicite des CDS pour quelques souverains

Nous remarquons une augmentation significative du risque de défaut à partir de mars 2020, c'est-à-dire au début de la crise sanitaire. Cet impact va se retranscrire dans les montants de l'ECL. Il est donc cohérent de retrouver une augmentation dans la provision. Cependant, la *forward-looking* a amplifié cette hausse de manière excessive dans l'ECL.

Par conséquent, notre montant d'ECL est disproportionné par rapport à l'augmentation des EDF et est en inadéquation avec la réalité économique qui présente un taux de faillite historiquement bas, ce qui coûte très cher aux institutions. Afin d'éviter la sur-estimation de la provision et réduire sa volatilité, les banques ont procédé à la révision de leur processus de projection des paramètres de risque pour mieux refléter l'impact des dispositifs gouvernementaux dans les

projections.

### 5.1.3 Résultat post-COVID-19

Nous avons plus de recul fin 2021 sur cette crise. Les rapports mensuels de la Banque de France sur les défaillances d'entreprises précisent qu'elles se maintiennent encore à un niveau très bas. Malgré l'abandon progressif des dispositifs de soutien : une partie des mesures étant reconduites dans le plan de sortie de crise, les chiffres de défaillances des derniers mois de 2021 restent inférieurs à ceux observés en 2019 et 2020. Il n'y a donc à ce stade aucun signe d'une reprise des défaillances ou d'une vague de faillites à venir.

Cette tendance semble se confirmer sur les résultats des rapports annuels des banques au 31/12/2021. L'environnement de crédit est favorable grâce à la forte reprise économique due à l'assouplissement des restrictions liées au COVID-19. Néanmoins, d'un point de vue critique, il est possible que les défauts ne soient pas encore déclarés. La procédure juridique de mise en faillite peut durer plusieurs années et des arrangements entre les contreparties peuvent avoir lieu entre-temps.

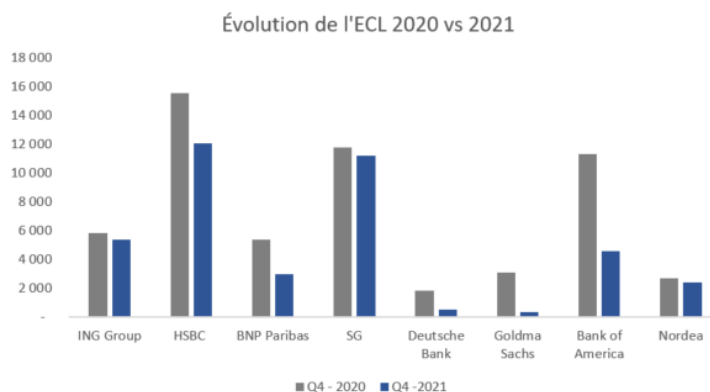


Figure 40: Q4-2020 vs Q4-2021 pour diverses banques

Les scénarios économiques ne diffèrent pas de manière significative entre ceux estimés en 2020 et 2021. Contrairement au changement draconien entre les scénarios de 2019 et 2020. La baisse de l'ECL est aussi expliquée par l'amélioration de l'environnement économique en comparaison à 2020. De plus, les acteurs ayant provisionné un "surplus" dans leur provision pour anticiper des défauts à retardement l'ont retiré suite à la non-réalisation de ce scénario durant cette année 2021.

#### 5.1.4 Cas sur quelques Banques

Dans cette sous-partie, nous allons nous intéresser aux banques qui nous fournissent suffisamment de détails sur la méthodologie de calcul de leur ECL dans leur résultat annuel 2020 car certaines autres banques restent pauvres dans leurs explications. Cela nous permet de nous concentrer sur un acteur en particulier et avoir une vision plus microscopique.

##### Cas de ING banque

Dans son résultat annuel, le groupe ING utilise les trois scénarios "Upside 1", "Downside 1" et "Baseline" avec une pondération respective de 20%/20%/60%. Les scénarios sont issues du consensus et sont complétés par les prévisions de "The Oxford Economics' Global Economic Model". La stratégie de ING pour faire face à la volatilité de leurs modèles, causé par la crise sanitaire, a été de changer leurs scénarios en les rendant plus favorable (prévision de croissance, amélioration du PIB, etc..) et ont ajouté 394 Millions d'euros d'ECL lissé sur 2021 pour prendre en compte les défauts à retardement. C'est-à-dire qu'il anticipe que les défauts qui n'ont pas eu lieu en 2020 grâce aux mesures de soutien gouvernementales, feront défaut lors de l'arrêt de ses aides. Cela a été calculé en faisant des décalages temporels dans leurs scénarios. De plus, les créances en suspension de paiements n'ont pas été placé en stage 2. ING dans son résultat annuel, réalise une analyse de sensibilité (sans la prise en compte des ajustements). ING a un ECL en 2020 de 0.64% contre 0.53% de son encours en 2019, soit une augmentation de +21%. L'analyse est réalisée par pays, et nous remarquons que les impacts diffèrent d'un pays à l'autre. Les informations présentes sur le résultat annuel 2020 de ING font ressortir que l'ECL est très sensible au critère de dégradation pour le changement de *bucket*, aux scénarios prévisionnels, ainsi qu'aux pondérations attribuées aux scénarios. De plus, leurs manoeuvres pour obtenir une meilleure estimation de l'ECL dans le contexte particulier de la crise fut d'améliorer les prévisions macro-économiques mais en rajoutant une somme conséquente à l'ECL qui sera lissé, cela dans un objectif d'anticipation de défauts en latences issue de cette crise.

##### Cas de BNP Paribas

Dans le cas de BNP Paribas, l'augmentation est plus conséquente. Une provision de 3,2 milliards en 2019 à 5,7 milliards en 2020. Soit une augmentation de 80%. Pour réduire les variations, ils ont opté pour un changement des pondérations, de 50%/24%/26% en 2019 à 50%/34%/16% en 2020 respectivement pour les scénarios "Baseline", "Upside 1" et "DownSide 1". Le choix d'augmenter la pondération du scénario favorable à pour objectif de diminuer l'ECL et en donner une meilleure estimation dans le contexte d'aide des États. Ils ont aussi adapté leurs scénarios et indicateurs aux spécificités de la crise comme l'ensemble des autres institutions afin d'en faire ressortir la dynamique moyen terme des variations macro-économiques et de réduire ainsi une volatilité excessive à court terme. À la différence de ING, BNP Paribas n'a pas recours à une entité extérieure pour leurs scénarios mais à leurs propres experts.

### Cas de HSBC

HSBC donne plus de détails sur l'allure de leurs scénarios et met en évidence la différence entre le scénario baseline de Q4 2019 contre celui de Q4 2020 sur plusieurs variables. Un extrait pour le PIB du Royaume-Uni :

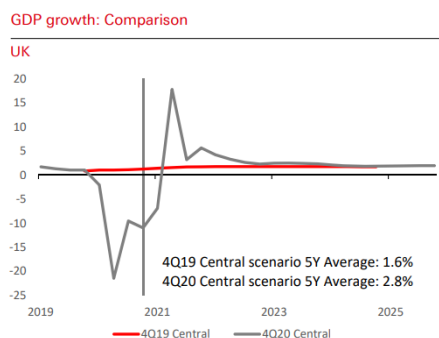


Figure 41: Scénario Baseline d'HSBC Q4 2019 vs Q4 2020

Les scénarios baseline Q4 2020 prévoient un fort rebond suite à la chute liée au virus puis une remise à la "normale" en fin 2022. Par conséquent, comme de nombreuses autres institutions, HSBC a réalisé un lissage des scénarios par avis d'experts. Durant le dernier trimestre de 2020, ils ont développé un nouveau modèle IFRS9 qui prend compte les problèmes de lissage non pris en compte dans l'ancien modèle.

### Cas de Deutsche Bank

C'est aussi la méthodologie utilisée par la Deutsche Bank, ils ont lissé leurs scénarios en réduisant le poids aux données court termes. Ils ont donc opté pour un lissage avec des moyennes de vision long terme pour en quelque sorte "gommer" la forte variations des variables économiques de la crise et rendre plus fiable la mesure de leur ECL.

Nous voyons que toutes les banques ont changé leurs scénarios, en les rendant plus favorables ou en atténuant les effets de la crise par des lissages et des pondérations qui défavorisent la période court terme. D'autres stratégies ont été mises en place pour limiter la provision, comme le changement de pondération des scénarios utilisés, l'avis d'expert ou de ne pas passer l'instrument financier systématiquement en stage 2 en cas de dégradation du risque.



## 5.2 Conclusion

En conclusion, sur les ECL Q4 2020, il ressort que la prise en compte des scénarios *forward-looking* dans un environnement COVID-19 a été un problème majeur du calcul d'ECL. Les mesures étatiques prises pour soutenir l'économie ont "cassé" les modèles de projections macro-économiques. Des interrogations sur comment réagissent les modèles dans une économie planifiée sont apparues. En l'absence de directives claires voulues par les organismes internationaux, afin de laisser une liberté de jugement aux institutions sur leurs chiffres, les banques ont adopté différentes stratégies pour publier un ECL raisonnable : des scénarios potentiellement moins pessimistes en aval des modèles de calcul ou en retirant de l'historique de calibration la période COVID-19 car elle est trop atypique, ainsi qu'une place plus importante à l'avis d'expert. Nous en déduisons donc que le problème vient sur la façon de prendre en compte les événements rares, et non pas des explications des modèles. Dans le cas de notre modélisation, le problème provient de la calibration du paramètre  $\phi$  avec une période court terme extrêmement rare.

Notre économie n'est pas à l'abri d'une crise ou autres événements qui la plongerait à nouveau dans une situation économique aussi extrême, il est donc nécessaire d'améliorer les modèles et pas seulement les ajuster à court terme pour éviter les problèmes de volatilité à l'avenir. Nous allons voir en détails dans le prochain chapitre les solutions apportées pour résoudre ce problème.

### 5.3 Comparaison avec d'autres crises

Nous souhaitons dans cette sous-partie observer l'impact du *forward-looking* sur les crises passées et la comparer à celle du COVID-19. Par le passé il y a eu de nombreuses crises comme nous pouvons le voir sur l'historique du CAC40.



Figure 42: Historique de l'indicateur CAC40 et ses crises

Nous allons nous concentrer sur la crise des *subprimes* et la crise de la dette souveraine. Les autres crises sont trop lointaines, nous n'avons pas les données suffisantes pour pouvoir faire des calculs durant ces périodes. La crise des *subprimes* est issue d'une bulle spéculative sur le marché de l'immobilier entre juillet 2007 et 2008, elle a principalement impacté les banques dont nous pouvons citer la célèbre faillite de *Lehman Brothers*. La crise de la dette souveraine a davantage impacté les pays de la zone euro. Elle est relevée par la faillite de la Grèce en 2010 et prend fin en 2013. Elles ont toutes les trois, avec la crise du COVID-19 eut un impact différent sur le crédit et l'économie. Nous allons voir à combien cela se traduit en montant d'Expected Credit Loss. Il est à noter qu'à ces époques, la norme IFRS9 n'était pas en vigueur. Nous réaliserons donc les calculs avec un seul scénario, celui qui a réellement eu lieu (ce qui a pour effet de sous-estimer la métrique puisque le S3 a un fort impact dans le calcul) avec le stock du 31.12.2021 à différentes dates des crises (avant, pendant, après). Opérationnellement, nous décalerons les dates de paiement des coupons et de la maturité pour placer la date du 31.12.2021 au jour de la date de calcul de l'ECL. Cette méthode a pour objectif d'obtenir l'effet de chaque crise pour un même stock et donc de pouvoir les comparer entre elles. Nous obtenons les résultats suivants :

Date	ECL (en millions d'€)
Q1 2007	127
Q1 2008	954
Q1 2009	2 599
Q4 2009	88
Q4 2010	93
Q4 2011	202
Q4 2012	50

Figure 43: ECL du portefeuille durant les précédentes crises

Il est à noter que les résultats de ce tableau sont légèrement décalés par rapport aux dates des crises. Cela est dû à l'aspect *forward-looking* qui anticipe les paramètres futurs.

Nous pouvons voir que la crise des *subprimes* a eu un impact beaucoup plus important et plus long sur l'ECL que les deux autres crises. Cette crise est marquée par de nombreuses faillites de fonds d'investissements ainsi qu'une intervention des gouvernements et de la BCE tardive pour sauver l'économie. De plus, comme la crise sanitaire, c'est l'économie mondiale qui est affectée. Par conséquent, l'ensemble du portefeuille est touché par l'augmentation de la provision.

Ce n'est pas le cas de la crise de la dette, qui contrairement aux deux autres crises est une crise localisée. Elle affecte les pays de la zone euro mais particulièrement le sud de l'Europe tel que la Grèce, l'Espagne, l'Italie et le Portugal. En effet, seuls les indicateurs économiques de ces pays ont fortement reculé. Pour les pays du nord de l'Europe comme la France, il ne s'agit pas réellement d'une crise mais d'une période de "stagnation". De par la composition de notre portefeuille, nous ne possédons pas beaucoup de titres avec des émetteurs de cette région. Les répercussions sont donc moins importantes, et nous rendent moins sensibles à ses pays et explique un montant d'ECL plus faible en comparaison des autres crises.

Le montant d'ECL lors de la crise des *subprimes* est très élevé mais semble plus acceptable que lors de la période COVID-19. La grande différence entre la crise des *subprimes* et du COVID-19 est aussi le caractère temporel. La première crise à entraîner une chute des indicateurs sur plusieurs années, alors que pour la deuxième, cela se passe sur quelques mois. Par ailleurs, les émetteurs ne sont pas impactés de la même manière, la crise des *subprimes* a eu plus d'impact sur les banques en premier lieu, la crise de la dette sur les souverains du sud de l'Europe, et la crise COVID-19 sur la majorité des entreprises couvrant tout type de secteurs dû aux mesures de confinement qui empêche la consommation des ménages.

Les calculs des différents stress-tests et sensibilités nécessitent une procédure opérationnelle très lourde et demandent beaucoup de temps, nous avons dans un premier temps opté pour une estimation de l'ECL du portefeuille stress-testé en fonction de plusieurs états de l'économie, c'est-à-dire en fonction du paramètre

$\phi \sim \mathcal{N}(0,1)$ . Pour ce faire nous avons estimé les paramètres moyens pondérés par leur nominal sur le portefeuille fictif daté du 31/03/2022. Ensuite, nous découpons la distribution des chocs en différentes classes de quantiles, ou chaque classe représente un état de l'économie, allant de la croissance économique à un cas de crise extrême. Nous avons défini les états de la manière suivante :

- Économie en forte croissance : quantiles d'ordre supérieurs à 90%.
- Économie dans son cycle habituel : quantiles d'ordre entre 40% et 60%.
- Période de crise : quantiles d'ordre entre 1% et 10%.
- Crises sévères : quantiles d'ordre inférieurs à 1%.

Nous considérons que le passage entre l'économie de crise et le cycle habituel passe par un état transitoire, de même pour le passage de l'économie habituel à une économie de pleine croissance.

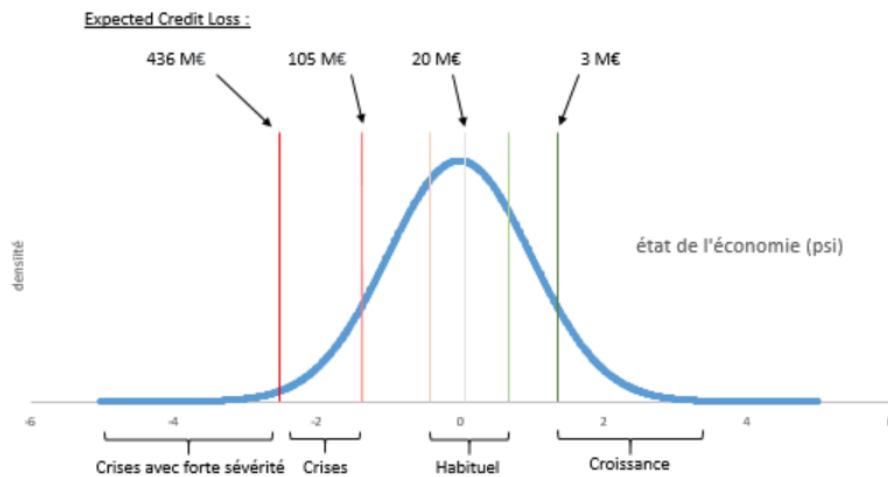


Figure 44: Expected Credit Loss selon l'état de l'économie

En période de crise COVID-19 nous nous sommes situés en matière d'ECL sur une valeur appartenant à une économie subissant une crise à forte sévérité due aux impacts sur les indicateurs alors que dans l'économie réelle nous nous situons davantage sur une crise "classique". De ce fait, il est donc nécessaire de rapprocher notre calcul d'ECL vers un ordre de grandeur autour des 100 millions € durant cette crise.

De plus, ce graphique nous permet de savoir approximativement de combien va varier notre ECL d'un passage d'état économique à un autre. Néanmoins, les résultats sont à prendre avec du recul car cela reste des estimations à partir des paramètres moyens. De plus, la probabilité de défaut et *loss given default* conditionnels dépendent de l'état de l'économie et ne sont pas figés. En cas de crise,

la probabilité de défaut issue des modèles à la Merton augmente significativement comme nous avons pu le voir dans les sections précédentes. Cela n'est pas pris en compte dans ce graphique. Une solution afin de contourner cette faiblesse est de calculer une probabilité inconditionnelle avec des paramètres moyens dans les différents états de l'économie. Néanmoins, les contraintes opérationnelles ne nous permettent pas de réaliser ce calcul. Cependant, nous pouvons comparer les probabilités de défauts inconditionnels durant les différentes crises. Pour observer le comportement de leurs probabilités de défaut durant ces périodes. Nous avons sélectionné plusieurs types d'émetteurs : *Sovereign*, *Corporates* et *Financials* représentant respectivement les pays, les entreprises et les banques. Nous faisons la distinction entre les banques et les autres entreprises.

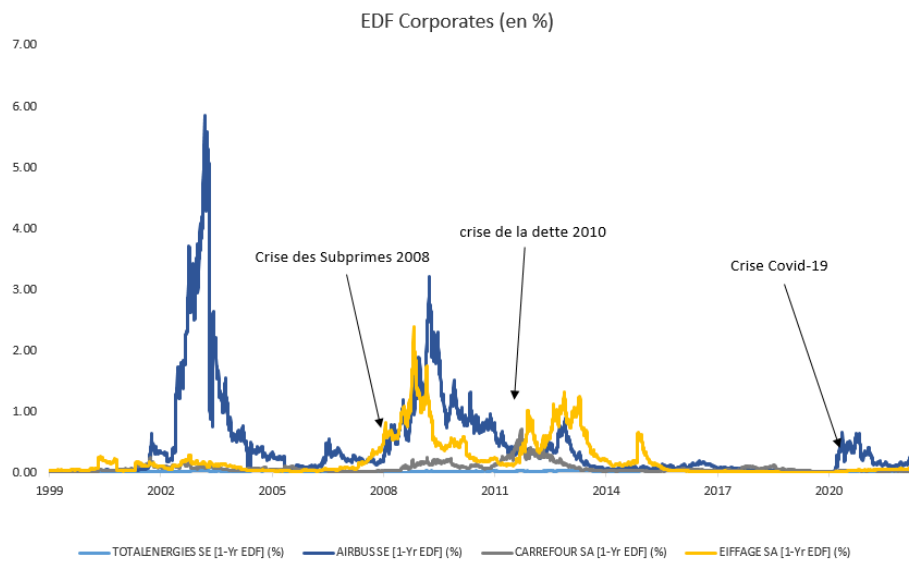


Figure 45: Probabilité de défaut pour certains émetteurs *Corporates*

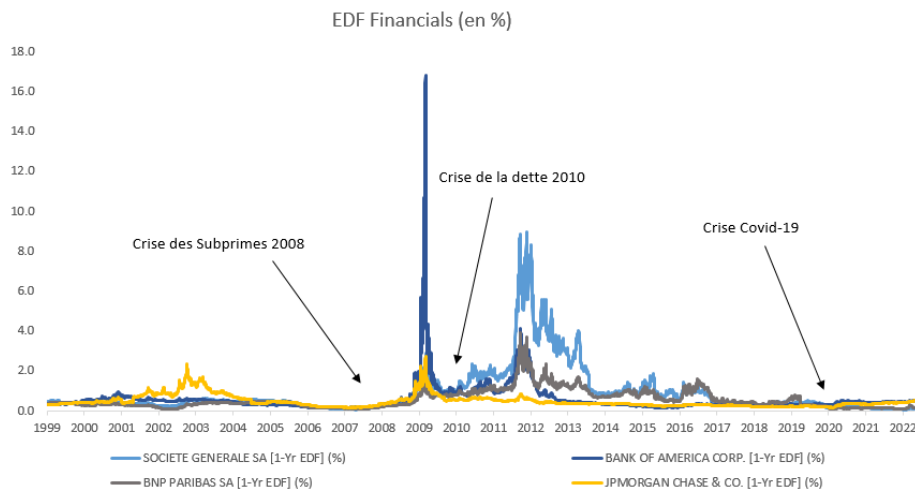


Figure 46: Probabilité de défaut pour certains émetteurs *Financials*

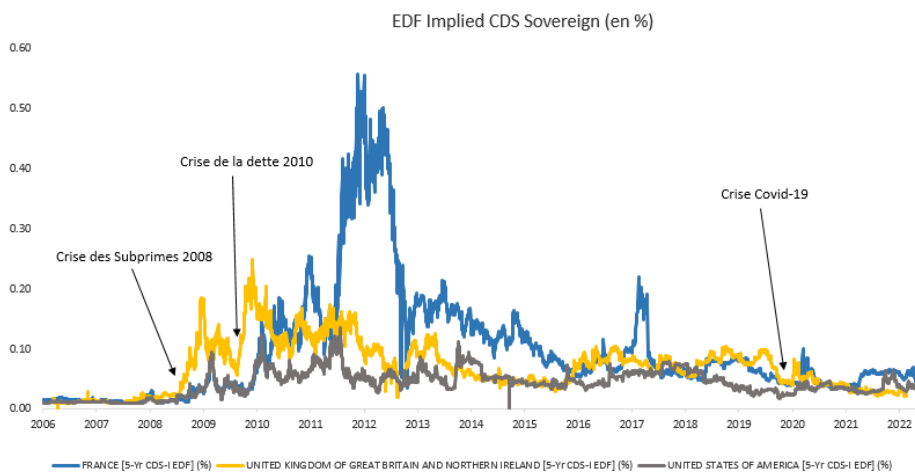


Figure 47: Probabilité de défaut pour certains émetteurs *Sovereigns*

Nous remarquons que l'augmentation de la probabilité de défaut PIT est beaucoup plus conséquente lors des précédentes crises que lors de la crise COVID-19 quel que soit le secteur de l'émetteur. En résumé, ce qui explique l'augmentation de la provision pendant ses différentes crises sont diverses. Une part est due à la dégradation des paramètres inconditionnels, en particulier pour la crise de la dette puisque son impact sur les indicateurs économiques des pays du nord de l'Europe est faible. Une autre part provient de la dégradation des variables macro-économiques comme lors de la crise sanitaire. De plus, les effets peuvent se combiner comme lors de la crise des *subprimes*, c'est pour cette raison que l'ECL est beaucoup plus conséquent par rapport aux deux autres crises.

## 5.4 Différentes propositions d'amélioration de la méthodologie actuelle

### 5.4.1 Introduction

Comme l'a été évoqué ci-dessus, les variables macro-économiques ont été fortement affectées durant la crise sanitaire, dépassant considérablement les variations historiques, comme nous pouvons l'observer sur ce graphique :

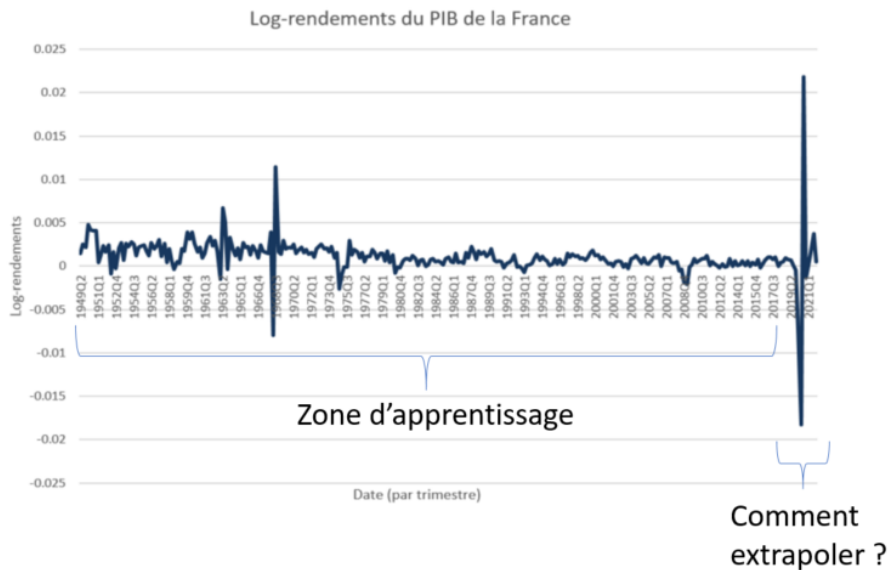


Figure 48: Log-rendements du PIB de la France depuis 1949

Les modèles de conditionnement des scénarios qui sont calibrés avec des données pré-COVID-19 ne sont pas des résultats raisonnables lorsqu'ils sont appliqués à des prévisions macroéconomiques montrant des changements et des fluctuations importantes. Nous allons voir des méthodes permettant de traiter la spécificité de la crise afin d'éviter une sur-estimation de l'ECL.

### 5.4.2 Lissages des scénarios

Au vu de la section précédente, une première approche pour résoudre la problématique liée à la survenance de la crise sanitaire serait de lisser les scénarios. Nous verrons par la suite une autre alternative plus en détails dans les sous-sections suivantes.

L'intérêt économique derrière les lissages est de réduire les fortes variations court termes. Les variables n'ont pas réussi à capter l'influence du support des gouvernements, le lissage rendra donc la calibration du paramètre *forward-looking* plus juste.

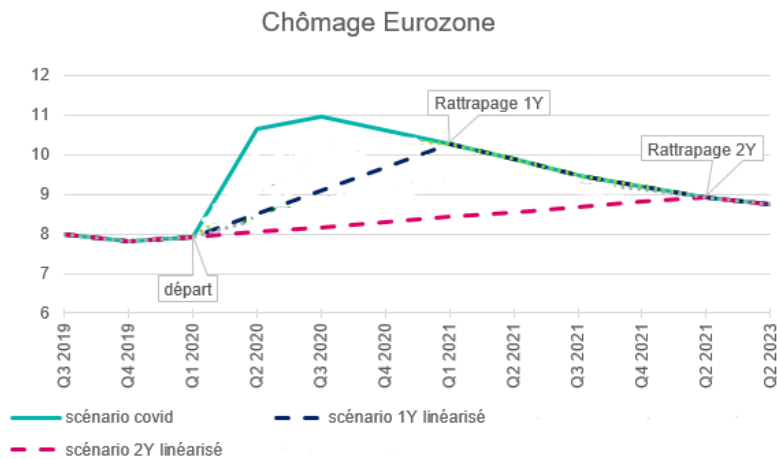
### Fonctions de rattrapage

Afin de lisser le montant d'ECL et d'éviter une volatilité induite par la sensibilité aux facteurs court terme, nous envisageons de lisser la partie court terme des projections macro-économiques. Une des solutions envisagées est de fixer un point de rattrapage et d'atténuer le saut effectué par les variables macroéconomiques entre aujourd'hui et le point de rattrapage. Pour toutes les variables macro-économiques  $Y$ , nous avons sur la période à lisser :

$$Y(t) = Y_{linéaire}(t) + h(t)[Y_{réel}(t) - Y_{linéaire}(t)],$$

Avec  $h(\cdot)$  une fonction tel que  $h(0) = 0$ ,  $h(\text{point rattrapage}) = 1$  et  $h$  monotone.

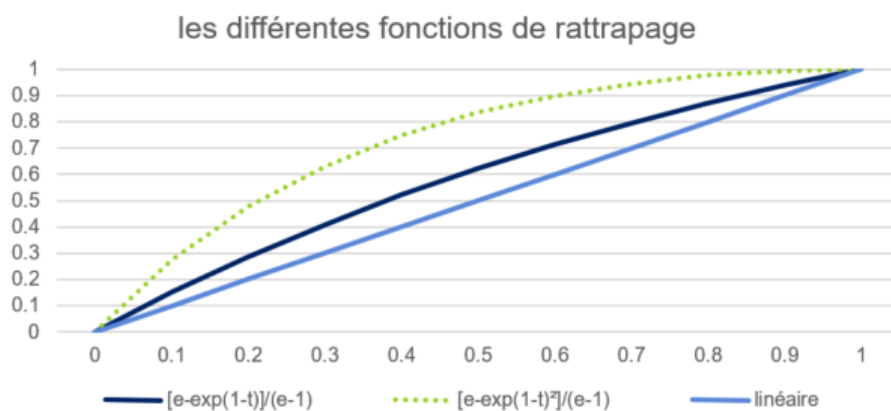
Un exemple sur le chômage de la zone Euro en se plaçant au Q1 2020 (pré-COVID-19) :



Il y a plusieurs fenêtres de rattrapage possibles : 9 mois, 1 an, 2ans, etc... Plus nous choisissons une fenêtre longue, plus les variations durant la crise sont atténuées, voir jusqu'à totalement gommer ces variations. Cela se traduira par une diminution de l'ECL.

Cependant, nous pouvons aussi envisager plusieurs types de courbes  $h(\cdot)$  : linéaire, de type exponentielle ou autres, plus ou moins concave, ou convexe. la convexité permet de ne pas effacer complètement les variations court termes contrairement aux lissages linéaires.





Pour la réalisation des calculs nous nous sommes placés en pleine crise COVID-19 au Q1 2020. Nous avons utilisé une fenêtre de temps d'horizon 1 an (Q1 2020 à Q1 2021) ainsi que deux types de fonction de rattrapage :

Calcul	Expected Credit Loss (en Millions d'€)
Scénario réel (non-lissé)	694
Lissage Linéaire 1Y	122
Lissage Exponentielle 1Y	160

Comme attendu, nous avons pu atténuer l'ECL grâce à ces lissages. Nous précisons l'importance de l'avis d'expert dans l'avantage de pouvoir jouer sur la fenêtre temporelle et la fonction de rattrapage pour adapter son résultat. Il est à noter que tous les résultats sont nécessairement plus grand quel que soit la convexité utilisée que le lissage linéaire. En effet, le lissage linéaire est neutre sur les scénarios alors que les lissages avec une convexité cherchent à capter un peu l'effet de la crise.

### Moyennes mobiles

Une autre manière de lisser les scénarios est l'utilisation des moyennes mobiles. Cela va nous permettre d'atténuer les variations de manière plus flexible et fine que la méthode précédente en jouant sur l'ordre et les poids accordés aux données court ou long terme.

Pour la construction des moyennes mobiles, nous définirons les dates pour lesquelles appliquer ce lissage, puis l'ordre de la moyenne mobile. Dans notre contexte, nous avons des données trimestrielles. Par conséquent, nous réaliserons sur les valeurs entre les deux dates précisées (ici entre Q1 2020 et Q1 2021) une moyenne avec les  $k$  valeurs précédentes pour définir la nouvelle valeur du scénario au trimestre suivant ( $k$  correspond à l'ordre de la moyenne mobile) : Soit  $Y$  une variable macro-économique,  $Y_{lissé,t_i} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k Y_{t_i-j}$ .

Observons les moyennes mobiles d'ordre 4 et 6 sur le PIB sur 1 an à partir

de Q1 2020 :

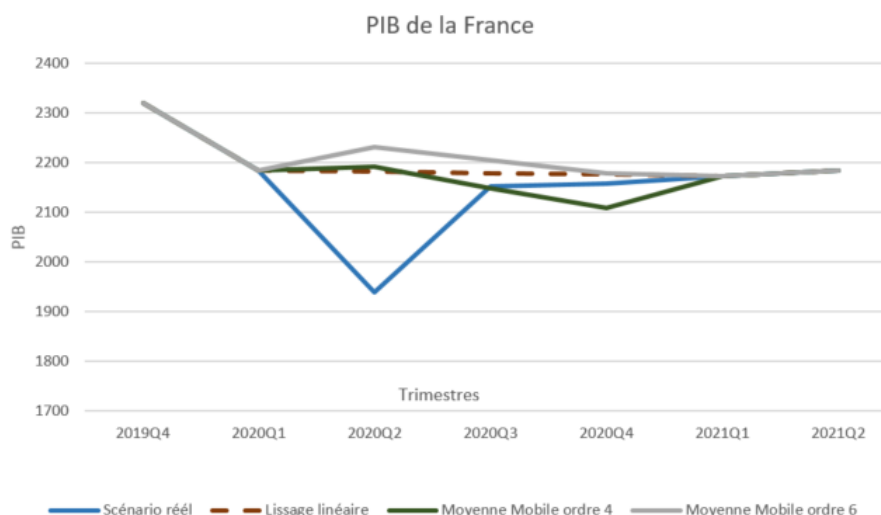


Figure 49: Scénario du PIB Français lissé par moyennes mobiles

On constate que la moyenne mobile permet de garder l'évolution du PIB réel en l'atténuant et avec un petit retard dans le temps. Dans le graphique ci-dessus, nous constatons que ce retard rend favorable le scénario de la moyenne mobile d'ordre 6. Il est toujours supérieur au lissage linéaire dans le cas du PIB de la France. Nous ne souhaitons pas une telle situation car nous risquons de sous-évaluer la provision, l'atténuation sera donc trop forte.

Nous avons réalisé les calculs à la même date qu'avec les lissages précédents et sur différents ordres de lissage afin d'en observer l'effet sur le résultat.

Calcul	Expected Credit Loss (en Millions d'€)
Scénario réel (non-lissé)	694
Moyenne Mobile d'ordre 2	120
Moyenne Mobile d'ordre 4	75
Moyenne Mobile d'ordre 6	58

Nous remarquons la forte atténuation dès l'ordre 2 et qui se rapproche du lissage linéaire en niveau de provision. En revanche, comme attendu, pour des lissages d'ordre supérieur nous avons la provision qui est en dessous du lissage linéaire à cause du retard de la moyenne mobile. Cela rend le scénario favorable. Contrairement au lissage linéaire qui reste neutre. Par conséquent, un lissage avec un ordre trop grand perd du sens et retranscrit des scénarios à l'opposé de la réalité. Par analogie avec le lissage précédent, cet ordre ressemble en quelque sorte à faire un lissage avec de la concavité dans le cadre d'une variable subissant une baisse.

La moyenne mobile a pour principal avantage de pouvoir jouer de manière fine sur les scénarios. Néanmoins, cela peut perdre du sens lorsqu'on utilise un ordre élevé. Opérationnellement, cela complique la chose, car une analyse variables par variables doit donc être réalisée au préalable pour adapter les paramètres de la moyenne mobile.

### Autres méthodes

Dans le cadre de notre démarche, nous avons réfléchi à d'autres méthodes que le lissage des scénarios. En effet, comme les différentes politiques venant en aide aux entreprises ne sont pas prises en compte, nous pouvons donc créer un nouvel indicateur qui prend en compte cela. Cela a pour but de remonter le choc  $\phi$  vers des valeurs positives. Néanmoins, la prévision "forward-looking" de ce paramètre semble difficile car il n'existe pas de modèles ou d'experts économiques pouvant anticiper les décisions du gouvernement.

Une autre méthode est de considérer que l'augmentation du risque de crédit durant la crise est significative seulement pour les émetteurs du secteur *Corporate*. En effet, ce sont les principaux acteurs touchés par la crise, principalement à cause du confinement. Par conséquent, nous pouvons réaliser deux runs du modèle : un run avec les scénarios pré-COVID-19 pour les émetteurs "Sovereign" et "Financial" et un run avec les scénarios post COVID-19 pour les "corporates". Cela a pour effet de retranscrire l'impact du *forward-looking* de la crise sanitaire uniquement sur les émetteurs *corporates* et pas sur les autres. Les autres émetteurs seront impactés par la crise uniquement sur leurs paramètres inconditionnels. L'ECL sera donc un hybride entre les deux calculs et sera donc situé entre l'ECL pré/post-COVID-19.

Nous avons réalisé les calculs pour une date pré-COVID-19 du 31/05/2020 et du 23/11/2020 pour le post-COVID-19 avec le stock de janvier 2022 (cela a pour objectif de retranscrire l'effet avant et après COVID-19 sur le stock à jour).

Calcul	Expected Credit Loss (en Millions d'€)
Sc pré-COVID-19	32
Sc post-COVID-19	410
Sc hybride	106

Nous constatons toujours une forte augmentation de l'ECL par rapport aux résultats avant crise. Cet effet est cohérent puisque nous avons pu observer une augmentation du risque de crédit sur les paramètres *point in time*. Néanmoins, l'augmentation est beaucoup plus raisonnable qu'avec les scénarios avec crise. Cette méthode a pour avantage d'avoir une grande facilité de mise en place opérationnelle. Cependant, son défaut réside dans son caractère temporaire, car plus nous nous éloignons dans le temps du début de la crise, plus le calcul perd du sens, puisque nous gardons les scénarios pré-COVID-19 qui restent figés. Par conséquent, le risque sur les émetteurs non-*corporates* est figé. Cette méthode permet donc de répondre à la problématique mais ne peut cependant pas être utilisée sur le long terme. De plus, son efficacité est limitée par le nom-

bre de position *corporate* dans le portefeuille de la compagnie. Dans notre cas, la méthode atténue fortement l'ECL car nous avons un portefeuille d'assureur vie et donc principalement constitué d'obligation d'état (titres de types *Sovereign*, donc le calcul de l'ECL pour ces positions est moins impacté par la crise).

Nous allons désormais étudier d'un point de vue théorique et pratique une méthode permettant d'atténuer la volatilité de l'ECL en période de crise et pouvant être utilisé sur le long terme. Elle s'intitule l'*Anchoring*

## 5.5 Nouvelle Méthodologie : *Anchoring*

Nous allons aborder le fonctionnement théorique ainsi que son interprétabilité dans cette section.

### 5.5.1 Formalisme mathématique

L'idée sous-jacente est que le scénario *Baseline* est supposé être un scénario médian reflétant donc les anticipations du marché. La distribution des chocs des variables macro-économiques va donc être ajustée pour que sa moyenne corresponde à celle du scénario central. Cela se traduit mathématiquement par :

$$\phi_{MV}^{Sc,Anchored} = g(MV) = f(MV - MV^{Baseline} + f^{-1}(0)),$$

$$\phi_{MV^{Baseline}}^{Sc,Anchored} = 0,$$

- $f^{-1}(0)$  représente la médiane historique des log-rendements de la variable macro-économique.
- $\phi_{MV}^{Sc,Anchored}$  est le choc *Anchored*.

L'*Anchoring* déplace la médiane historique à la médiane donnée par le *Baseline*. Par conséquent, les chocs des scénarios *Up* et *Down* sont donc calibrés par rapport au scénario *Baseline* et ne sont donc plus calibrés en absolu par rapport à une moyenne historique. Le signe et l'intensité du choc sera donc relatif au *Baseline*. Prenons l'exemple de la variable du taux de chômage en France :

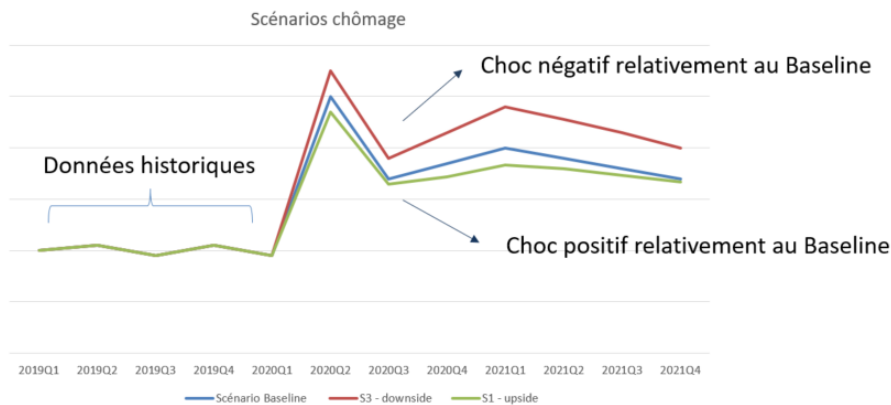


Figure 50: Scénario S1, S2 et *Baseline* du taux de chômage

La différence avec la méthode native est le changement de référentiel pour les chocs. Avant l'*Anchoring*, un choc nul était représenté par un scénario de variation de la médiane historique. Ici, l'objectif est d'éviter des chocs de fortes intensités lors de grandes variations court termes comme nous avons pu connaître lors

du COVID-19. L'*Anchoring* modifie uniquement l'aspect *forward-looking*, par conséquent, toutes choses égales par ailleurs avec la méthode native, l'impact des paramètres inconditionnels est identique. C'est un effet que l'on souhaite garder puisque comme évoqué dans les sections précédentes, ces paramètres ne sont pas remis en cause.

Cette méthode est en accord avec la norme IFRS 9 car même si la PD calculée par le *Baseline* se rapproche de la PD TTC, l'ECL global reste pondéré par les deux autres scénarios avec un poids total de 60%.

### 5.5.2 Interprétation théoriques & pratiques

Nous pouvons visualiser la probabilité de défaut *Anchored* en fonction des paramètres  $\rho$  et RSQ pour une PD PIT à  $>50\%$  et  $<50\%$ :

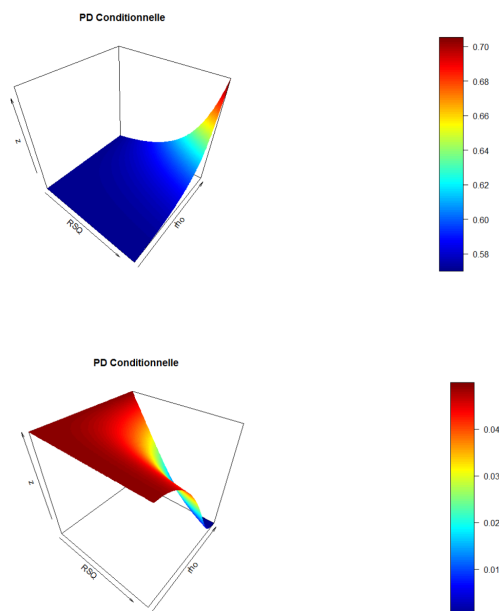


Figure 51: Représentation 3D de la probabilité de défaut

Pour mieux comprendre comment la formule fonctionne, traçons le graphique de la PD conditionnelle par rapport à la PD inconditionnelle dans le cas du *Baseline* (c'est-à-dire  $\phi = 0$ ). Nous pourrions observer comment l'aspect *forward-looking* transforme cette probabilité :

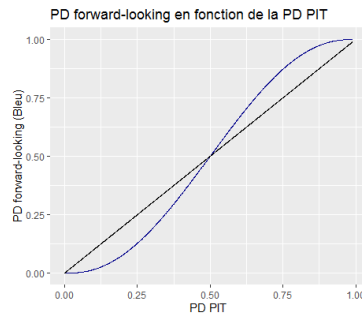


Figure 52: Probabilité de défaut *forward-looking anchored* en fonction de la probabilité de défaut *Point in Time*

Le conditionnement a pour effet d'augmenter la probabilité de défaut pour des PD PIT supérieures à 50% et inversement si inférieures.

Maintenant, regardons comment la courbe se déforme lorsque nous lui imposons un choc positif ( $\phi > 0$ ) puis négatif ( $\phi < 0$ ) :

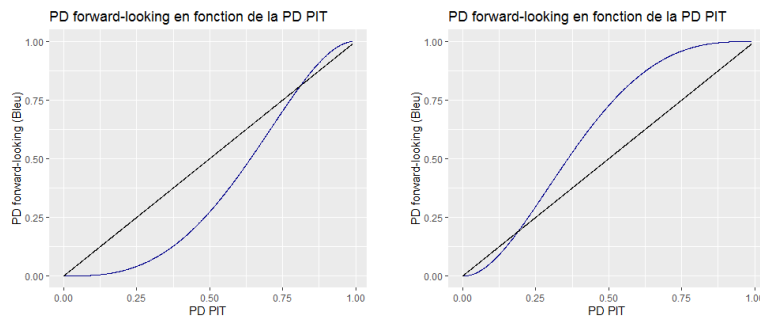


Figure 53: Probabilité *forward-looking* avec chocs

On remarque que les chocs positifs (resp. négatif) entraîne une déformation de la courbe vers le bas (resp. haut). Ce qui est cohérent puisqu'une économie en mauvaise santé (resp. bonne santé) entraînera des chocs négatifs (resp. positifs) et donc une augmentation (resp. diminution) du risque de défaut.

### Résultats en Expected Credit Loss

Nous pouvons observer les résultats de cette méthode suivant différentes dates de calcul (avant et après crise COVID-19) et la comparer à la méthode native en matière d'ECL :

Date de calcul	ECL Ancre (Millions d'€)	ECL (Millions d'€)
31/05/2020	52	38
25/06/2020	50	1 135
25/08/2020	83	24
25/10/2020	82	105
23/01/2021	84	53
19/03/2021	61	39
30/06/2021	60	46
20/08/2021	48	41

Figure 54: ECL Anchoring vs Natif sur le portefeuille d'un assureur-vie

Dans la pratique, le stock n'est pas figé, c'est celui à la date de calcul, par conséquent, dans les variations il y a aussi un effet stock dû aux achats/ventes des différents actifs par les gérants. Pour enlever ces variations, nous avons figé le stock en janvier. Néanmoins, certains titres sont arrivés à échéance entre les différentes dates de calculs, il est donc à noter qu'une légère part des variations est due à cet effet temps mais reste négligeable.

En pleine crise COVID-19 au 25/06/2020, l'ECL reste stable pour la méthode *anchoring* puis subit une augmentation de 68% pour atteindre une provision autour des 83 millions d'euros pendant plusieurs mois avant de revenir à un seuil similaire à celui calculé pré-COVID-19. Quant à la méthode native, l'ECL explose au 25/06/2020 en dépassant les 1 milliards d'euros de provision pour se retrouver à un niveau plus faible qu'avant crise 2 mois plus tard dû à la remontée de certaines variables macro-économiques, mais continue de fortement varier avant de se stabiliser en début d'année 2021. La méthode native présente donc une instabilité qui n'a pas vraiment de sens aux vues du contexte économique. L'*anchoring* permet d'éviter cette volatilité démesurée lors de périodes économiques très stressées. Plus précisément, cela réduit la volatilité de l'aspect *forward-looking* car les paramètres inconditionnels restent inchangés. De plus, dans des cycles économiques habituels le niveau de la provision pour les deux méthodes est relativement proche. Nous avons observé les résultats d'un point de vue global sur l'ensemble du portefeuille, nous allons désormais nous concentrer sur l'impact de la probabilité de défaut et du *loss given default* de quelques émetteurs afin de comprendre les écarts d'un point de vue micro.



### Résultats sur quelques émetteurs

Nous pouvons observer l'effet de la nouvelle méthodologie sur les émetteurs de notre portefeuille les plus consommateurs en ECL. Dans le graphique ci-dessous, la bulle est proportionnelle au montant de l'ECL, la couleur bleue représente la méthode native et la couleur jaune l'*anchoring*.

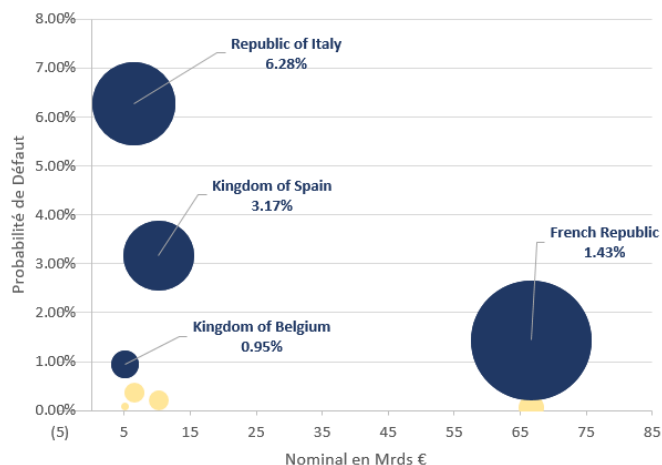


Figure 55: Illustration sur quelques émetteurs dans une économie très stressée

La probabilité de défaut est fortement réduite avec l'*anchoring*. C'est d'ailleurs ce paramètre qui a suscité les problèmes de volatilité sous-jacents à l'ECL, puisque la LGD reste très stable même en période de stress.

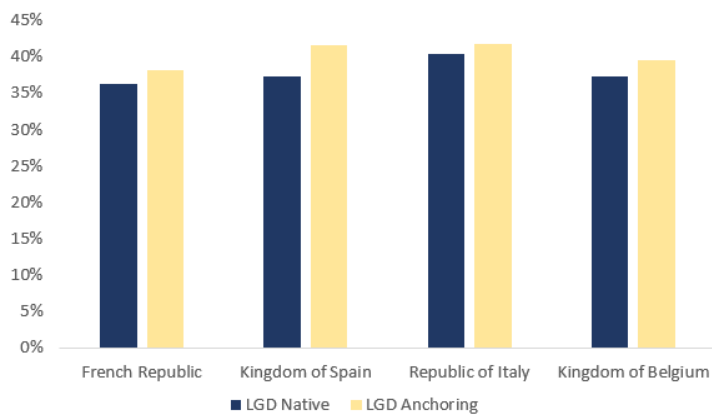


Figure 56: Illustration sur quelques émetteurs

Pour la LGD, les écarts entre les deux méthodes sont minces, et on constate aucun écart significatif. Cela est vérifié sur l'ensemble du portefeuille, à diverses dates de calcul. Au vu de la formule décrite précédemment, l'impact direct de

l'*anchoring* sur ce paramètre est difficilement interprétable.

Les résultats sont donc cohérents puisque l'objectif est de retrouver des niveau de LGD identique avant et après application de cet méthode de part sa grande stabilité.

On constate ici, que la volatilité est réduite grâce à la probabilité de défaut, et que la LGD reste stable. C'est bien l'effet recherché puisque c'est la probabilité de défaut conditionnelle qui a posé problème et pas la LGD.

En période économique habituelle au 31.12.2021, nous avons le graphique suivant :

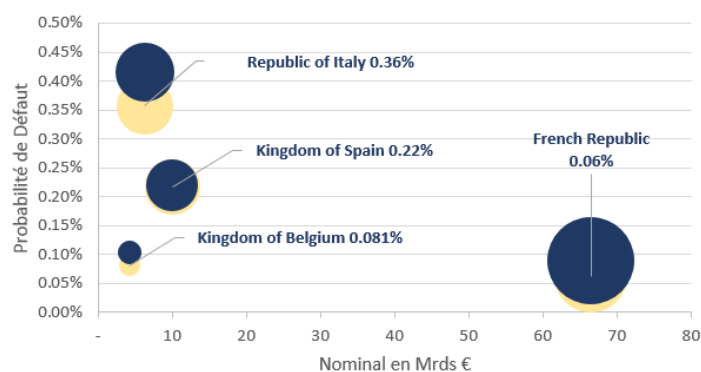


Figure 57: Illustration sur quelques émetteurs

Nous constatons de faibles écarts avec la probabilité de défaut entre les deux méthodes lors du cycle économiques non stressé. Pour la LGD, les écarts sont trop faibles pour les considérer significatifs.

Par conséquent, l'*anchoring* permet de résoudre la problématique de volatilité en période économique très stressée, et reste dans des montants de provision proche que la méthode initiale lors de périodes économiques habituelles. Il est cohérent que l'ECL soit équivalent en période classique puisque la méthodologie originelle ne soulève aucun problème mis à par les critiques d'hypothèses identiques à la nouvelle méthodologie.

### 5.5.3 Comparaison avec la crise Ukrainienne

L'invasion de l'Ukraine par la Russie déclenchée le 24 février 2022 sur ordre du président Russe Vladimir Poutine est un évènement qui a impacté l'économie européenne. La reprise de la croissance suite à la pandémie est rendue modérée par ce conflit. L'invasion et ses conséquences constituent un frein important à la croissance économique pour le reste de l'année. Le prix élevé des matières premières et de l'énergie entraîne une forte inflation qui limite la croissance. De plus, la Banque Centrale Européenne commence à remonter les taux pour limiter l'inflation. De la même manière que lors de la crise du COVID-19 mais

avec une sévérité moindre, les scénarios prévisionnels ont donc encore une fois subit des changements les rendant moins optimistes sur la reprise économique. Nous allons donc appliquer notre nouvelle méthodologie à cette situation et la comparer au calcul natif pour en distinguer le comportement sur une crise "mineure" sur les variables économiques.

Pour le calcul de l'Expected Credit Loss, nous nous baserons sur les projections macroéconomiques de Moody's à avril 2022. Elles prennent donc en compte l'impact du conflit Russie-Ukraine et de l'évolution des autres facteurs économiques sur les variables macroéconomiques et financières. Nous garderons notre stock de référence du 31.12.2021 pour pouvoir isoler l'effet du conflit.

Les résultats sont résumés dans le tableau ci-dessous :

Expected Credit Loss	Au 31/12/2021	Au 31/05/2022	$\Delta$
Approche Anchoring	47 155 763	47 902 646	746 883
Approche initiale	50 063 320	53 778 668	3 715 348

Comme prévu, la guerre entraîne une augmentation de l'Expected Credit Loss mais qui reste tout de même très faible en comparaison aux autres crises. De plus, nous pouvons voir que l'effet sur les deux approches n'est pas le même. Pour la méthode *anchoring* cette augmentation est de 1.58% contre presque 5 fois plus pour la méthode native. Notre nouvelle méthode réduit donc la volatilité dans tous les scénarios, pas uniquement dans des scénarios à très fortes variations. Les deltas brutes sont à prendre avec du recul car l'augmentation dépend fortement de la structure du portefeuille.

#### 5.5.4 Limites de la modélisation

Notre nouvelle méthodologie, même si elle permet de répondre de manière efficace à notre problématique, présentes certaines limites que nous avons pu sentir dans les parties précédentes. Une des limites sur le plan théorique est l'interprétabilité pour la LGD. Il est difficile d'interpréter la formule de la LGD ou d'observer l'impact des scénarios directement sur la formule contrairement à la formule de la probabilité de défaut. D'un point de vue de la norme IFRS 9, il peut être reproché que pour le scénario *Baseline*, une perte de l'aspect *forward-looking* pour se rapprocher d'une probabilité davantage TTC, toujours est-il que la pondération des autres scénarios reste majoritaire à 60%. De plus, nous devenons encore plus dépendants de la précision des scénarios économiques prévisionnels fournis par les agences de notations ou autres organismes. En effet, comme les chocs sont relatifs au scénario médian et non plus à l'historique, la qualité de la prévision de ce scénario est capital pour la suite du calcul. Une autre limite confirmée par la crise Ukrainienne qui est commune aux autres méthodes visant à atténuer la volatilité de la provision, est le côté double tranchant. Lorsque nous atténuons l'ECL de manière légitime dans le cas de crise à forte sévérité sur les variables économiques, nous l'atténuons aussi pour des crises "mineurs" et dans des situations où il n'y a pas lieu de réduire cette volatilité. Il s'agit d'un arbitrage à faire selon la politique de la compagnie

entre le choix d'un modèle qui atténue les effets des crises majeures avec un soutien des gouvernements comme celle du COVID-19 mais en contrepartie les effets des "petites" crises seront négligés ou d'un modèle qui garde les excès de volatilité mais ne néglige pas ces "petites" crises.

## 6 Conclusion

Les modèles de risque de crédit s'avèrent insuffisants pour estimer précisément les pertes de crédit attendues durant un cycle économique stressé où les gouvernements mènent une politique visant à la mettre sous perfusion pour en réduire l'impact. La quantification de l'aspect *forward-looking* reste une composante difficile à retranscrire dans les métriques et conduit dans certaines situations à de mauvaises estimations. Il est donc nécessaire d'adapter notre modélisation à ce type de situation, c'est en ce sens que la méthode d'*anchoring* répond à ce besoin et présente une alternative aux solutions apportées par les méthodes de lissage. Les méthodes de lissage modifient directement les scénarios afin d'acquérir des données de calibrations qui engendreront moins de volatilité sur le paramètre systémique. Cependant, la façon dont le lissage est réalisé reste très arbitraire et donc très sensible à l'avis d'expert. Cet avis d'expert est aussi très important dans les autres solutions comme l'annulation du changement de *stage*. Contrairement à ces méthodes, l'*anchoring* ne modifie pas les données mais la manière dont nous les utilisons pour calibrer ce paramètre, et n'a donc pas nécessairement besoin d'une expertise supplémentaire. Ceci rend cette méthode plus facilement industrialisable d'un point de vue opérationnel. De plus, elle repose sur la définition du scénario *baseline*, par conséquent, cela revient à forcer ce scénario au quantile médian dans la calibration, ce qui rend la méthode légitime dans son fonctionnement.

Néanmoins, elle présente certains inconvénients. La compagnie doit arbitrer sur son utilisation pour garder un contrôle sur la provision. Cependant, cette nouvelle méthodologie n'enlève pas les autres limites du modèle. En particulier, le fait que l'impact de l'économie n'engendre pas toujours une augmentation du risque de crédit. C'est le cas pour des émetteurs comme Netflix ou Amazon qui ont pu profiter du contexte de la crise COVID-19 pour améliorer leurs bénéfices. Grâce à la méthode *anchoring* nous ne devrions plus avoir de problème avec l'aspect *forward-looking* à l'avenir. Toutefois, il faut garder à l'esprit que nous ne sommes pas à l'abri d'un scénario qui engendrerait une forte volatilité sur notre ECL mais cette fois-ci causé par un autre paramètre comme la probabilité PIT ou la LGD.



## 7 Bibliographie

### References

- [1] Banque de France *Suivi mensuel sur les défaillances d'entreprises* (<https://www.banque-france.fr/statistiques/parution-referencename/defaillances-dentreprises>).
- [2] David Kurtz & Thomas B.Pignard *Modélisation du risque de crédit, DEA de Statistique et Modèles aléatoires en économie et finance Université Paris 7 — Université Paris 1* .
- [3] Douglas Dwyer, Zan Li, Shisheng Qu, Heather Russell, Jing Zhang (2010) *CDS-implied EDF<sup>TM</sup> Credit Measures and Fair-value Spreads*.
- [4] Ewa Bialkowska (2021) *European banks and COVID-19 – What do 2020 annual accounts say?*.
- [5] Gobet E. et El Karoui N. (2011) *Les outils stochastiques des marchés financiers : Une visite guidée de Einstein à Black-Scholes* ”Risque de crédit : modèles structurels” chapitre 9 pages 158-160.
- [6] International Accounting Standards Board (2014) *Norme internationale d'information financière 9*.
- [7] Jiří Witzany (2009) *Estimating LGD Correlation, University of Economics, Prague* ” *The LGD Model and the Estimation Method*” article pages 2-12.
- [8] Kim Joocheol et Kim KiHyung (2006) *Loss Given Default Modelling under the Asymptotic Single Risk Factor Assumption, Yonsei Univ* article partie 3 ” *LGD Modelling*” pages 8-13.
- [9] Merton R. C. (1974) *On the pricing of corporate debt : the risk structure of interest rates*.
- [10] Moody's Analytics (2018) *Modeling Impairment and Stressed Losses Under Macroeconomic Scenario : A Correlation Based Approach*.
- [11] Pooya Nazeran, Douglas Dwyer (2015) *Credit Risk Modeling of Public Firms: EDF9*.
- [12] Ying Jiao, N. El Karoui, M. Jeanblanc et B. Zargari (2014) *Conditional default probability and density* article issue du livre *Inspired by Finance: the Musiela Festschrift* pages 201-219.
- [13] Zhong Zhuang et al. (2016) *Moody's Analytics RiskCalc LGD: LossCalc v4.0 Model*.

## 8 Annexes

### Annexe A

# *Loss Given Default forward-looking*

Le point de départ de la formule est issue de la corrélation positive par copule gaussien décrit dans la section "Méthodologie M-KMV" entre le rendement de l'actif ainsi que le taux de recouvrement. Nous avons que pour une réalisation de  $r_i$  pour le rendement implique une  $LGD_i$ . Cela peut être donné en faisant correspondre le quantile de  $-r_i$  à un point sur la fonction de répartition de la bêta (notée  $\mathcal{B}$ , de paramètre :  $\kappa$  pour le paramètre variance et  $LGD_{reg}$  pour la moyenne) comme suit :

$$\mathcal{B}[LGD_i, (\kappa - 1)LGD_{reg}, (\kappa - 1)(1 - LGD_{reg})] = \mathcal{N}(-r_i),$$

En inversant la fonction de répartition nous obtenons la variable aléatoire du *loss given default* :

$$LGD_i = \mathcal{B}^{-1}[1 - \mathcal{N}(r_i), (\kappa - 1)LGD_{reg}, (\kappa - 1)(1 - LGD_{reg})],$$

Nous savons par ailleurs que :

$$r_i = \sqrt{RSQ_i}\phi + \sqrt{1 - RSQ_i}\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, 1),$$

$$r_i|\phi \sim \mathcal{N}(\sqrt{RSQ_i}\phi, 1 - RSQ_i),$$

En appliquant le théorème du transfert à la définition de la LGD conditionnelle nous obtenons :

$$LGD_{forward-looking}(\phi) = \mathbb{E}[LGD_i|\phi] = \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{B}^{-1}[1 - \mathcal{N}(z), (\kappa - 1)LGD_{reg}, (\kappa - 1)(1 - LGD_{reg})] \cdot p(z|\phi) dz,$$

ou  $p(\cdot|\phi)$  est la densité de la loi de  $r_i|\phi$ .



## Annexe B

Proabilité de défaut *forward-looking*

On a la probabilité de défaut *Point in Time* où  $\gamma_i$  est le seuil de défaut de l'émetteur  $i$  :

$$PD = \mathbb{P}[r_i \leq \gamma_i] \implies \gamma_i = \mathcal{N}^{-1}(PD),$$

La formule de probabilité de défaut conditionnelle :

$$PD(MV) = \mathbb{P}[r_i \leq \gamma_i | \phi] = \mathbb{P}[\sqrt{RSQ_i}\phi + \sqrt{1 - RSQ_i}\epsilon_i \leq \mathcal{N}^{-1}(PD) | \phi],$$

Comme nous conditionnons par rapport à  $\phi$ , cela signifie que  $\phi$  n'est plus d'une variable aléatoire dans la probabilité mais une valeur connue. Nous allons donc isoler le paramètre qui présente de l'aléatoire  $\epsilon$ .

$$PD(MV) = \mathbb{P}[\epsilon_i \leq \frac{\mathcal{N}^{-1}(PD) - \sqrt{RSQ_i}\phi}{\sqrt{1 - RSQ_i}}],$$

$\epsilon \sim \mathcal{N}(0, 1)$ . Désormais, il faut prendre en compte la corrélation issue de la GCorr. Le facteur  $\phi_{CI}$  représente l'état du risque systémique sur le facteur de crédit, donc conditionnellement aux variables macro-économiques  $\phi_{MV}$ :

$$\phi_{CI} | \phi_{MV} \sim \mathcal{N}(\rho\phi_{MV} | 1 - \rho^2),$$

La formule devient donc :

$$PD(MV) = \mathcal{N}\left[\frac{\mathcal{N}^{-1}(PD) - \sqrt{RSQ_i}\beta^T\phi_{MV}}{\sqrt{1 - RSQ_i\rho^2}}\right],$$

Avec  $\phi_{MV}$  le vecteur des chocs des variables macro-économiques, et  $\beta^T = \Sigma_{GCorr, MV} \cdot \Sigma_{MV}^{-1} \cdot \frac{1}{\sqrt{w^T \Sigma_{GCorr} w}}$

## Annexe C

CDS *implied-EDF* avec  $\lambda$  constant

On cherche à déterminer la relation entre le *spread* et la probabilité de défaut dans le cadre d'une modélisation du temps de défaut par une loi exponentielle. Nous noterons  $(T_i)_{i \leq N}$  les dates de paiements. D'un coté nous avons la jambe fixe (en discret) :

$$\begin{aligned} JF(s) &= s \sum_{i=0}^{N-1} (T_{i+1} - T_i) \mathbb{E}[e^{-rT_{i+1}} \mathbb{1}_{\tau > T_{i+1}}], \\ &= s \sum_{i=0}^{N-1} (T_{i+1} - T_i) e^{-(r+\lambda)T_{i+1}}, \\ &\sim s \int_0^T e^{-(r+\lambda)t} dt, \\ &= s \frac{1 - e^{-(r+\lambda)T}}{r + \lambda}, \end{aligned}$$

En supposant que le flux variable est payé à l'instant  $\tau$  d'occurrence du défaut, la valeur de la jambe variable est :

$$\begin{aligned} JV &= LGD \cdot \mathbb{E}[e^{-r\tau} \mathbb{1}_{\tau < T}], \\ \text{Théorème du transfert} &\implies JV = LGD \cdot \int_0^T \lambda e^{-(r+\lambda)t} dt, \\ &= LGD \cdot \frac{\lambda(1 - e^{-(r+\lambda)T})}{r + \lambda}, \end{aligned}$$

Nous obtenons donc la formule  $s = LGD \cdot \lambda$ . Or comme nous savons que  $\mathbb{P}(\tau > t) = e^{-\lambda t}$ . Nous en déduisons la formule liant le *spread* et la probabilité de défaut :

$$\mathbb{P}(\tau < t) = 1 - e^{-\frac{s}{LGD}t}.$$

## Annexe D

# Frontière entre les probabilité de défaut et le *rating*

EDF9 Implied Rating	Bound Range	
	Greater Than or Equal To	Less Than or Equal To
Aaa	0.0100%	0.0185%
Aa1	0.0186%	0.0308%
Aa2	0.0309%	0.0514%
Aa3	0.0515%	0.0857%
A1	0.0858%	0.1428%
A2	0.1429%	0.1785%
A3	0.1786%	0.2231%
Baa1	0.2232%	0.2789%
Baa2	0.2790%	0.4290%
Baa3	0.4291%	0.6600%
Ba1	0.6601%	1.1000%
Ba2	1.1001%	1.6500%
Ba3	1.6501%	2.4750%
B1	2.4751%	3.7125%
B2	3.7126%	5.5688%
B3	5.5689%	8.3531%
Caa/C	8.3532%	50.0000%

Figure 58: Seuil : Probabilité de défaut & *Rating*

## Annexe E

# Calcul ECL

**preuve :** On suppose que l'instrument financier possède  $n$  flux. On veut montrer que les deux méthodes sont équivalentes par égalité de leurs formules de calcul.

A maturité :

$$\begin{aligned}
ECL_T^{mat} &= \sum_{i=1}^n [EAD(t_i) \cdot MPD(t_i) \cdot LGD] \\
&= \sum_{i=1}^n [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot MPD(t_i) \cdot LGD] \\
&= \sum_{i=1}^n [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot (PD(t_i) - PD(t_{i-1})) \cdot LGD] \\
&= \sum_{i=1}^n [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot PD(t_i) \cdot LGD] - \sum_{i=1}^n [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot PD(t_{i-1}) \cdot LGD] \\
&= \sum_{i=1}^n [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot PD(t_i) \cdot LGD] - \sum_{i=1}^{n-1} [(\sum_{j=i+1}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot PD(t_i) \cdot LGD] \\
&= \sum_{i=1}^{n-1} [(\sum_{j=i}^n c_j \cdot df(0, t_j) - \sum_{j=i+1}^n c_j \cdot df(0, t_j)) \cdot PD(t_i) \cdot LGD] + c_n \cdot df(0, t_n) \cdot PD(t_n) \cdot LGD \\
&= \sum_{i=1}^{n-1} [c_i \cdot df(0, t_i) \cdot PD(t_i) \cdot LGD] + c_n \cdot df(0, t_n) \cdot PD(t_n) \cdot LGD \\
&= \sum_{i=1}^n [c_i \cdot df(0, t_i) \cdot PD(t_i) \cdot LGD]
\end{aligned}$$

Les deux méthodes présentées sont identiques, si l'une a l'avantage d'être simple, notamment sur l'implémentation algorithmique, l'autre permet de voir l'EAD à chaque ténor.

# Glossaire

## Notation, abréviations et acronymes

- IFRS : *International financial reporting standards*
- *Baseline* : Scénario médian / le plus probable
- *Upside - S1* : Scénario optimiste
- *Downside - S3* : Scénario pessimiste
- CDS : *Credit Default Swap*
- ECL : *Expected Credit Loss*.
- LGD : *Loss Given Default*.
- PD : *Probability of Default*.
- PD TTC : *Probability of Default Through the cycle*
- PD PIT : *Probability of Default Point In Time*
- PD(MV) : *Probability of Default Forward-looking*
- MPD : *Marginal Probability of Default*
- LGD(MV) : *Loss Given Default Forward-looking*
- EAD : *Exposed At Default*.
- EDF : *Expected Default Frequency*.
- MV : *Macro-economics Variables*.
- $df(0,t)$  : *discount factor*
- $\mathcal{N}$  : fonction de répartition d'un loi normale centrée réduite.
- $\mathcal{B}$  : fonction de répartition d'un loi bêta.
- $\phi$  : représentent le risque systémique / l'état de l'économie.
- $\epsilon$  : représentent le risque idiosyncratique
- RSQ : ils s'agit de la part du risque systémique contenu dans l'émetteur
- $s$  : *spread/prime* du CDS
- $\Sigma$  : matrice des corrélations / GCorr Moody's Analytics
- Q X : *Quarter X* (trimestres X)
- *Anchoring* (Ancrage) : nouvelle méthodologie de calibration du paramètre *forward-looking*.