

# LES CAHIERS DE L'IFID

N°3 : Novembre 2021

- 1 La construction d'un indice de stabilité financière : cas de la Tunisie
- 2 L'impact des risques sur la Stabilité Financière des Banques Tunisiennes
- 3 La culture et le management du risque de crédit au niveau sectoriel :  
Cas du secteur bancaire tunisien
- 4 La mesure de risque de crédit par la méthode RAROC et son impact sur la performance  
de la banque : cas BDL
- 5 Modélisation de la fraude sur les contrats d'assurance automobile à l'aide  
d'une approche d'apprentissage automatique : Cas d'une compagnie d'assurance
- 6 Tarification hétérogène en assurance Maladie Collective :  
un essai sur les données d'une Compagnie Tunisienne d'Assurances
- 7 Solvency ii: quantitative requirements:  
Application of the standard formula on a mutual insurance company

**RESPONSABLE DES CAHIERS DE L'I.F.I.D**  
**Adnène Gallas**

**COORDINATION**  
**Khaled Zouari**

## **Comité de Lecture**

(Par ordre alphabétique des noms)

### **PROFESSEURS UNIVERSITAIRES**

---

**Lotfi Belkacem**

**Olfa Ben Ouda**

**Salah Boumaiza**

**Néji Bouslama**

**Jameleddine Chichti**

**Mohamed Daouas**

**Riadh El Ferketeji**

**Marjène Gana**

**Dorra Hmaied**

**Farouk Kriaa**

**Mongi Safra**

**Abderrazak Zouari**

**Amel Zenaidi**

### **PROFESSIONNELS DE LA BANQUE**

---

**Chokri Ghanmi Ben Abda**

**Radhouane Gouja**

**Wafa Slimène**

### **PROFESSIONNELS DE L'ASSURANCE**

---

**Mohamed Najed Ksouri**

**Mohamed Zouari**



*L'IFID n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les différents articles. Ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.*



# SOMMAIRE

---

Présentation de la Revue de l'IFID par le professeur Mohammed LAKSACI

---

1. La construction d'un indice de stabilité financière : cas de la Tunisie.....1  
*Amal TOBJI/ Banque Centrale de Tunisie*

---

2. l'impact des risques sur la Stabilité Financière des Banques Tunisiennes.....13  
*Iskander BELARBI/Amen Bank*

---

3. La culture et le management du risque de crédit au niveau sectoriel : Cas du secteur bancaire tunisien.....27  
*Mohamed OUHIBI/ Amen Bank*

---

4. La mesure de risque de crédit par la méthode RAROC et son impact sur la performance de la banque : cas BDL.....43  
*Lahna BELABID/ Banque de Développement Local*

---

5. Modélisation de la fraude sur les contrats d'assurance automobile à l'aide d'une approche d'apprentissage automatique : Cas d'une compagnie d'assurance.....59  
*Ibtihel BEN KHEDER/ Mutuelle Assurance de l'Enseignement*

---

6. Tarification hétérogène en assurance Maladie Collective : un essai sur les données d'une Compagnie Tunisienne d'Assurances .....69  
*Intibeh BELIBRIA/GAT Assurances*

---

7. SOLVENCY II: QUANTITATIVE REQUIREMENTS: APPLICATION OF THE STANDARD FORMULA ON A MUTUAL INSURANCE COMPANY .....85  
*Mohamed FERJANI/Mutuelle Assurance de l'Enseignement*

---



## Présentation des articles de la revue de l'IFID

Par Dr Mohammed Laksaci

Ancien Gouverneur de la Banque d'Algérie

C'est avec grand intérêt que j'ai lu les sept articles, retenus pour être publiés dans ce numéro des Cahiers de l'IFID. Ils sont les résultats d'études de qualité qui portent aussi bien sur des questions très pertinentes relatives aux risques, performance et stabilité du secteur bancaire, que sur celles assez complexes liées aux risques dans le domaine des assurances, dans ses différentes branches.

L'article qui traite de "la construction d'un indice de stabilité financière : cas tunisien", examine à grands traits une typologie d'indices de stabilité financière à la lumière de l'expérience de certaines banques centrales. Ensuite, après un passage en revue des principales étapes pour la construction de l'indice de stabilité financière (ISF), un ISF dit agrégé est élaboré pour la Tunisie et testé empiriquement, pour la période 2008-2018. Enfin, l'article conclut à la robustesse de l'indice construit quant au suivi de la résilience du système financier tunisien et à la détection des fragilités, d'autant qu'il converge avec les résultats de l'indice de stabilité financière de la Banque Centrale de Tunisie.

L'article qui examine "l'impact des risques sur la stabilité financière des banques tunisiennes", distingue les banques publiques de celles privées. Après une revue succincte de la littérature sur la question qui fait distinguer les tenants de la théorie de l'effet négatif des partisans de l'impact positif ou neutre, l'article présente le modèle empirique retenu pour l'estimation de l'impact des risques (de crédit, de liquidité, croisé et opérationnel). L'application du modèle à 17 banques tunisiennes, pour la période de 2005 à 2019, conclut à l'impact négatif et significatif du risque de crédit, en phase avec la conjoncture économique difficile, et du risque croisé, contrairement à celui du risque de liquidité qui est significativement positif. Mais, ce dernier affecte négativement et significativement la stabilité financière des banques privées, qui sont plus exposées au risque de liquidité.

L'article qui étudie "la culture et le management du risque de crédit au niveau sectoriel : cas du secteur bancaire tunisien", commence par un bref rappel de la réglementation prudentielle notamment l'étroite relation entre risque de crédit et solvabilité. En la matière, l'étude considère que le cadre réglementaire en Tunisie est "encore fragile" et conduit à une sous estimation du risque de crédit, du moins pour la période considérée (2005 à 2017). L'étude de panel porte sur un échantillon de 10 banques tunisiennes cotées en bourse qui affichent en majorité un ratio de solvabilité supérieur à la moyenne réglementaire. Les résultats de l'estimation du modèle, par la technique des 2SLS, conclut à une culture de risque "conservatrice", à mesure que les banques ajustent leurs niveaux de capitalisation en fonction de l'ampleur du risque d'insolvabilité des clients. En termes d'implications managériales, le coussin de capital est "associé positivement au niveau du ratio de solvabilité" des banques de l'échantillon.

L'article qui porte sur "la mesure de risque de crédit par la méthode RAROC et son impact sur la performance de la banque : cas BDL", commence par définir le risque de crédit, pour ensuite présenter les modèles de scoring. L'étude se focalise sur la méthode RAROC et son application à la Banque de développement local (BDL), sur la base de l'optimisation du couple risque-rentabilité. L'étude explore les méthodes statistiques pour l'élaboration d'une mesure de "rentabilité ajustée pour le risque" applicable au cas de la BDL qui ne dispose pas encore d'un système de notation interne. Les données retenues sont celles d'un échantillon d'entreprises, ayant bénéficié de crédits au cours des années 2018-2020. Aussi, suite à l'élaboration d'un modèle de score et l'application de différents tests appropriés, la conduite de la méthode RAROC (modèle de risque de crédit) pour le cas de la BDL conclut à un portefeuille (selon l'échantillon retenu) non rentable, alors que les fonds propres réglementaires couvrent largement le capital économique pour la couverture de la perte inattendue et que les provisions

réglementaires dépassent largement les provisions économiques nécessaires. Enfin, l'étude recommande la mise en place par la BDL d'une approche "transactionnelle" du RAROC.

L'article qui aborde la "Modélisation de la fraude sur les contrats d'assurance automobile à l'aide d'une approche d'apprentissage automatique : cas d'une compagnie d'assurance", commence par une brève revue de la littérature sur les risques de fraude et la typologie des fraudeurs, avant de développer un outil d'aide à la décision en vue d'une gestion automatisée de la fraude, en l'occurrence la fraude à l'assurance. Sur la base d'un échantillon de 1183 adhérents, pour la période 2015 à 2019 et au titre de la garantie tous risques, et après avoir fiabilisé les données au moyen des tests, les variables les plus pertinentes pour les modèles sont validées. Pour l'implémentation des modèles, les méthodes arbres de décision et les approches de type forêts aléatoires sont développées, pour déboucher sur la démarche de détection automatisée. Quant aux résultats, sur la base des figures 2 et 3 et du tableau 1, il ressort que les deux modèles n'ont pas proposé une "discrimination parfaite de la classe de fraudeurs" et donc, les résultats ne sont pas satisfaisants. L'étude conclut sur le fait qu'il ne faut pas négliger le rôle grandissant du Machine Learning dans la détection de la fraude, pouvant rendre les modèles plus robustes.

L'article qui traite de la "Tarification hétérogène en assurance Maladie Collective : un essai sur les données d'une Compagnie d'Assurances Tunisienne", a pour objet de proposer un système de tarification en assurance maladie collective, sur la base des facteurs associés aux risques individuels et en tenant compte de l'hétérogénéité au sein du même groupe. Après une revue de la littérature qui distingue l'approche macroéconomique qui permet de cerner les déterminants des dépenses de santé des facteurs microéconomiques qui influent sur la consommation médicale, l'article aborde l'étude statistique des données relative à l'année 2018 Compagnie d'Assurances Tunisienne. Le traitement des données est effectué au moyen de l'analyse bi variée des variables (type de bénéficiaire Vs consommation et âge Vs consommation) et de l'analyse multi variée utilisant les modèles linéaires généralisés qui fournissent les primes pour un assuré de référence ayant des caractéristiques précisées ainsi que des coefficients correcteurs pour les assurés autres que l'assuré de référence. Pour la modélisation de "l'acte pharmacie ordinaire", deux modèles sont utilisés dans l'étude, à savoir la modélisation de la fréquence de consommation et la modélisation du coût moyen de consommation. Les résultats obtenus de ces modèles qui fournissent les primes pour un assuré de référence sont jugés acceptables.

L'article qui porte sur le thème "Solvency II: Quantitative requirements: application of the standard formula on a mutual insurance company" commence par une présentation du nouveau cadre de régulation pour le secteur des assurances dit Solvency II notamment le pilier 1 (exigences quantitatives). Après un retraitement du bilan sous l'angle "market value" et sur la base de l'évaluation des actifs et passifs, les méthodes de calcul de Solvency capital requirement (SCR) et du Minimum capital requirement (MCR) sont présentées. Même si le système de régulation relève encore essentiellement de Solvency I, une application bien étayée de la méthodologie de Solvency II est consacrée au cas tunisien (les assurances mutuelles), en ce qui concerne la "standard formula". Il en résulte que le ratio de solvabilité baisse significativement comparativement à la Solvency I. L'étude présente quelques recommandations qui devraient permettre de lisser le processus de mise en œuvre de Solvency II, dans la perspective de la diversification du portefeuille de la compagnie concernée.

*Dr Mohammed Laksaci*

*Ancien Gouverneur de la Banque d'Algérie*

# La construction d'un indice de stabilité financière : cas de la Tunisie

Amal TOBJI  
Banque Centrale de Tunisie (BCT)



## Résumé

La crise financière mondiale de 2007 a accentué la nécessité d'accorder une attention particulière à la stabilité financière, notamment en termes de politiques macro-prudentielles. La stabilité financière, étant un concept multidimensionnel, la problématique de sa mesure reste encore posée. Ce travail a pour objectif d'élaborer un indice de stabilité financière (ISF) agrégé pour la Tunisie tout en tenant compte des caractéristiques spécifiques du secteur financier tunisien. L'indice calculé sur une période s'étalant de 2008 à 2018 est basé sur les principaux déterminants de la stabilité bancaire de CAMELS et les spécificités des conditions macroéconomiques et de développement financier en Tunisie. La méthode de l'agrégation retenue est l'Analyse en Composantes Principales.

L'ISF construit permet de donner une mesure de la stabilité financière et fournit aux analystes et au public des informations pertinentes sur le niveau et la dynamique de la stabilité du système financier tunisien. En outre, une étude sur la robustesse de l'ISF construit a été effectuée pour prouver sa crédibilité.

**Mots clés :** Stabilité financière ; indice agrégé ; analyse en composantes principales ; politiques macro-prudentielles.

## Introduction

La stabilité financière, un concept émergent, est devenue l'une des préoccupations principales des autorités de surveillance monétaire depuis quelques années. Ainsi, la contribution au maintien de la stabilité financière représente désormais une nouvelle urgence pour les Banques Centrales. De ce fait, plusieurs chercheurs traitent la problématique de maintien de la stabilité financière en essayant d'identifier des moyens permettant de mesurer ce concept nouveau et complexe.

Schinasi (2004) définit un système financier stable comme étant un système en mesure de faciliter l'allocation efficace des ressources ; évaluer, fixer les prix, allouer et gérer les crises financières et maintenir sa prédisposition à accomplir ces rôles principaux même en cas de survenance des chocs externes ou de succession de déséquilibres causés par la mauvaise évaluation des actifs ou une autre anomalie du marché. Ainsi, un système financier est stable s'il a la capacité de défendre la performance économique et de contrôler les imperfections financières endogènes ou qui surviennent suite à des chocs externes.

Il existe plusieurs instruments permettant la surveillance du système financier afin d'assurer le maintien de la stabilité financière et estimer le degré de son exposition aux risques systémiques (Borio, 2009). Parmi ces méthodes on peut citer les systèmes d'alerte précoce, les stress-tests, l'élaboration d'indices de stabilité financière, le suivi d'indicateurs micro et macro-prudentiels, l'évaluation approfondie des conditions sur l'ensemble des marchés financiers, l'effectuation de tests de résilience, etc.

La construction d'un indice agrégé de stabilité financière est une méthode qui permet de mesurer la stabilité d'un système financier, tenant compte de son caractère dynamique, multidimensionnel et évolutif. Ainsi, c'est un moyen pour les analystes de quantifier la stabilité du système financier et de détecter les anomalies afin d'apporter les mesures correctives nécessaires, notamment en termes de politique macro-prudentielle.

La construction d'un indice agrégé est un processus complexe, qui nécessite des fondements théoriques et statistiques solides. Trois principales étapes sont nécessaires pour construire un indice de stabilité financière :

- Le choix des indicateurs individuels en fonction des caractéristiques du système financier étudié.
- Le choix de la méthode de normalisation des indicateurs en fonction de leur nature.
- Le choix de la méthode de pondération et d'agrégation.

Actuellement, pour le cas de la Tunisie, il n'existe aucun indice agrégé de stabilité financière qui est annoncé au public et dont les étapes de construction sont transparentes pour permettre une bonne interprétation de l'évolution de la stabilité financière. En effet, nous n'avons pas trouvé de travaux publiés sur ce sujet à cette date.

Ce travail consiste en un essai sur la construction d'un indice agrégé de stabilité financière qui tiendra compte des caractéristiques spécifiques du secteur financier tunisien et qui permettra donc d'apporter une mesure à la stabilité financière et son évolution. Cela représentera la première mesure disponible et publiée pour la Tunisie et qui permettra de fournir aux analystes et au public les informations nécessaires sur le niveau et la dynamique de la stabilité financière sur une période qui s'étale de 2008 à 2018. Cela servira à suivre l'évolution de la situation de stabilité financière dans le pays dans sa définition la plus large possible, et de capter différentes facettes des vulnérabilités financières. Il sera construit en ayant recours à la méthode de pondération « Analyse en Composantes Principales ».

Cet article est structuré comme suit : une première section sera consacrée à une brève revue de littérature sur les différents indices de stabilité financière. La deuxième section portera sur la construction de l'indice de stabilité financière, qui commencera par une présentation des indicateurs retenus, la méthode de construction des sous-indices et la diffusion de l'indice final. La dernière section sera consacrée à une étude de robustesse qui servira à prouver la plausibilité de l'ISF construit.

## **1. Revue de la littérature : Les indices de stabilité financière**

Il existe plusieurs méthodes pour la construction des indices agrégés de stabilité financière adoptées dans différents pays.

La plus simple, permet d'effectuer une comparaison directe entre les degrés de stabilité de différents systèmes financiers comme suit : il suffit d'hierarchiser tous les sous-indicateurs qui composent les indices agrégés. A titre d'exemple, si le rapport entre les créances douteuses et l'encours total des crédits représente 6% en Hongrie, 5% en Roumanie, et 3% au Portugal, on leur attribue respectivement 3, 2 et 1 points. Afin que la comparaison ait plus de crédibilité, il est conseillé d'élargir l'échantillon des pays. Cette méthode est certes simple et facile à appliquer mais elle présente un inconvénient majeur. Pour plusieurs pays, les différences sont insignifiantes pour la majorité des sous-indicateurs qui ont le même poids dans l'indice composite. Ceci peut fausser l'analyse comparative.

La Banque Centrale Turque, applique un autre procédé pour la construction de son indice de stabilité financière. Il représente une moyenne pondérée des indicateurs partiels de solidité financière des banques. Les sous-indicateurs utilisés pour le calcul de cet indice synthétique sont au nombre de six à savoir ; la qualité des actifs, la liquidité, le risque de change, le risque de taux d'intérêt, la rentabilité et la solvabilité. Avant d'effectuer l'agrégation, les sous-indicateurs sont normalisés pour obtenir une variance de même dimension (Kaminskay et al. (1999)).

En outre, pour la construction de son indice synthétique de stabilité financière, la Banque Nationale Suisse (2008) a opté pour une méthode différente. Il s'agit d'une combinaison des indicateurs issus du bilan et de la performance bancaire, des indicateurs de marché et de l'exposition interbancaire.

Quant à la Banque Centrale des Pays-Bas, elle relie la stabilité financière à la stabilité monétaire en incluant des sous-indicateurs monétaire lors de la construction de son indice de stabilité financière. La totalité des sous-indices utilisés par cette Banque Centrale sont : le taux d'intérêt, le taux de change

effectif, les prix des actions et de l'immobilier, la solvabilité des institutions financières et la volatilité de l'indice boursier des institutions financières (Van Den End, 2006).

Gersl et Hermanek (2006) ont opté pour une autre méthode pour la construction d'un indice de stabilité pour le secteur bancaire Tchèque. Ils ont effectué la normalisation de chacun des indicateurs individuels qu'ils ont choisi, puis ils ont pondéré ces derniers. Le capital réglementaire (5%), la qualité des actifs (25%) la profitabilité des banques (25%), la liquidité (25%), le risque de taux (10%), le risque de change (10%). Cette pondération a été établie en se basant sur les jugements intuitifs des auteurs en question. Les sous-indicateurs ont été choisis en se basant sur les pratiques internationales courantes.

Nelson et Perly (2005) se sont basés sur les données journalières de marché financier (les prix des actifs bancaires) pour la construction d'un indice de stabilité financière, servant à évaluer la fragilité du système financier américain. Le résultat qu'ils ont obtenu a permis à travers l'indice d'estimer la probabilité que le système se trouve en situation de choc. Les étapes de la construction de cet indice sont les suivantes : Ils ont effectué un choix de douze variables individuelles qui portent sur les données journalières du marché financier. Par la suite, ces variables sont groupées dans trois différents indices composites, ce en se basant sur leur niveau, leur volatilité et leur coefficient de corrélation. Et en se servant de ces trois indices, ils procèdent au calcul d'une probabilité de la survenance d'une situation de crises sur les marchés financiers en question, qui est estimée à l'aide d'un modèle logit (variable dépendante binaire).

Cihák (2007) a proposé la construction d'un indice de stabilité financière qui évalue le risque systémique en se basant sur la distribution statistique du risque de défaut des institutions individuelles. Cette méthode présente un avantage parce qu'elle prend en considération le lien existant entre la survenance des crises systémiques et les phases du cycle économique. Cependant, cette méthode n'est valable que pour les systèmes financiers développés puisqu'elle suppose l'existence de marchés financiers liquides où les institutions financières sont actives.

Quant à Albulescu (2009), il a créé un indice de stabilité financière pour le système financier Roumain en se basant sur quatre sous-indices qu'il a estimé représentatif de la stabilité du système financier en question et qui sont :

- Le sous-indice de développement du système financier : il sert à mesurer le degré du développement du système financier et ceci peut s'effectuer à travers différents indicateurs, tel que la capitalisation par rapport au PIB, les crédits accordés, etc.
- Le sous-indice de la vulnérabilité financière : c'est une mesure des points vulnérables du système financier qui sont exprimés à travers le déficit budgétaire, le déficit courant, etc.
- Le sous-indice de la solidité financière : la solidité du système financier est une mesure de sa possibilité de résister aux chocs et peut être exprimée à travers différents indicateurs tel que les ratios de liquidités.
- Le sous-indice qui exprime le climat économique mondial, à travers la mesure de l'inflation mondiale ainsi que le PIB mondial.

## **2. La méthodologie de construction de l'ISF**

### **2.1. Le choix des variables de l'indice et sa composition**

Dans la littérature, les sous-indices les plus communément utilisés pour construire les indices de stabilité financière sont : le sous-indice de développement financier, le sous-indice des conditions macro-économiques et le sous-indice de solidité financière. Nous allons retenir ces sous-indices pour la construction de l'ISF pour le cas de la Tunisie et dans ce qui suit nous explicitons la composition de chacun des sous-indices.

Donc, nous avons sélectionné 19 indicateurs, parmi les plus utilisés dans la littérature portant sur la stabilité financière tout en considérant les éléments spécifiques au système financier Tunisien pour

construire les sous-indices mentionnés ci-dessus. D'ailleurs, la plupart des indicateurs se réfèrent à la stabilité bancaire, puisque les établissements de crédit sont la composante dominante du système financier Tunisien. Pour effectuer ce choix portant sur les différents indicateurs, nous nous sommes basés sur les travaux de plusieurs auteurs, à savoir Albuлесcu (2009), Tadjeddin (2015) et Popovska (2014).

D'abord, nous expliquons le choix de la composition du sous-indice de solidité financière, qui lui-même est composé de quatre sous-indices. Ce choix a été basé sur « une approche couramment utilisée pour analyser la solidité des institutions individuelles qui est l'approche CAMELS, qui implique l'analyse de six groupes d'indicateurs reflétant la santé des institutions financières. » (Evans et al, 2000). Ces groupes d'indicateurs concernent l'adéquation du capital, la liquidité, la rentabilité et la qualité de l'actif des banques. Faute de disponibilité de données, nous n'allons pas intégrer les sous-indices de gouvernance et de sensibilité au risque marché figurant dans la méthode CAMELS.

Ainsi, la décomposition de l'indice agrégé de stabilité financière est présentée dans le tableau ci-dessous :

TABLEAU 1 : La décomposition de l'indice de stabilité financière

Sous-indice de l'adéquation du capital réglementaire
Fonds propres réglementaires / actifs pondérés en fonction des risques
Fonds propres de base (Tier 1 capital)/actifs pondérés en fonction des risques
Capital / actifs
Sous-indice de qualité de l'actif
Prêt non performants / total des prêts
Provisions spécifiques / prêts non performants
Prêts non performants net des provisions / fonds propres de base (Tier 1 capital)
Sous-indice de rentabilité
ROA
ROE
Marge d'intérêt nette / PNB
Sous-indice de liquidité
Actif liquides / total actifs
Actif liquides / passifs court terme
Dépôt / prêts
Sous-indice de développement financier
Capitalisation boursière / PIB
Total crédit / PIB
Taux de pénétration des assurances

Sous-indice des conditions macro-économiques
La croissance du PIB
Taux d'inflation
Déficit budgétaire général en % du PIB
Déficit courant en % du PIB
Indice global de stabilité financière

Source : Construit par l'auteur

Pour la collecte de données, nous avons examiné les données disponibles provenant de sources internationales crédibles telles que le FMI et nous nous sommes basés sur le site de la BCT<sup>1</sup> et de l'INS<sup>2</sup> pour les données macro-économiques.

## 2.2. Méthodologie de construction des sous-indices

La méthode de l'agrégation des sous-indices pour laquelle nous avons opté est la moyenne arithmétique des indicateurs composant le sous-indice en question tel que considéré dans plusieurs travaux sur le sujet. Cependant, une harmonisation préalable est nécessaire avant de pouvoir faire appel à cette méthode (Popovska, 2014). Cette harmonisation s'effectue à travers la multiplication de (-1) des indicateurs qui n'évoluent pas dans le même sens que le sous-indice en question, pour qu'une hausse de l'indicateur induise à l'amélioration du sous-indice.

L'harmonisation concerne principalement deux sous-indices, celui de la qualité de l'actif et celui des conditions macro-économiques. Les indicateurs touchés sont les suivants : «NPLs / total Prêts», «NPLs net des provisions / Capital Tier1» et le «taux d'inflation».

Avant d'appliquer la méthode choisie pour agréger les sous-indices, il faut tout d'abord normaliser les indicateurs. Nous avons opté pour la méthode de normalisation statistique, puisque Hollo et al. (2012) confirment que la méthode de standardisation est la plus utilisée pour la construction des sous-indices qui seront par la suite agrégés avec des pondérations égales. Ainsi, nous allons procéder au calcul de la moyenne et de l'écart-type de chaque indicateur suivant les formules suivantes :

Équation 1

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Xi$$

et

Équation 2

$$S = \sqrt{\frac{1}{(1+n)} \times (\sum_{i=1}^n (Xi - \bar{X})^2)}$$

Avec  $\bar{X}$  et S les moyennes et les écart-types respectifs des indicateurs.

Par la suite, la normalisation des indicateurs individuels s'effectue ainsi :

Équation 3

$$Xnorm = (Xi - \bar{X})/S$$

<sup>1</sup> <https://www.bct.gov.tn/bct/siteprod/index.jsp>

<sup>2</sup> <http://www.ins.tn/>

Enfin, chaque sous-indice représente la moyenne arithmétique des indicateurs centrés réduits et harmonisés qui le constituent.

### 2.3. Diffusion de l'indice final de stabilité financière à travers la pondération des sous-indices par ACP

Suite à l'application des tests préalables de K.M.O et de sphéricité de Bartlette sur l'échantillon, il s'est avéré qu'il est possible d'appliquer la méthode ACP pour agréger l'indice final de stabilité financière. En effet, l'ACP sert à identifier les relations structurelles qui relient une multitude de séries temporelles. Elle permet de faire ressortir des vecteurs propres orthogonaux de la matrice de variance-covariance des données étudiées. Chacun de ces vecteurs propres, aussi appelé « Facteur » représente une combinaison linéaire de la série de données utilisée et est capable de suivre un certain pourcentage de la variabilité totale des données étudiées. Nous avons opté pour l'ACP comme méthode de pondération, parce qu'elle permet de détecter la contribution réelle des variables constitutives de l'indice à la variation de celui-ci. Donc elle permettra d'effectuer une étude sur la contribution des différentes dimensions dans le phénomène de stabilité financière dans le cadre Tunisien.

Tableau 2 : les valeurs propres

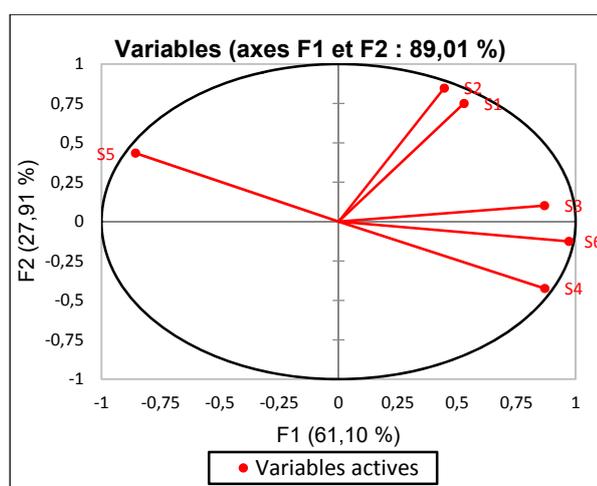
	F1	F2	F3	F4	F5	F6
Valeur propre	3,666	1,674	0,374	0,174	0,079	0,032
Variabilité (%)	61,102	27,908	6,241	2,898	1,312	0,538
% cumulé	61,102	89,011	95,25	98,15	99,462	100

Source : Output XIStat

Les résultats de l'analyse en composantes principales, affichent que la première composante explique plus de 61 % de la variance totale. C'est un taux assez important et qui permet de ressortir des résultats pertinents sur l'indice global. Donc il est possible d'effectuer la pondération en se basant sur le premier facteur.

Ci-dessous, le graphique 1 présentant la projection des sous-indices de stabilité sur un plan à deux dimensions avec comme axes orthogonaux les deux premiers facteurs issus de l'ACP.

FIGURE 1 : projection des sous-indices sur deux dimensions



Source : Output XIStat

En se basant sur les coefficients donnés par l'ACP, l'indice aura la formule suivante :

## Équation 4

$$ISF = 0.529 * S1 + 0.445 * S2 + 0.869 * S3 + 0.869 * S4 - 0.857 * S5 + 0.971 * S6$$

TABLEAU 3 : la présentation des composantes de l'équation de l'indice

<b>ISF</b>	Indice de stabilité financière
<b>S1</b>	Sous-indice du capital réglementaire
<b>S2</b>	Sous-indice de la qualité de l'actif
<b>S3</b>	Sous-indice de rentabilité
<b>S4</b>	Sous-indice de liquidité
<b>S5</b>	Sous-indice de développement financier
<b>S6</b>	Sous-indice des conditions macro-économiques

**Source :** Construit par l'auteur

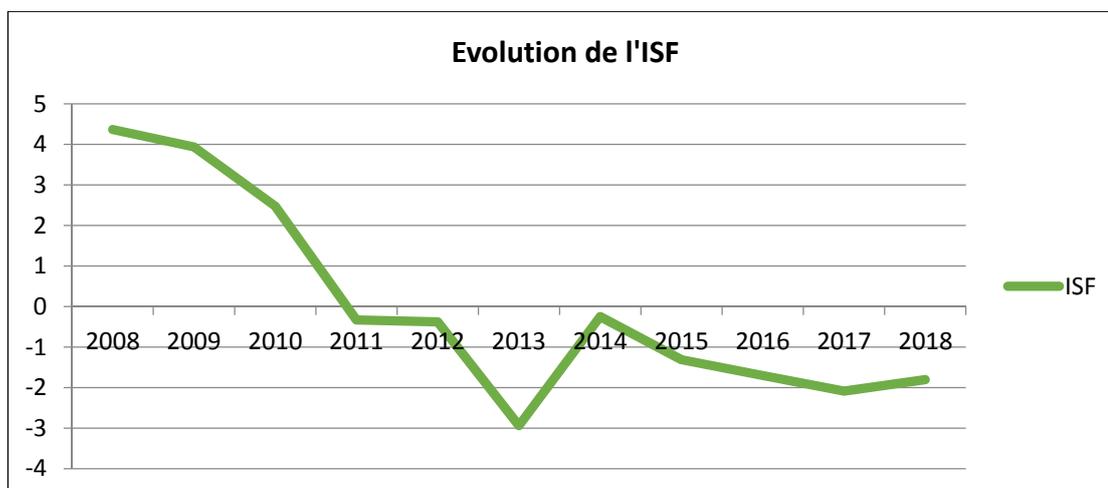
Nous remarquons, que selon ce premier axe, il existe un seul sous-indice qui impacte négativement la stabilité financière. Il s'agit du sous-indice du développement financier et tel que constaté par l'étude effectuée sur la corrélation entre les sous-indices, ce sous-indice évolue dans le sens contraire de la stabilité des éléments macro-économiques, la rentabilité bancaire et la liquidité bancaire. Donc ceci confirme que le développement financier est un facteur de risque ; il s'agit du risque de croissance des crédits et des autres activités financières non bancaires.

Par ailleurs, les autres sous-indices évoluent dans le même sens l'indice de stabilité financière, ce résultat est cohérent. D'une part l'augmentation des capitaux réglementaires exprime le respect de la réglementation par les banques, et que le secteur bancaire représente un environnement sécurisé et solide. D'ailleurs, ceci est aussi relié à l'amélioration de la qualité d'actifs des banques. En effet, le sous-indice de la qualité d'actifs lorsqu'il augmente il exprime une baisse des taux des prêts non performants et une amélioration de la couverture par les provisions des créances classées et ainsi le secteur bancaire devient plus solide ce qui renforce la stabilité financière.

D'autre part, l'augmentation des sous-indices de rentabilité et de liquidité est le résultat d'un secteur bancaire performant qui ne souffre pas de difficultés ou de problèmes à faire face à ses engagements. Les banques sont saines et ceci est fortement relié aux conditions macro-économiques robustes dans lesquelles évoluent et performant les banques concernées d'où la relation positive entre la stabilité financière et le sous-indice des conditions macro-économiques.

## 2.4. Présentation de l'indice de stabilité financière

FIGURE 2 : évolution de l'indice de stabilité financière



Source : Construit par l'auteur

Nous allons interpréter le résultat en séparant l'analyse en deux sous-périodes : avant révolution et après révolution.

Durant la période avant la révolution, il y avait un niveau significativement élevé et positif de stabilité financière qui donnait l'impression que la situation est équilibrée, cependant l'indice a une tendance incontestablement descendante qui devait alerter sur le fait que le système financier ne serait pas résistant face à la survenance d'un choc et qu'il est visiblement fragile.

Durant la période post-révolution, la fragilité du système a été prouvée vu qu'il n'a pas pu résister aux chocs survenus suite à la révolution et à l'accentuation des risques pesant sur le système financier et il y a eu une baisse très importante de l'indice. D'ailleurs, l'indice n'est plus positif à partir de 2011. En 2013, il y a eu un choc détecté par l'indice de stabilité financière qui montre un déséquilibre intense dû à la déstabilisation du secteur bancaire suite à la détérioration de la qualité de l'actif et du ratio de solvabilité. Et depuis un effort a été fournis par les banques, notamment publiques, pour renforcer leurs fonds propres ce qui a conduit à un petit rétablissement en 2014 qui s'ensuit de nouvelles baisses dues aux risques de surchauffe de crédit et la crise de liquidité, par laquelle est passé le secteur bancaire entre 2016 et 2017. Cependant, de nouveaux instruments macro-prudentiels (par exemple l'encadrement du ratio Crédit/dépôt) ont été mis en place pour maintenir la stabilité financière à des niveaux satisfaisants et nous remarquons qu'il y a eu des répercussions positives sur l'indice. Il est toujours en dessous de zéro mais ceci n'empêche qu'il commence à s'améliorer très légèrement en 2018. Il faudrait aussi évaluer l'impact de ces mesures prises, vérifier si elles seraient suffisantes pour améliorer les vulnérabilités du système financier en Tunisie ou si le cadre macro-prudentiel devrait être plus robuste et ainsi introduire de nouvelles mesures dans l'objectif de renforcer sa résistance face aux chocs.

### 3. Etude de la robustesse de l'indice de stabilité financière construit

Dans l'objectif de valider l'ISF construit, nous avons considéré deux tests. Le premier est de le comparer avec un indice en cours de construction par la BCT et le deuxième une comparaison avec le Z-score bancaire.

Dans l'objectif d'effectuer le suivi de la stabilité financière, un indice est en cours de construction par la BCT, jusque-là confidentiel, dont le mode de pondération est basé sur « les jugements d'experts ». Il est calculé à travers une agrégation des indices suivants : un indice de résilience du secteur financier, un indice du risque de croissance des crédits et des autres activités

financières non bancaires, un indice du risque de liquidité, un indice des risques macro-économiques et un indice de concentration.

En effet, les modes de construction de l'ISF utilisé dans ce travail et celui de l'indice de stabilité financière de la BCT sont différents. Tout d'abord, la dissemblance réside en termes de choix des composantes des deux indices agrégés, qui ne sont visiblement pas les mêmes. Par ailleurs, les méthodes de normalisation sont aussi différentes. Pour l'indice de la BCT la méthode utilisée était la normalisation empirique, dans ce travail nous avons opté pour la normalisation statistique. Quant au mode de pondération utilisé par l'indice construit par la BCT, il s'agit d'une pondération basée sur les jugements d'experts. Les poids attribués aux différents indices qui constituent l'indice global de stabilité financière émanent donc des propres jugements des constructeurs de cet indice et qui sont experts du domaine. Quant à l'ISF construit dans ce travail, il a été basé sur la méthode ACP qui a l'avantage de fournir des pondérations qui tiennent compte de la variabilité dans le temps des sous-indices qui composent l'ISF final.

A travers l'étude de corrélation entre l'indice de stabilité financière construit par la BCT et l'ISF construit dans ce travail, nous trouvons une corrélation positive significative et assez élevée.

Tableau 3 : Matrice de corrélation entre les deux Indices de stabilité financière

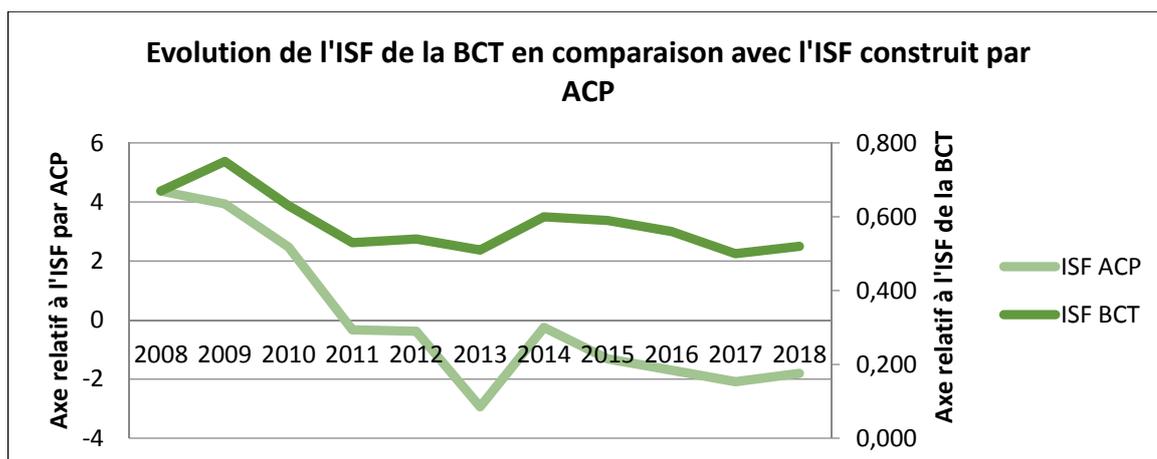
Variable	Indice BCT	ISF
Indice BCT	<b>1</b>	<b>0,895</b>
ISF	<b>0,895</b>	<b>1</b>

Les valeurs en gras sont différentes de 0 à un niveau de signification alpha=0,05

Source : Output XIStat

Par ailleurs, dans le graphe ci-dessous nous exposons l'évolution des deux indices construits qui montre une homogénéité dans leurs évolutions.

FIGURE 3 : évolution de l'ISF de la BCT en comparaison avec l'ISF construit par ACP



Source : construit par l'auteur

A travers ce graphique, nous détectons l'évolution très harmonieuse entre les deux indices de stabilité financière. L'indice construit dans ce travail a détecté avec plus de profondeur le choc qui est survenu en 2013, quant aux tendances haussières et baissières de l'évolution des indices en dehors de ce point, elles sont très semblables et ce malgré les modes de construction totalement

différents entre les deux sous-indices. Ces éléments prouvent la robustesse de l'indice de stabilité financière construit dans ce travail.

Nous avons eu recours à un autre moyen pour étudier la robustesse de l'ISF construit à l'issu de ce travail : une comparaison avec le Z-score bancaire. Afin de s'assurer de la robustesse de son indice de stabilité financière, Tadjeddine (2015) a fait comparer l'évolution de l'indice de stabilité financière construit avec l'évolution du Z-score du secteur bancaire Algérien.

Le Z-score bancaire est une mesure de la solidité financière des banques. Il est défini comme étant la mesure, en nombre d'écart types, de la baisse du taux de rendement bancaire aboutissant à une absorption complète des fonds propres. C'est un score de stabilité bancaire. De ce fait, si la valeur du Z-score est élevée, le risque de défaillance devrait être assez faible. Donc c'est une mesure qui pourrait être utilisée pour tester la fiabilité de l'indice de stabilité financière construit dans ce travail.

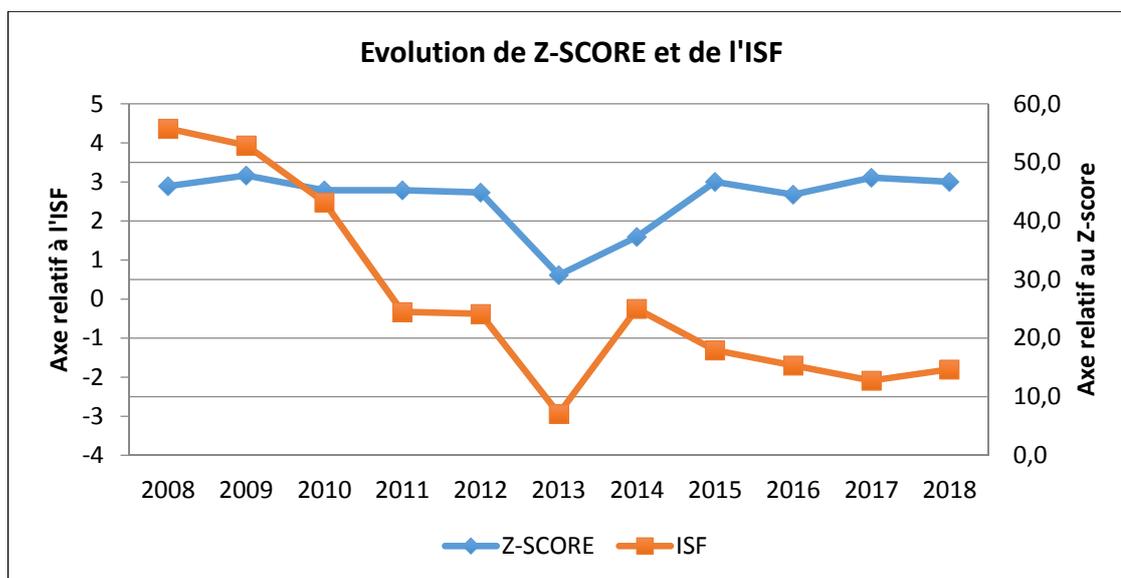
Nous avons effectué nos calculs sur la base des données sur le secteur bancaire issue du FMI et sur la période qui s'étale de 2008 à 2018, selon la formule suivante :

Équation 5

$$Z - Score Bancaire = \frac{\left( moyenne(ROA) + \left( \frac{FP}{A} \right) \right)}{Ecarttype (ROA)}$$

Ci-dessous, un graphique montrant l'évolution de l'indice de stabilité financière que nous avons construit comparée à l'évolution du Z-score bancaire.

FIGURE 4: Comparaison entre l'évolution du Z-Score bancaire et de l'ISF



Source : construit par l'auteur

Nous remarquons une évolution semblable entre les deux indices, tous les deux ont détecté le choc qu'a subi le système financier en 2013 et il y a eu le léger rétablissement par la suite. Ceci représente une autre confirmation de la robustesse de l'ISF construit à l'issu de ce travail.

## CONCLUSION

Dans ce travail de construction d'un indice de stabilité financière pour le cas de la Tunisie, nous avons explicité les différentes étapes de construction commençant par le choix des indicateurs jusqu'à la présentation des résultats.

L'apport de ce travail, réside dans le fait qu'il présente une simplification transparente de mesure de la stabilité financière tenant compte de son caractère multidimensionnel et qui peut être communiquée aux preneurs de décisions et au public.

La construction de cet indice s'est effectuée à travers plusieurs étapes. Tout d'abord, la définition d'un cadre théorique général sur la stabilité financière, puis suite à un survol sur le système financier tunisien nous avons décortiqué la stabilité financière en six dimensions spécifique au dit système, à travers six sous-indices : Le sous-indice du capital réglementaire, le sous-indice de la qualité de l'actif, le sous-indice de profitabilité, le sous-indice de liquidité, le sous-indice du développement financier et le sous-indice des conditions macro-économiques. Chacun des sous-indices est composé d'un nombre d'indicateurs normalisés et harmonisés de telle sorte que l'augmentation de la valeur de l'indicateur conduit à l'amélioration du sous-indice qu'il compose. Puis l'agrégation de l'indice a été effectuée à travers la méthode ACP.

Donc, l'apport de ce travail réside en la construction d'un indice agrégé de stabilité financière afin de pouvoir effectuer un suivi sur l'évolution de la situation de la résilience du système financier Tunisien et de détecter les sources de ses fragilités actuelles et potentielles, sur une période de temps qui s'étale sur 11 années : à partir de 2008 jusqu'à 2018.

Suite à l'étape de visualisation de l'indice construit et à travers l'analyse de son évolution, nous avons détecté des fragilités du système financier tunisien qui ont été aggravés par le déséquilibre macroéconomique durant la période post-révolution. Par ailleurs, parmi les résultat phares de l'analyse de l'évolution de l'indice, nous avons détecté que le développement financier représente un facteur de risque pour la stabilité financière qui s'exprime à travers la surchauffe de crédit et le développement des activités financières non bancaires. Il est important de remédier à ces fragilités par le renforcement du cadre macro-prudentiel tunisien qui pourrait être complété par l'introduction du coussin de fonds propres contra-cyclique.

Dans la plupart du temps, ce type d'indice agrégé de stabilité financière est utilisé non seulement pour effectuer des mesures de la stabilité financière d'un pays mais pour effectuer une comparaison entre l'évolution de ce phénomène entre différents pays pour confronter les différences et les similitudes ce qui permettrait de faire ressortir des recommandations notamment en termes de politiques macro-prudentielles utilisées.

## Références bibliographiques

---

- Albulescu, C. T., (2008). “Romanian financial system dynamics: an aggregate stability index analysis”; MPRA Paper No. 16754, posted 12 Aug 2009.
- Albulescu, C.T., (2009) “Forecasting Romanian Financial System Stability Using a Stochastic Simulation Model”, Working Paper 2009.4, International Network for Economic Research.
- Borio, C. (2009). “Implementing the Macroprudential Approach to Financial Regulation and Supervision”. *Financial Stability Review*, No. 13.
- Čihák, A (2007). “Central banks and financial stability: A survey”. (July 5, 2007). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=998335>
- Gersl, A. et Hermanek, (2006) - “Financial Stability Indicators: advantages and disadvantages of their use in the Assessment of the Financial System Stability” – Banque Nationale Tchèque, Rapport de Stabilité Financière.
- Kaminsky, G.L., Reinhart, C.M. (1999), “The twin crises: the causes of banking and balance-of-payments problems”. *American Economic Review*89, 473–500.
- Nelson, W.R. et Perli, R. (2005) “Selected Indicators of Financial Stability” Fourth Joint Central Bank Research Conference, ECB, Frankfurt am Main, 08 November.
- Popovska, J. (2014), “Modelling Financial Stability: the Case of the Banking Sector in Macedonia”. *Journal of Applied Economics and Business*, Vol.2, Issue 1 –March, 2014, PP. 68-91.
- Padoa-Schioppa, T. (2002). “Central Banks and Financial Stability: Exploring a Land in Between.” Paper Delivered at the Second ECB Central Banking Conference: The Transformation of the European Financial System, Frankfurt.
- Schinasi, G. J. (2004). “Defining Financial Stability”. IMF Working Papers, No. 187.
- Tadjeddine, Y (2015). « Evaluation du système financier Algérien : Construction d’un indice agrégé de stabilité bancaire », Working Paper 2015-25, Université de Paris Ouest Nanterre La Défense.
- Ven Den End, J. (2006). “Indicator and boundaries of financial stability”, No. 97/March 2006 DNB Working Paper.

### Rapports :

- Banque Centrale de Tunisie (2019), Rapport annuel 2018.
- Banque Centrale de Tunisie (2020), Rapport annuel 2019
- Banque Nationale Suisse (2008), Rapport sur la stabilité financière, CH-8022 Zurich, version disponible en ligne : ISSN 1662-7288
- Banque des Règlements Internationaux (2013), 83e Rapport annuel de la BRI 1er avril 2012–31 mars 2013, référence : ISSN 1682-7716 (en ligne).
- Fond Monétaire International (2020), Request for purchase under the rapid financing instrument-Press release; Staff report; and statement by the executive director for TUNISIA MF; Country Report No.20/103.

# L'impact des risques sur la Stabilité Financière des Banques Tunisiennes

BELARBI

Iskander

Amen Bank



## Résumé

Cet article examine l'impact du risque de crédit, du risque de liquidité et du risque opérationnel sur la stabilité financière des banques tunisiennes, mesurée par le Z-Score (ROA). Cet impact sera analysé séparément au niveau des banques publiques et des banques privées. Ces facteurs sont considérés comme des risques majeurs pour les banques tunisiennes qui continuent, à ce jour, à se concentrer sur leurs activités traditionnelles. Pour ce faire, nous avons utilisé les données de 17 banques (Publiques, Privées et Mixtes) au cours de la période 2005-2019. Les résultats empiriques montrent que la stabilité des banques est étroitement liée à des facteurs qui leurs sont propres. En effet, les résultats de l'analyse discriminante, montrent que le risque de crédit affecte dangereusement la stabilité financière de toutes les banques, aussi bien privées que publiques. Le risque de liquidité affecte positivement et significativement la stabilité financière des banques publiques, mais il affaiblit celle des banques privées. Les résultats montrent aussi que la taille a un effet défavorable sur la stabilité financière des banques étatiques, alors qu'elle a un effet positif et significatif sur celle des banques privées. Ces résultats pourraient être d'une grande importance pour les managers de banque, afin d'élaborer des stratégies appropriées pour gérer les différents risques auxquels leurs banques sont exposées et pour savoir comment améliorer leur rentabilité.

**Mots-clés :** Risque de crédit, Risque de liquidité, Risque opérationnel, Stabilité financière des banques, Banques Tunisiennes, Analyse des données du panel.

**Classification JEL:** G21; G28; D25.

## Introduction

Le secteur bancaire est un acteur primordial dans la croissance de l'économie à travers la répartition de la richesse, l'allocation des ressources de financement vers les besoins de financement des différents agents et en particulier l'investissement privé. Ce système représente un pilier important dans l'économie nationale. Il joue un rôle prépondérant en matière de financement et de développement de l'économie, et ce grâce aux fonctions d'intermédiation financière qui consistent à assurer la collecte des dépôts auprès des agents à capacité de financement et la distribution des crédits à court, moyen et long terme aux entreprises et individus afin de financer leurs investissements. Il participe aussi au financement du déficit budgétaire par l'achat de bons de Trésor et, récemment, par l'octroi de crédits directs en devises à l'Etat. Face à un environnement en pleine mutation dans lequel le nombre de banques est en augmentation, se pose la question de la stabilité qui a intéressé plusieurs chercheurs.

En effet, la stabilité financière du système bancaire est un élément primordial pour l'économie d'une nation. Un volume très important de transactions dans l'économie réelle est effectué par le biais du système bancaire. Le meilleur test de la stabilité financière est mieux illustré en période de fragilité ou de crise. Cependant, lors de ces périodes, nous pouvons observer des blocages de financement des projets rentables par les banques, des écarts entre les prix des actifs et leur valeur intrinsèque et des retards de paiement. En conséquence, nous pouvons noter des ruptures bancaires, des hyperinflation, des krachs boursiers et même la faillite de quelques institutions financières. De nombreux pays accordent une grande importance à la stabilité financière lors de la mise en œuvre de leurs politiques.

L'attention portée à cette notion s'est développée suite à l'apparition de nouveaux facteurs qui peuvent provoquer un déséquilibre financier. A titre d'exemple, le débat sur l'impact des risques

bancaires sur la stabilité des institutions financières n'est pas encore résolu. La littérature académique sur ce sujet est abondante et les preuves empiriques présentent des résultats différents. En effet, plusieurs études affirment que tous les risques bancaires affaiblissent la stabilité. D'autres confirment que certains risques rendent les banques plus rentables donc plus stables (Shoaib, Ke Peng, Wang et Badar, 2018). Par ailleurs, d'autres recherches n'ont trouvé aucun impact significatif des risques sur la stabilité des banques.

Dans ce contexte, le secteur bancaire tunisien a fait l'objet de plusieurs transformations sur le plan réglementaire et organisationnel dû à l'alignement de la législation tunisienne en matière d'activité bancaire aux standards internationaux. Aujourd'hui, le système bancaire tunisien arrive à financer l'essentiel de l'activité économique. Néanmoins, cette économie reste essentiellement une économie d'endettement qui dépend particulièrement de son système bancaire. Donc, la question de la stabilité économique en Tunisie est principalement liée à la solidité du secteur bancaire, ou encore à sa stabilité financière. Il est donc important d'analyser l'évolution de l'activité bancaire tunisienne au cours de ces dernières années et déterminer les problèmes majeurs que rencontre ce secteur.

Dans ce qui suit, nous présentons la revue de la littérature relative à la problématique de la stabilité financière. En deuxième lieu, nous décrivons notre méthodologie de recherche, en détaillant la sélection de l'échantillon, la période concernée et la présentation du modèle empirique. En dernier lieu, nous présentons et interprétons les principaux résultats empiriques.

## **1. Revue de la Littérature**

Selon les travaux scientifiques récents, la littérature relative à ce sujet peut être divisée en deux groupes. D'une part, un premier groupe de travaux soutient la théorie de l'effet négatif des risques sur la stabilité financière des banques. D'autre part, un deuxième groupe de chercheurs défend l'idée de l'impact positif (ou neutre) des risques sur la stabilité des banques. Nous présentons ci-après certaines études qui examinent la nature de la relation entre chaque type de risque bancaire et la stabilité financière des banques.

Hassan, Khan et Paltrinieri (2018) ont étudié l'impact du risque de liquidité sur la stabilité financière de 52 banques (islamiques et conventionnelles) opérant dans les pays de l'organisation de la coopération islamique (OIC). Ils ont trouvé que, durant la période de crise et post crise financière, le risque de liquidité et la stabilité financière des banques Islamiques (mesurée par le z-score comme indice de rentabilité et la distance au défaut DD) sont négativement et significativement liés. Cependant, les résultats empiriques ont montré qu'il existe une relation positive statistiquement significative entre le risque de liquidité et la stabilité financière (mesurée par le Z-Score), tandis que cette relation devient négative lorsque la stabilité financière est mesurée par la DD. Cela implique qu'un risque de liquidité élevé peut réduire la stabilité financière des banques et, par conséquent, les banques doivent investir dans des actifs très négociables et à faible rendement afin de maintenir un niveau tolérable de risque. Dans le cadre de leur étude portant sur l'interaction entre les risques de liquidité et le risque de crédit sur la stabilité des banques, Imbierowicz et Rauch (2013) ont déclaré que les banques doivent maintenir un niveau faible de risque de liquidité (c'est-à-dire augmenter les actifs liquides) afin de réduire leur risque de défaut. Les résultats de cette étude ont montré qu'un risque de liquidité élevé ainsi qu'un risque de crédit plus élevé augmentent la probabilité de défaut des banques.

La théorie financière affirme que le risque de liquidité constitue un facteur crucial de la vulnérabilité financière du système financier. Néanmoins, de récentes recherches ont montré que ce facteur peut encourager les banques à devenir plus stables. Au cours de leur étude sur la relation entre le risque de crédit et le risque de liquidité, Imbierowicz et Rauch (2013) ont constaté que l'augmentation du risque de liquidité peut être souhaitée par la direction de la banque afin de générer des bénéfices plus élevés. A cet effet, ils affirment que les banques en difficulté financière augmentent conjointement leurs risques de liquidité et de crédit comme un dernier effort pour augmenter leur rentabilité financière et, par conséquent, leur stabilité financière. Les travaux empiriques de Shoaib, Ke Peng, Wang et Badar (2018) ont aussi montré que le risque de liquidité est corrélé positivement et significativement avec l'indicateur de rentabilité RAROC (Risk-adjusted return on capital). Cela signifie qu'un niveau du risque de liquidité adéquat peut garantir une rentabilité élevée permettant à la banque d'éviter le risque d'insolvabilité.

Arena (2007) a constaté, en étudiant les causes fondamentales de la faillite des banques dans les pays en crise, que les banques qui ont fait faillite ont enregistré un ratio de dotations aux provisions pour pertes sur prêts plus élevé par rapport aux banques non défaillantes et que la probabilité de défaillance des banques avec un ratio de dotations aux provisions élevé est plus importante. Autrement, plus le risque de crédit est important plus la probabilité de défaillance de la banque est élevée. De même, Shoaib, Ke Peng, Wang et Badar (2018) ont étudié les effets du risque de crédit et de la diversification des revenus sur la performance et la stabilité des banques commerciales. Dans leur étude, le ratio des prêts non performants (NPL) a été utilisé comme indicateur du risque de crédit. Les résultats empiriques ont prouvé l'existence d'une relation négative et significative entre le risque de crédit (NPL) et la performance de la banque. En effet, les auteurs ont constaté que la baisse du ratio (NPL) indique une meilleure qualité des actifs et une baisse des prêts douteux, et que son augmentation provoque la hausse des dotations aux provisions pour pertes sur prêts et par conséquent la baisse de la performance de la banque. Donc, les prêts non performants représentent une source majeure de risque et de menace pour la stabilité à long terme des banques commerciales.

Imbierowicz et Rauch (2013) ont mené une étude pour analyser l'effet de la relation entre ces deux sources de risque sur la probabilité de défaut des banques commerciales américaines, et ce au cours de la période 1998-2010. Les résultats montrent qu'il existe un impact négatif de l'interaction entre le risque de liquidité et le risque de crédit sur la stabilité des banques et que le terme d'interaction entre ces deux variables est significatif à un niveau de 1%. Ainsi, les risques de liquidité et de crédit augmentent conjointement la probabilité de défaut des banques. De plus, Ghenimi, Chaibi et Omri (2017) ont examiné les principales causes de la fragilité de 49 banques opérant dans la région MENA. L'objectif de leur étude était d'analyser la relation entre le risque de crédit et le risque de liquidité et son impact sur la stabilité financière des banques, durant la période 2006-2013. Les auteurs ont trouvé que l'effet du terme d'interaction entre les deux risques sur la stabilité financière se révèle négatif et significatif à un niveau de 10%.

Finalement, Cummins, Lewis et Wei (2005) ont mis l'accent sur l'importance de la gestion du risque opérationnel en étudiant son impact sur l'évolution des valeurs mobilières des institutions financières (banques & assurances) américaines. Après avoir conclu que le risque opérationnel présente une vraie menace pour ces établissements, les auteurs ont insisté sur le fait que sa gestion est une compétence de base pour les institutions financières. Dans le même contexte, Brown, Goetzmann, Liang et Schwarz (2008) ont étudié l'importance de la réglementation de la Securities and Exchange Commission (SEC) aux Etats-Unis concernant l'évaluation du risque opérationnel. Les résultats empiriques ont montré que le risque opérationnel, mesuré par les conflits d'intérêts et la structure de capital, a un effet négatif sur la performance et sur les rendements des institutions financières.

## **2. Méthodologie**

Dans ce qui suit, nous fournissons d'abord des détails sur notre échantillon de travail et sur la période d'étude. En deuxième lieu, nous exposons notre modèle et nous définissons et expliquons comment calculer les mesures de nos variables.

### **2.1. Echantillon et données**

Notre échantillon est composé de 17 banques tunisiennes (5 publiques, 8 privées et 4 mixtes) sur la période allant de 2005 à 2019. Nous avons choisi cet échantillon pour sa représentativité puisqu'il regroupe presque toutes les banques opérant dans le secteur tunisien qui sont de l'ordre de 23 banques. Cet échantillon nous permet de tester les différents niveaux de stabilité des banques par rapport aux 2 types de gouvernance (publique et privée).

Nos données sont tirées principalement à partir des états financiers des banques publiées par l'APBT, le Conseil du Marché Financier (CMF) et la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis (BVMT). D'autres variables, comme les variables macroéconomiques, sont collectées manuellement à partir du site web de la Banque Centrale de la Tunisie (BCT).

## 2.2. MODELE EMPIRIQUE ET DEFINITION DES VARIABLES.

Cette étude est une recherche empirique, elle fournit des preuves empiriques qui évaluent cette association. Nous utilisons le modèle suivant :

$$\begin{aligned} \text{BankStability}_{it} = & \alpha_{0it} + \beta_1 \times \text{LR}_{it} + \beta_2 \times \text{CR}_{it} + \beta_3 \times \text{OR}_{it} + \beta_4 \times \text{CRxLR}_{it} + \beta_5 \\ & \times \text{PROV}_{it} + \beta_6 \times \text{SIZE}_{it} + \beta_7 \times \text{ROE}_{it} + \beta_8 \times \text{DIV}_{it} + \beta_9 \\ & \times \text{GROWTH}_{it} + \beta_{10} \times \text{INF}_{it} + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

Dans ce modèle, la stabilité des banques dépend de variables qui reflètent les spécificités des banques (CR, LR, OR, CR x LR, ROE, PROV, SIZE et DIV) et des variables liées à l'environnement macroéconomique (GROWTH et INF).

BankStability est la stabilité financière de la banque qui représente la variable dépendante. Elle est représentée dans cette étude par le Zscore (ROA). Le Z-score (ROA) est égal à la moyenne du rendement des actifs plus le ratio d'adéquation des fonds propres, divisé par l'écart-type du rendement des actifs. Le Z-score reflète les efforts déployés par la banque pour réduire les risques et absorber les pertes. Lorsque la valeur du Zscore est élevée, la banque est stable et vice-versa. Plusieurs auteurs ont utilisé le Z-score dans leurs travaux pour rendre compte de la stabilité des banques (ChienChiang et al., 2014; Imbierowicz and Rauch, 2014; Adusei, 2015; Köhler, 2015; Mensi and Labidi, 2015; Tan, 2016; Ghenimi et al., 2017; Hakimi et al., 2017; Shoaib et al., 2018).

Les variables d'intérêt sont mesurées comme suit :

- La variable du risque de crédit (CR) est mesurée par le rapport entre le total des engagements nets et le total des actifs (Adusei, 2015 ; Djebali et Zaghdoudi, 2017 ; Hamdi et al., 2017).
- Le risque de liquidité (LR) est représenté par le ratio LTD (Loan to Deposit) qui est le rapport entre le total des prêts et le total des dépôts de la banque (Ogilo et Mugenyah, 2015 ; Zaghdoudi et Hakimi, 2017 ; Ogilo et al., 2018).
- Le risque croisé (CRxLR) est l'interaction des risques de crédit et de liquidité qui peuvent affecter la stabilité des banques (Imbierowicz et Rauch, 2014 ; Ghenimi et al., 2017 ; Hakimi et al., 2017).
- Le risque opérationnel (RO) est un risque organisationnel non financier lié au fonctionnement interne de la banque et à son processus de gestion, il est mesuré selon l'approche des indicateurs de base<sup>1</sup> (Basic Indicator Approach - BIA) adoptée par le Comité de Bâle.

Concernant les variables de contrôle :

- La taille (SIZE) est mesurée par le logarithme naturel du total des actifs des banques (Alzoubi, 2017 ; Djebali et Zaghdoudi, 2017 ; Ghenimi et al. 2017 ; Tan et Anchor, 2017 ; Abedifar et al. 2018 ; Hryckiewicz et Kozlowski, 2018 ; Ogilo et al. 2018 ; Pierluigi, 2018 ; Shoaib et al. 2018).
- Le taux de couverture des créances (PROV) est calculé par le rapport entre le total des provisions sur créances et les crédits non performants (NPL).
- La rentabilité de la banque (ROE) est représentée par le ratio de la rentabilité des fonds propres (ROE) (Zaghdoudi et al 2016 ; Hakimi et al. 2017 ; Pierluigi 2018).
- L'effet de la diversification des revenus de la banque (DIV) est mesuré par la part des revenus hors intérêts dans le total du Produit Net Bancaire (Nguyen et al., 2012 ; DeYoung et Torna, 2013 ; Hamdi et al., 2017 ; Shoaib et al., 2018).

<sup>1</sup> Exigence en Fonds Propres (RO) = 15% x PNB Moyen (de 3 dernières années)

Les variables macroéconomiques du modèle sont :

- Le GROWTH qui reflète la croissance économique mesurée par le taux de croissance annuel du produit intérieur brut (*Tan et al., 2017 ; Hryckiewicz et Kozlowski, 2018 ; Kim, 2018 ; Pierluigi, 2018*) ;
- Le taux d'inflation (INF) mesuré par l'indice des prix à la consommation (*Altaee et al., 2013 ; Adusei, 2015 ; Köhler, 2015 ; Mensi et Labidi, 2015 ; Tan, 2016 ; Djebali et Zaghdoudi, 2017 ; Ghenimi et al., 2017 ; Tan et al., 2017 ; Pierluigi, 2018 ; Shoaib et al., 2018*).

Afin de nous assurer de la fiabilité et la validité de notre modèle, nous avons effectué un test d'autocorrélation, un test d'Hétéroscédasticité et un test de multicollinéarité (via le coefficient VIF) sur la base de données. Nous avons constaté que les hypothèses d'homoscédasticité et de l'absence de corrélation en série sont rejetées ainsi que l'absence d'un problème de multicollinéarité.

### 3. RESULTATS EMPIRIQUES

Dans cette section, nous présentons l'analyse descriptive des variables précitées. Ensuite, nous présentons la matrice de corrélation. Finalement, nous exposons et interprétons les résultats empiriques.

#### 3.1. ANALYSE DESCRIPTIVE

Dans cette partie nous présentons le tableau des statistiques descriptives des variables retenues pour la construction de notre modèle. En effet, ce tableau indique les statistiques descriptives de notre variable dépendante Bank Stability (mesurée par Z-Score), de nos variables d'intérêt (LR, CR, OR et CR x LR), des variables de contrôle (SIZE, PROV, DIV, ROE) et des variables macroéconomiques (GROWTH et INF), comme il est indiqué ci-dessous.

Tableau 1 : Statistiques Descriptives

Variables	Obs	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
<b>Variable Dépendante</b>					
BankStability	255	19.443	14.029	1.201	47.996
<b>Variables Indépendantes</b>					
LR	255	1.162	11.668	0.838	2.102
CR	255	0.881	0.087	0.722	10.075
CR x LR	255	4.959	11.863	0.606	51.056
OR	255	9.361	1.330	6.716	11.066
SIZE	255	14.459	1.245	11.956	16.101
PROV	255	0.593	0.327	0.144	1.536
DIV	255	0.407	0.147	0.103	0.663
ROE	255	0.054	0.119	-0.301	0.210
GROWTH	255	0.027	0.019	-0.019	0.067
INF	255	0.047	0.013	0.021	0.073

Source : Auteur

La valeur moyenne de notre variable dépendante Bank Stability (Z-Score) est égale à 19.44, avec une valeur maximale de 47.99 et une valeur minimale de 1.20.

Concernant nos variables d'intérêt, la variable de risque de liquidité (LR) présente une moyenne de 1.16, avec une valeur maximale de 2.10 et une valeur minimale de 0.83. La valeur moyenne du risque de crédit (CR) est de 0.88, cette valeur est comprise entre une valeur minimale et maximale de 0.72 et 10.07 respectivement et elle indique que plus que 80% du total actifs des banques sont des créances. L'interaction entre le risque de crédit et le risque de liquidité (CR x LR) a une valeur moyenne de 4,95 avec une valeur maximale de 51,05 et une valeur minimale de 0.60. La moyenne du risque opérationnel (OR) est de 9.36 avec des valeurs minimale et maximale de 6.71 et 11.06, respectivement. En outre, les banques de notre échantillon sont caractérisées par une taille (SIZE) moyenne de 14.45 avec une taille minimale et maximale de 11.95 et 16.10. Le taux de couverture des créances classées (PROV) est en moyenne de 0,59 % avec un minimum et un maximum de 14,4 % et 153%, respectivement. Le revenu moyen provenant de la diversification des activités bancaires (DIV) est de 40% avec une valeur minimale de 10 % et une valeur maximale de 66%, signifiant que les banques tentent de diversifier leurs activités. Les banques tunisiennes ont une rentabilité (ROE) moyenne de 5,4 % avec une valeur minimale de -30 % et une valeur maximale de 21%. Finalement, Sur la période 2005-2019, le taux moyen de croissance économique a été de 2,79 % avec des taux minimum et maximum de respectivement de -1,9 % et 6,7 %. Quant au taux d'inflation, il était égal en moyenne à 4,7 % avec une valeur minimale de 2,7 % et une valeur maximale de 7,3.

### 3.2. INTERPRETATION DES RESULTATS EMPIRIQUES

Les résultats de l'effet des risques bancaires sur la stabilité financière des banques constituant notre échantillon sont présentés dans le tableau ci-dessous (tableau 2).

Nous signalons à cet effet que les hypothèses d'homoscédasticité et d'absence de corrélation en série sont rejetées. Pour éviter les problèmes d'autocorrélation, d'hétéroscédasticité et des valeurs aberrantes extrêmes qui pourraient fausser nos résultats et entraîner des résultats biaisés, la méthode moindres carrés généralisés (GLS) a été utilisée pour estimer le modèle de régression.

Tableau 2: Résultats Empiriques

Variables Dépendantes		BankStability (Z-Score)		
Variables Indépendantes	Coefficient	Ecart-type	t	
CR	-21.550***	6.414	-3.360	
LR	2.880***	0.506	5.700	
CRxLR	-2.630***	0.500	-5.270	
OR	1.26	0.812	1.550	
SIZE	-2.500***	0.868	-2.880	
PROV	8.610***	1.565	5.500	
ROE	21.930***	4.136	5.300	
DIV	-8.600**	3.545	-2.430	
GROWTH	22.690	23.057	0.980	
INF	-80.110**	34.258	-2.340	
Constante	67.750***	8.551	7.920	
<b>Nombre d'Observations</b>	255			

\*\*\*, \*\* et \* indiquent une signification au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, respectivement.

Nos résultats montrent que la stabilité des banques tunisiennes dépend fondamentalement de leurs facteurs spécifiques.

En effet et concernant les variables d'intérêt, les résultats montrent que le risque de crédit (CR) a un impact négatif et significatif sur la stabilité de la banque. Cet impact négatif et significatif du risque de crédit sur la survie des banques est conforme aux conclusions de plusieurs études telles que Zaghdoudi (2019), Ghenimi et al. (2017) ; Adusei (2015) et Imbierowicz et Rauch (2014). Ainsi, le coefficient négatif et significatif associé à la variable risque de crédit (CR) témoigne de la qualité d'actif pénalisante des banques tunisiennes, causée par la conjoncture économique difficile. Par ailleurs, ce résultat confirme l'instabilité financière des banques lorsqu'elles constituent un portefeuille de clients non performants, ce qui montre l'importance d'une bonne politique de sélection de la clientèle. Ce résultat est confirmé par les recherches de Marco Arena (2007), Yiqiang J, Kanagaretnam et Lobo (2011) affirmant que le risque de crédit est le principal élément perturbateur de la stabilité financière de la banque.

Nous avons trouvé, également, que la variable du risque de liquidité (LR) est associée de manière positive et significative à la stabilité de la banque. Cette constatation est cohérente avec les résultats des études menées par Zaghdoudi (2019), Imbierowicz et Christian Rauch (2013), Shoaib, Ke Peng, Wang et Badar (2018) et Hassan, Khan et Paltrinieri (2018) qui ont constaté qu'à un niveau adéquat de risque de liquidité, la banque peut garantir une rentabilité élevée lui permettant d'éviter le risque d'insolvabilité. Nous ajoutons que cette relation peut être expliquée par le fait que la banque choisit d'augmenter son risque de liquidité afin de stimuler sa rentabilité, qui à son tour renforce sa stabilité financière (Imbierowicz et Christian Rauch, 2013). Nos résultats contredisent donc ceux d'Adusei (2015), qui affirment que le risque de liquidité a un effet non significatif sur la stabilité des banques.

Selon les résultats empiriques, la variable du risque croisé (CRxLR) qui représente l'interaction entre le risque de crédit et le risque de liquidité impacte négativement et significativement la stabilité de la banque. Nous pouvons dire que ces deux types de risques sont conjointement préjudiciables à la stabilité financière de la banque, ce résultat est conforme à ce qu'affirment Ghenimi et al. (2017) et Imbierowicz et Rauch (2014). Economiquement, cette relation peut être interprétée par le fait qu'un incident de paiement (risque de crédit) augmente le risque de liquidité puisqu'il touche directement les entrées en trésorerie de la banque et par conséquent il affaiblit sa liquidité et sa stabilité (Dermine, 1984), (Wagner, 2005), (Cai et Thakor, 2008) et (Hassan, Khan et Paltrinieri, 2018). Selon Imbierowicz et Rauch (2013), un risque de liquidité élevé ainsi qu'un risque de crédit élevé augmentent la probabilité de défaut des banques.

En dépit des événements du risque opérationnel générant des pertes financières énormes qui pouvant baisser la valeur des capitaux propres des institutions financières (Chernobai, Ozdagli et Wang ;2020), nous avons constaté que le risque opérationnel (OR) n'a pas exercé d'effet sur la stabilité des banques tunisiennes puisqu'il est associé à un coefficient positif et non significatif. Cette interprétation est conforme aux résultats de Zaghdoudi (2019).

Concernant les variables de contrôle du modèle, les résultats empiriques montrent que la taille déstabilise d'une façon significative la stabilité de la banque, puisque la variable (SIZE) est associée à un coefficient négatif et significatif. Ce résultat est confirmé par les études menées par Zaghdoudi (2019), Köhler (2014), Laeven, Ratnovski, et Tong (2014) et Nicolo (2000). D'après ces auteurs, plus la banque est grande, plus elle prend des risques encore plus importants, ce qui affaiblit sa stabilité. Köhler (2014), Laeven, Ratnovski, et Tong (2014) et Nicolo (2000) ont constaté que les grandes banques prennent des risques encore plus importants que les petites banques ce qui rend leur risque de défaillance très élevé.

Le taux de couverture des créances classées (PROV) impacte positivement et significativement la stabilité de la banque, cela signifie que plus la banque constate des provisions sur ses créances classées, plus elle devient stable. Cette relation s'explique par le fait que le provisionnement, pour améliorer sa couverture sur ses actifs classés, est un outil qu'utilise la banque afin de se prémunir contre le risque de crédit et pour améliorer la qualité de ses actifs.

La rentabilité bancaire, représentée par le ratio de la rentabilité des fonds propres, contribue à la stabilité de la banque. En effet, la régression du modèle indique que la variable ROE impacte

positivement et significativement la variable endogène « BankStability ». Ce résultat est conforme à ceux de Zaghdoudi (2019), Hakimi et al. (2017) et Zaghdoudi et al. (2016) qui ont constaté un effet positif mais non significatif de cette variable sur le Z-Score.

Par ailleurs, il existe une relation négative et significative entre la diversification des revenus bancaires (DIV) et la stabilité financière des banques tunisiennes.

Cette relation reflète le manque d'efficacité opérationnelle des banques tunisiennes, la complexité et la diversité de leurs activités et de leurs charges opératoires. Nous notons à cet effet que les charges opératoires représentent plus de 50% du PNB des Banques, ce qui peut freiner la performance des banques et, par conséquent leur stabilité financière. Ce résultat a été confirmé par les travaux de DeYoung et Roland (2001), Stiroh, (2004), (Beck, Demirgüç-Kunt et Levine, 2005), (Berger, Hasan et Zhou, 2010), (DeYoung et Torna, 2012), (Lee, Yang et Chang, 2013), (Maudos, 2016) et (Abuzayed, Al-Fayoumi et Molyneux, 2018). En effet, ces auteurs ont montré que les systèmes bancaires concentrés (constitués des banques dont l'activité est peu diversifiée) sont associés avec une faible probabilité de subir une crise systémique et que les revenus autres que les revenus d'intérêt sont beaucoup plus volatiles que les revenus d'intérêts. Ils affirment aussi que l'expansion des activités autres que les activités d'intérêt peut entraîner une augmentation des coûts fixes en raison de nouveaux intrants de coûts dans les technologies et les ressources humaines. En ce qui concerne l'effet de l'environnement macroéconomique sur la stabilité financière de la banque, la régression a démontré que l'environnement macroéconomique, principalement le taux de croissance économique, affecte la stabilité des banques tunisiennes mais d'une façon non significative. L'activité bancaire est en évolution et les banques tunisiennes demeurent rentables et stables, malgré une conjoncture économique difficile. Par contre, nous constatons que le niveau d'inflation est associé d'une manière négative et significative à la stabilité. Etant donné que la performance de la banque est un déterminant de sa stabilité financière, toute évolution du niveau de l'inflation va affecter directement la stabilité financière de la banque. En effet, la stabilité est étroitement liée à la politique monétaire de la BCT. Par ailleurs, lorsque la BCT adopte une politique monétaire restrictive (augmentation des taux), les banques vont baisser leur rythme d'octroi des crédits suite à l'augmentation du coût des ressources et donc la baisse de la marge nette d'intérêt, qui va se répercuter sur les indicateurs de performance de la banque.

Nous avons, également, appliqué notre modèle empirique sur un échantillon constitué des banques publiques.

Les résultats de cette régression sont présentés dans le tableau ci-dessous.

Tableau 3: Résultats Empiriques (Banques Publiques)

Variables Dépendantes	BankStability (Z-Score)			
	Variables Indépendantes	Coefficient	Ecart-type	t
CR	-28.110***	6.332	-4.440	
LR	0.605***	0.163	3.700	
CRxLR	-.5208***	0.166	-3.130	
OR	1.254	0.600	1.090	
SIZE	-3.529***	0.694	-5.080	
PROV	2.755***	1.008	2.730	
ROE	22.699***	3.607	6.290	
DIV	-460.205***	73.927	-6.230	
GROWTH	37.074**	18.773	1.970	

<b>INF</b>	-51.602**	29.022	-1.780
<b>Constante</b>	84.734***	8.263	10.250
<b>Nombre d'Observations</b>		135	

\*\*\*, \*\* et \* indiquent une signification au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, respectivement.

D'après le tableau ci-dessus, les résultats qui portent sur l'effet des risques bancaires sur la stabilité des banques publiques sont cohérents avec ceux dégagés au niveau de la première estimation. Conformément au premier résultat, le risque de crédit (CR) et le risque croisé (CRxLR) ont un impact négatif et significatif sur la stabilité des banques publiques. Par contre, le risque de liquidité (LR) est associé d'une manière positive et significative à la stabilité de ces banques, tandis que le risque opérationnel (OR) n'a pas d'influence significative sur la variable endogène. En ce qui concerne les variables de contrôle, les résultats montrent que la rentabilité (ROE) et le taux de couverture des créances classées (PROV) renforcent la stabilité financière, alors que la taille de la banque (SIZE) et la diversification des activités bancaires (DIV) peuvent avoir un effet défavorable sur le Z-Score. Contrairement à l'inflation (INF), la croissance économique (GROWTH) améliore la solidité des banques publiques.

Le signe négatif associé à la taille (SIZE) indique que plus la banque est de grande taille moins elle est stable. Ceci est le cas des trois grandes banques publiques (STB, BNA et BH) dont l'objectif principal est de soutenir le secteur public en finançant les organismes publics en difficultés financières. Elles sont considérées moins performantes que les autres banques conventionnelles. De même, nous constatons que l'effet de la diversification des activités bancaires des banques étatiques impacte négativement leur stabilité. A ce propos, nous citons que ces banques continuent à se concentrer sur leurs activités traditionnelles, malgré la publication au JORT de la nouvelle loi bancaire n° 2016-48 du 11 juillet 2016. Cette loi permet aux banques d'exercer des activités connexes qui étendent les opérations bancaires habituelles, les activités non bancaires (commercialisation de produits d'assurance et de voyage) et les prises de participation dans des entreprises existantes ou nouvelles tout en remplissant certaines conditions.

Le tableau 4, ci-dessous, présente les résultats de la deuxième estimation appliquée sur un échantillon constitué seulement des banques privées.

Tableau 4: Résultats Empiriques (Banques Privées)

<b>Variabiles Dépendantes</b>	<b>BankStability (Z-Score)</b>		
	<b>Variabiles Indépendantes</b>	<b>Coefficient</b>	<b>Ecart-type</b>
CR	-107.560***	23.879	-4.500
LR	-24.300*	13.895	-1.750
CRxLR	-43.280**	17.358	2.490
OR	0.120	1.332	0.090
SIZE	3.520**	1.765	2.00
PROV	15.920***	2.453	6.490
ROE	25.030**	10.664	2.350
DIV	-283.400**	140.282	-2.020
GROWTH	76.970**	37.865	2.030
INF	-136.390**	59.111	-2.310

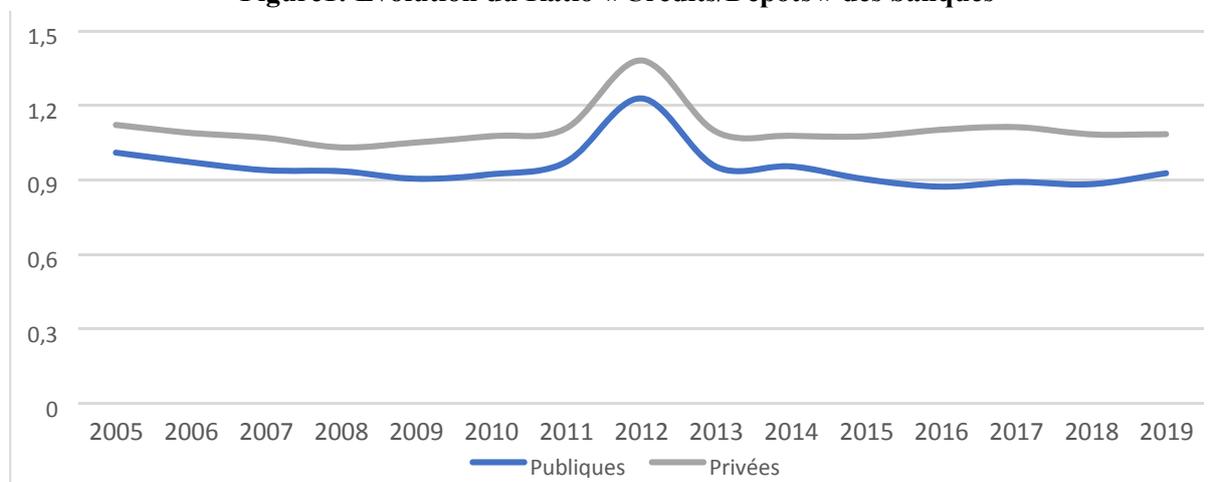
Constante	42.898	28.651	1.500
<b>Nombre d'Observations</b>	<b>180</b>		

\*\*\*, \*\* et \* indiquent une signification au seuil de 1 %, 5 % et 10 %, respectivement.

Les chiffres affichés au niveau du tableau ci-dessus présentent un résultat différent de celui des estimations précédentes. Contrairement aux banques publiques, la taille (SIZE) de la banque privée est un déterminant de sa stabilité. Nous notons que le secteur bancaire tunisien est dominé en termes de performance par les grandes banques privées comme la BIAT, l'AMEN BANK, ATTIJARI BANK... Ces banques sont considérées comme les plus solides et les plus stables en Tunisie.

Contrairement aux banques publiques qui sont supportées par l'Etat, nous constatons que le risque de liquidité (LR) a un effet négatif sur la variable endogène Z-score, indiquant qu'il peut menacer leur stabilité financière. Rappelons que les banques privées prennent plus de risque comme il est indiqué dans la figure N°1.

**Figure1: Évolution du Ratio « Crédits/Dépôts » des banques**



Source : Auteur

En se basant sur le ratio « Crédits/Dépôts », qui représente la seule mesure du risque de liquidité dans notre étude, nous observons que le ratio LTD des banques privées est supérieur à celui des banques publiques, signifiant qu'elles accordent plus de crédits par rapport à leurs dépôts que les banques étatiques. Elles sont plus exposées au risque de liquidité. Autrement, les institutions bancaires privées dépassent le niveau adéquat du risque de liquidité qui leur permet de renforcer leur stabilité. Conformément à la réalité économique, les banques privées cherchent à améliorer leur rentabilité, donc elles ont tendance à accorder plus de crédits, ce qui stimule au même temps l'assèchement de liquidité et affaiblit, par conséquent, leur stabilité.

Ainsi, le risque de crédit (CR) et le risque croisé (CRxLR) ont un impact négatif et significatif sur la stabilité des banques privées, le risque opérationnel (OR) n'a pas d'impact significatif sur cette variable endogène. Les résultats indiquent aussi que la rentabilité (ROE) et le taux de couverture des créances classées (PROV) renforcent la stabilité financière, alors que la diversification des activités bancaires (DIV) peut avoir un effet défavorable sur la solidité des établissements privés. Contrairement à l'inflation (INF), la croissance économique (GROWTH) améliore la solidité des banques publiques.

## **Conclusion**

Plusieurs auteurs ont étudié la relation entre la stabilité financière et les variables spécifiques de la banque. Dans ce contexte, le débat sur l'impact des risques bancaires sur la stabilité des institutions financières n'est pas encore résolu. La littérature sur ce sujet est abondante et les preuves empiriques présentent des résultats différents. En effet, plusieurs études affirment que tous les risques bancaires affaiblissent la stabilité. D'autres confirment que certains risques rendent les banques plus rentables donc plus stables et enfin d'autres recherches n'ont pas trouvé un impact significatif des risques sur la stabilité des banques.

Dans cette étude, nous avons étudié l'impact des risques sur la stabilité financière des banques, et ce en utilisant un échantillon constitué de 17 banques tunisiennes (Publiques et, Privées) sur la période 2005-2019. Nous avons trouvé que la stabilité des banques tunisiennes dépend fondamentalement de leurs facteurs spécifiques. Nos résultats empiriques montrent que le risque de liquidité a un impact significatif et positif sur la stabilité financière, le risque de crédit a un impact significatif et négatif sur la stabilité financière, le risque croisé a un impact négatif et significatif sur la stabilité financière et finalement le risque opérationnel n'a pas d'influence significative sur la stabilité.

Nous avons, également, appliqué notre modèle sur deux sous-échantillons, le premier est composé par les banques privées et le deuxième regroupe les banques publiques. Nous constatons que le risque de liquidité, exprimé par le ratio « LTD », affecte positivement et significativement la stabilité financière des banques publiques, alors qu'il affecte négativement et significativement celle des banques privées. Ce résultat s'explique par le fait que les banques privées prennent plus de risque que les établissements publics puisqu'elles enregistrent un volume de crédits par rapport aux dépôts supérieur à celui des banques publiques. Une deuxième différence au niveau de l'impact de la taille de la banque sur sa stabilité a été constatée. En effet, nous trouvons que la taille a un effet défavorable sur la stabilité des banques étatiques, alors qu'elle renforce la stabilité des établissements privés. Ce résultat reflète le cas des trois grandes banques publiques (STB, BNA et BH) dont l'objectif principal est de soutenir le secteur étatique en finançant les organismes publics en difficulté financières, à côté de la recherche de la rentabilité et la performance.

## Références bibliographiques

---

- Adusei, M. (2015). The impact of bank size and funding risk on bank stability. *Cogent Economics & Finance*, 3(1).
- Arena, M. (2008). Bank failures and bank fundamentals: A comparative analysis of Latin America and East Asia during the nineties using bank-level data. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), 299–310
- BROWN, S., GOETZMANN, W., LIANG, B., & SCHWARZ, C. (2008). Mandatory Disclosure and Operational Risk: Evidence from Hedge Fund Registration. *The Journal of Finance*, 63(6),
- Cummins, J. D., Lewis, C. M., & Wei, R. (2004). The Market Value Impact of Operational Risk Events for U.S. Banks and Insurers. *SSRN Electronic Journal*.
- Ghenimi, A., Chaibi, H., & Omri, M. A. B. (2017). The effects of liquidity risk and credit risk on bank stability: Evidence from the MENA region. *Borsa Istanbul Review*, 17(4), 238–248.
- Hamdi, H., A. Hakimi and K. Zaghoudi, 2017. Diversification, bank performance and risk: Have Tunisian banks adopted the new business model? *Financial Innovation*, 3(22): 125.
- Hryckiewicz, A. and L. Kozłowski, 2018. The consequences of liquidity imbalance: When net lenders leave interbank markets. *Journal of Financial Stability*, 36(C): 82-97
- Imbierowicz, B., & Rauch, C. (2012). The Relationship between Liquidity Risk and Credit Risk in Banks. *SSRN Electronic*.
- Kabir Hassan, M., Khan, A., & Paltrinieri, A. (2018). Liquidity Risk, Credit Risk and Stability in Islamic and Conventional Banks. *Research in International Business and Finance*.
- Köhler, M. (2015). Which banks are more risky? The impact of business models on bank stability. *Journal of Financial Stability*, 16, 195–212.
- Mensi, S. and W. Labidi, 2015. The effect of diversification of banking products on the relationship between market power and financial stability. *American Journal of Economics and Business Administration*, 7(4): 185-193.
- Nisar, S., Peng, K., Wang, S., & Ashraf, B. (2018). The Impact of Revenue Diversification on Bank Profitability and Stability: Empirical Evidence from South Asian Countries. *International Journal of Financial Studies*, 6(2).
- Torna, G., & DeYoung, R. (2012). “Nontraditional Banking Activities and Bank Failures During the Financial Crisis”. *SSRN Electronic Journal*.

**Tableau : Liste des Banques**

		<b>Type de gouvernance</b>		
		<b>Public</b>	<b>Privé</b>	<b>Mixte</b>
<b>Banque</b>	Société tunisienne de banque (STB)		ArabTunisian Bank (ATB)	Banque tunisokoweïtienne (BTK)
	BNA BANK (BNA)		AMEN BANK (AB)	TSB BANK (TSB)
	BH BANK (BH)		Banque internationale arabe de Tunisie (BIAT)	BANQUE TUNISO-LIBYENNE (BTL)
	Banque Tunisienne de Solidarité (BTS)		Union internationale de banques (UIB)	Banque de Tunisie et des Émirats (BTE)
	Banque de Financement des Petites et Moyennes Entreprises (BFPME)		Union bancaire pour le commerce et l'industrie (UBCI)	
			Attijari Bank	
			Banque de Tunisie (BT)	
			Qatar National Bank (QNB)	



# LA CULTURE ET LE MANAGEMENT DU RISQUE DE CREDIT AU

## NIVEAU SECTORIEL : CAS DU SECTEUR BANCAIRE TUNISIEN



Mohamed OUHIBI

Amen Bank

### Résumé

Le risque de crédit est défini comme étant celui de perte provenant du défaut d'un emprunteur de rembourser ses engagements. Afin d'étudier ce risque au niveau sectoriel, notre travail propose une validation empirique qui cherche à analyser la relation simultanée entre le niveau de prise de risque de crédit des banques tunisiennes et les variations du ratio de capital réglementaire. Pour ce faire, nous nous sommes basés sur un échantillon de dix banques tunisiennes pour élaborer un modèle à deux équations simultanées. Nos résultats confirment que le changement du niveau des fonds propres impacte positivement et rapidement l'option du management pour le risque de crédit, indiquant une culture de risque conservatrice.

**Mots clés :** niveau de prise de risque de crédit, variations du ratio de capital réglementaire, culture et management du risque de crédit.

### Introduction

Durant les années 80, l'environnement bancaire international a connu de nombreuses mutations liées essentiellement au rôle principal joué par les marchés financiers. Les causes de ces changements peuvent être expliquées principalement par les trois facteurs suivants : la montée du rôle des marchés financiers et leur instabilité, l'accroissement de la concurrence entre les institutions financières et finalement la déréglementation de l'activité financière (Joël Bessis, 1995). Les banques devaient alors renforcer leurs investissements dans le développement de nouvelles techniques de maîtrise des risques, afin de consolider leur crédibilité en matière de gestion des risques vis-à-vis des autorités de réglementation.

La gestion des risques est un outil de pilotage de la performance mais également, un facteur concurrentiel de première importance qui permet de disposer d'une visibilité suffisante (Laurent Pierandrei, 2015).

En dépit de l'évolution de la réglementation prudentielle imposée par le comité de Bâle à travers l'adoption des accords de Bâle I puis II et III, et prochainement IV, la BCT s'est limitée jusqu'à maintenant à imposer seulement les normes de Bâle I. Il est vrai que la simple transposition de normes conçues pour des pays développés à des pays émergents, peut produire des effets différents de ceux escomptés (Arouri et al., 2013).

La Tunisie est l'un des pays en voie de développement qui a opté pour une restructuration permanente de son système bancaire. Elle avait eu recours au renforcement des règles prudentielles et au désengagement progressif de l'Etat des banques publiques dans le but d'amener le secteur bancaire au rang des plus performants. Toutefois, ces orientations n'ont pas été suffisantes pour améliorer la santé financière de ce secteur qui fait encore l'objet de nombreuses critiques et ce, en raison de la prépondérance des créances douteuses et la sous-capitalisation des banques publiques (Ajmi et Taktak, 2009). Ainsi, ce retard en matière de renforcement de la réglementation prudentielle pourrait affecter la solidité du système bancaire tunisien. Ce risque est d'autant plus élevé que l'encours des engagements professionnels impayés et en contentieux continue toujours d'augmenter pour atteindre 7.9 MDT en 2016 (près de 8% du PIB). Ainsi, pour la même année, le taux des prêts non performants est à 15,4%<sup>1</sup> de l'ensemble des concours bancaires et le ratio de couverture de ces prêts demeure au-dessous des normes internationales avec un niveau de 58.2%<sup>2</sup> contre une moyenne mondiale de 90% (norme de la BCE, Reuters 2017). L'effet négatif

<sup>1</sup> Rapport annuel de la BCT 2016

<sup>2</sup> Rapport annuel sur la supervision bancaire de la BCT 2016

de ce retard en matière de renforcement de la réglementation prudentielle est d'autant problématique que les banques de pays développés et même émergents n'ont pas attendu plus longtemps pour développer en leur sein la culture du crédit qui est essentielle pour limiter le risque de crédit.

La nécessité d'une analyse du niveau de prise de risque de crédit du secteur bancaire tunisien est de plus en plus accrue. L'urgence aujourd'hui est de connaître le niveau optimal des fonds propres permettant de couvrir les risques bancaires dont celui du crédit. En effet, la pression réglementaire en matière d'exigences financières et organisationnelles pousse les banques à améliorer leur gestion du risque de crédit qui demeure la composante principale dans le dénominateur du ratio de capital. Cette amélioration peut être traduite par la diversification des méthodes d'évaluation du risque de crédit.

Dans le cadre du présent travail, nous allons analyser la gestion du risque des banques dans le contexte d'un marché émergent « la Tunisie », en fonction de l'évolution du cadre réglementaire mis en place par les autorités de supervision. L'objectif recherché est de comprendre l'effet simultané entre le niveau de prise de risque de crédit des banques sous la pression réglementaire et les variations du ratio de capital réglementaire (M. Bellalah, 2005).

Le but principal de cette recherche est de répondre à diverses questions complémentaires telles que :

- *Dans quelle mesure le respect des dispositions réglementaires pourrait-il réellement assurer la sécurité et la stabilité du système bancaire tunisien ?*
- *Quelle culture de gestion du risque de crédit pourrions-nous tirer concernant le secteur bancaire tunisien ?*

Le présent travail comportera six parties. La première sera consacrée à la revue de la littérature et aux hypothèses du modèle, la deuxième partie servira à la présentation des variables et des données tout en procédant aux statistiques descriptives. Dans la troisième partie, la méthodologie empirique sera traitée afin de dégager les résultats et les principales interprétations que nous exposons dans la quatrième partie. Au final, la cinquième et la sixième partie seront réservées à la conclusion et aux voies d'amélioration de notre travail.

## 1. Revue de la littérature et hypothèses

### 1.1. La réglementation prudentielle internationale : sa justification

La réglementation bancaire vise essentiellement à éviter les prises excessives de risque tout en gardant un niveau suffisant de concurrence entre les banques. Elle met l'accent sur les problèmes de solvabilité des établissements bancaires. De ce fait, plusieurs courants de pensée s'opposent sur les effets de la supervision et de la réglementation sur l'activité bancaire. En effet, Fama (1980) pense qu'il ne s'agit pas de différence entre les banques et les entreprises des autres secteurs d'activité et que rien ne justifie une réglementation qui ne fait que perturber l'équilibre du marché. D'autres chercheurs considèrent que la réglementation dédiée au secteur bancaire peut être à l'origine d'un « aléa moral » afin d'inciter les banques à adopter des comportements risqués.

Pour McKinnon et Pill (1997), le cadre réglementaire peut aggraver les effets de l'aléa moral afin d'entraîner une prise de risques excessive de la part des banques et des emprunteurs. Ceci fait accroître la fragilité et la vulnérabilité du secteur bancaire.

Selon Santos (2000), deux raisons principales justifient la présence de la réglementation des banques : l'incapacité des déposants à surveiller les banques et le risque d'une crise systémique. D'où, la présence d'une réglementation à double dimension, curative mais aussi préventive qui relève d'un domaine de compétence très vaste (Flageul et Saidane, 1995).

Selon Klingebiel et Caprio (1997), la faible surveillance bancaire et l'absence d'une régulation préventive sont les principales raisons des crises bancaires dans les pays émergents. Cette constatation est tirée d'une analyse faite sur un large échantillon de pays émergents pour dégager les causes des crises

bancaires. John et Saunders (1994) à leur tour, ont confirmé que la banque peut créer un conflit d'intérêt en s'engageant dans plusieurs activités comme l'assurance, l'immobilier et les marchés financiers. Certains chercheurs comme Boyd et al. (1998) ont montré que plus les banques sont de grande taille, plus les autorités de contrôle se soumettent à leurs exigences. Ceci peut s'expliquer par la difficulté de contrôler la diversification des banques en s'ouvrant à d'autres secteurs.

Le respect de la réglementation peut amener à une prise de risque démesurée. En disposant d'un capital minimum à la date « t », la banque est contrainte à dégager des revenus assez importants en « t+1 » et donc à dégager une rentabilité suffisante qui doit se concrétiser par la hausse de son niveau d'exposition au risque (Blum, 1999).

En étudiant la relation entre la performance d'un échantillon de banques et le cadre réglementaire de la supervision bancaire, Barth et al (2001) ont montré que la présence des restrictions sur les activités bancaires impacte négativement les institutions. Ces résultats mettent en évidence le rôle important de la discipline de marché en étant un élément crucial dans l'établissement des stratégies de surveillance plus efficaces.

### **1.2. Le risque de crédit et le ratio de solvabilité**

Les événements turbulents de la dernière crise financière de 2007-2008 a fait montrer la dépendance des économies par rapport à leur système financier et particulièrement à leur système bancaire (Sahut et al., 2016). Des tentatives de limitation de l'impact de cette crise ont alors eu lieu, aussi bien dans les pays développés que dans les pays émergents, et ce en s'appuyant sur le volet de la réglementation bancaire. Cette dernière, n'a pas cessé d'évoluer vu que la faillite de système bancaire est demeurée un risque majeur menaçant la pérennité de l'économie entière. L'objectif de la réglementation bancaire étant, essentiellement, la promotion de la gestion des risques émanant de l'activité bancaire et en particulier le risque de crédit qui n'est que l'échec d'un emprunteur à rembourser sa créance. Ce risque demeure l'élément majeur qui provoque davantage les faillites bancaires et ce en dépit des durcissements procéduraux mis en place (Mili et Sahut, 2009).

Le souci des autorités réglementaires dans un pays, est de définir les outils pour superviser et contrôler la santé financière du système bancaire. C'est ainsi que la notion de « Ratio de Solvabilité » (RS) ou « Capital Adequacy Ratio » (CAR) a vu le jour durant les années 1970 (Chiuri et al., 2002). En d'autres termes, l'expérience a montré que l'expansion du crédit sans une augmentation parallèle des fonds propres des banques expose ces dernières à un risque d'insolvabilité assez important, surtout en cas de crise. C'est pour cette raison, que les organismes de réglementation (le comité de Bâle pour le contrôle bancaire et ses partenaires) ont défini à travers les années plusieurs mesures de contrôle en émettant de multiples réformes.

Le renforcement de la réglementation bancaire, conçu comme une réponse pour limiter l'impact de ces crises, a alors ouvert la voie aux banques, aussi bien dans les pays développés qu'émergents, pour développer leur culture du risque, et en particulier du risque de crédit.

D'un point de vue réglementaire, l'instauration du « ratio Cooke » (réglementation de Bâle I) a été à l'origine d'une culture limitée du risque dans les banques des pays développés (Ospital, 2006), d'où le renforcement des règles prudentielles avec les comités Bâle II puis Bâle III. De plus, la transposition de normes internationales dans des pays émergents, alors qu'elles ont été élaborées sous la direction de pays développés, risque de produire des effets différents (Arouri et al., 2013).

### **1.3. Hypothèses**

L'importance des exigences en capital pour garantir la stabilité bancaire a suscité l'intérêt de nombreux chercheurs pour analyser ses déterminants et la manière dont ils influencent le niveau de prise de risque des banques. En effet, Demsetz et Strahan (1997) et Ayuso et al. (2004) ont étudié l'évidence que les grandes banques ont la capacité de fonctionner avec un ratio de capital plus faible que les petites banques vu qu'elles profitent des effets de diversification des risques. D'un autre côté, Kleff et Weber (2008) et Gropp et Heider (2009) ont confirmé que les banques les plus rentables ont tendance à avoir un ratio de solvabilité réglementaire relativement plus élevé par rapport aux autres banques moins rentables.

Calem et Rob (1999) ont affirmé que l'accroissement de ce ratio réglementaire a engendré une augmentation du niveau du capital des établissements bancaires accompagnée par une diminution limitée de la prise de risque. D'un point de vue réglementaire, les banques dont le portefeuille est relativement risqué (c'est-à-dire, que son niveau de risque de crédit est assez important), sont obligées de détenir un niveau de capital (constituant un tampon) plus important parce qu'elles sont susceptibles de se trouver avec des ratios de fonds propres minimum inférieurs à la norme exigée par la réglementation. Une situation pareille, peut accroître la probabilité de faillite de ces banques en étant incapables de faire face aux coûts liés à ce contexte financier délicat.

Partons des arguments avancés, nous nous intéressons de tester les deux hypothèses suivantes :

- Hypothèse 1 (H1) : « La variation du niveau du ratio de capital de la banque ( $\Delta RS$ ) a un effet significativement négatif sur le comportement de prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) ».
- Hypothèse 2 (H2) : « La variation du niveau de la prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) est corrélée négativement avec le changement du niveau du ratio du capital ( $\Delta RS$ ) ».

Les travaux récents de Jokipii et Milne (2010), Lin et al. (2013) ont étudié la relation entre la réserve de capital (Capital Buffer), le capital, la performance, le risque et le rendement. Leurs études ont dégagé un comportement contra-cyclique de cette réserve de capital, particulièrement sur le niveau du risque de crédit aux Etats-Unis et en Suisse (étant les pays sujets de cette étude). En se basant sur une théorie moderne connue par « Buffer Theory », nous nous attendons à ce que les ajustements du niveau de capital constitué avec celui de la prise de risque de crédit soient corrélés positivement si les fonds propres de sécurité ou tampon sont assez élevés, alors qu'ils sont négativement corrélés dans le cas contraire.

- Hypothèse 3 (H3) : « Le niveau des fonds propres tampons (*Buffer*) est associé positivement aux variations du niveau du capital ».

## 2. Variables, données et statistiques descriptives

### 2.1. Variables

Nous exposons dans le tableau ci-dessous, les différentes variables du modèle afin d'avancer l'estimateur de chacune d'elles.

Tableau 1 : Liste récapitulative des variables retenues dans le modèle à équations simultanées

Variables	Estimateur	Observations	Références
<b>RS</b>	$FPR(tier1 + tier2 + tier3) / \begin{matrix} (R. \text{marché} + \\ R. \text{crédit} + \\ R. \text{opérationnel}) \end{matrix}$	Ratio de solvabilité ou ratio d'adéquation des fonds propres (FP) réglementaires, connu aussi, sous le nom de « ratio MacDonough ».	R. Aggarwal et K.T. Jacques (1998), F. Heid et al (2006), S.L. Lin et al. (2013), M. Mili et al. (2016)
<b>CRISK</b>	$Provisions \text{ sur les créances classées} / total \text{ crédits}$	Indicateur qui mesure le danger émanant du bilan et du hors bilan à travers des provisions sur créances classées rapportées aux crédits accordés.	T. Jokipii et A. Milne (2010), S.L. Lin et al (2013)
<b>REG</b>	$REG_{i,t} = [Min \text{ REG} + \sigma RS_{i,t}] - RS_{i,t}$ <i>si</i> $RS_{i,t} \leq Min \text{ REG} + \sigma RS_{i,t}$ $REG_{i,t} = 0$ , <i>sinon</i>	Variable mesurant la pression réglementaire. Min REG exprime le seuil minimum réglementaire exigé.	P. Van Roy (2005), F. Cannata et M. Quagliariello (2006), M. Matejašak et P. Teply (2009)
<b>BUFFER</b>	$RS - Min \text{ REG}$	Cette variable, calculée à travers la formule du ratio de couverture des risques, est définie comme la différence entre le ratio de solvabilité (RS) et le seuil	F. Heid et al. (2004)

		minimum réglementaire exigé (Min REG).	
<b>ROA</b>	<i>Bénéfices nets/total des actifs</i>	C'est un indicateur permettant d'examiner le degré d'efficacité de l'exploitation des actifs disponibles et leur capacité à générer des bénéfices.	B. Rime(2001), J.C. Godlewski (2005)
<b>SIZE</b>	<i>Ln (total des actifs)</i>	La taille est souvent calculée par le logarithme népérien du total des actifs d'une banque.	Z. Saadaoui (2010), S.L. Lin et al. (2013)
<b>SPREAD</b>	<i>Marge nette d'intérêt/total des actifs</i>	Cette variable rapporte la marge nette d'intérêt à la totalité des actifs d'une banque. La marge nette d'intérêt se calcule par la différence entre les intérêts reçus et intérêts.	J.C. Godlewski (2005), P. Van Roy (2005), S.L. Lin et al. (2013)
<b>NPL</b>	<i>Crédits non performants/total des crédits</i>	Le ratio des crédits non performants rapporté à la totalité des crédits accordés.	B. Rime(2001), M. Matejašak et P. Teplý (2009), Z. Saadaoui (2010)

Source : fait par l'auteur

## 2.2. Données

Nous avons construit notre échantillon à partir de 10 banques universelles tunisiennes cotées à la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis (BVMT) pendant la période allant de 2005 à 2017, donc un panel cylindré de 130 observations. Nous n'avons retenu que les banques cotées par souci de disponibilité et de continuité des données. Toutefois, ces banques représentent ensemble plus de 82% du total des actifs des banques commerciales en 2007 et 88% des crédits distribués à l'économie (MAC SA, 2009). Le choix de 2005 est dicté par le fait qu'elle correspond à l'année d'adoption du nouveau système de calcul du ratio de solvabilité, dit « ratio de McDonough ». En ce qui concerne les données financières des banques, nous nous sommes basés sur les rapports annuels de l'association professionnelle des banques et des établissements financiers (APTBEF) et les rapports annuels des banques de notre échantillon. Nous avons pu collecter les données relatives aux crédits non performants auprès de la Banque Centrale de Tunisie (BCT).

## 2.3. Statistiques descriptives

Nous remarquons dans le tableau ci-dessous que les ratios de fonds propres réglementaires des dix banques choisies dans notre panel respectent le minimum prudentiel en matière de solvabilité en 2017. D'ailleurs, pour l'ensemble des banques de notre échantillon, ce ratio varie entre 10.34% et 14.19% alors que le standard exigé en Tunisie est de 10 %.

Tableau 2 : Statistiques de variables pour les banques retenues

Banque	Informations en 2017			
	RS	CRISK	BUFFER	Probabilité de Faillite
Amen Bank (AB)	14.15%	27.11%	4.15%	0.0090%
Attijari Bank (Attijari)	11.68%	59.5%	1.68%	2.1476%
Arab Tunisian Bank (ATB)	10.86%	31.51%	0.86%	0.00579%
Banque Internationale Arabe de Tunisie (BIAT)	10.75%	33.8%	0.75%	0.0655%
Banque de Tunisie (BT)	14.19%	43.7%	4.19%	0.0218%
Banque de l'Habitat (BH)	10.94%	48%	0.94%	0.3738%
Banque Nationale Agricole (BNA)	12.40%	29.80%	2.40%	0.0663%
Société Tunisienne de Banque (STB)	11.49%	50.22%	1.49%	0.1145%
Union Bancaire pour le Commerce et l'Industrie (UBCI)	10.34%	49.95%	0.34%	0.0342%

Union internationale des banques (UIB)	11.13%	47%	1.13%	3.2351%
--	--------	-----	-------	---------

Source : calcul fait par l'auteur

Les résultats du traitement statistique de notre échantillon dans le tableau 3 ci-dessous montrent que pour les 130 observations, le ratio du risque de crédit exprimé par  $\Delta$ CRISK s'élève en moyenne à 1.69% avec une valeur maximale de 24.5 %.

Tableau 3 : Statistiques descriptives de notre échantillon

Variabes	Observations	Moyenne	Ecart-type	Min.	Max.
$\Delta$ RS	130	0.0010	0.0284	-0.1478	0.1867
$\Delta$ CRISK	130	0.0169	0.0746	-0.2476	0.245
SIZE	130	15.296	0.5140	14.007	16.420
ROA	130	0.0081	0.0146	-0.1035	0.0291
SPREAD	130	0.0243	0.0077	0.0076	0.0679
BUFFER	130	0.0225	0.0420	-0.1521	0.141
RS (t-1)	130	0.1084	0.0424	-0.0621	0.221
CRISK (t-1)	130	0.6346	0.1593	0.17	0.955
NPL	130	0.1386	0.0827	0.051	0.4789
REG (t-1)	130	0.0174	0.0345	0	0.2080
REG x $\Delta$ RS	130	-0.0002	0.0028	-0.0307	0.0039
REG (t-1) x $\Delta$ CRISK (t-1)	130	0.0007	0.0029	-0.0027	0.0238
BUFFER (t-1) x $\Delta$ RS (t-1)	130	0.0003	0.0022	-0.0037	0.0224
BUFFER x CRISK	130	0.0171	0.0290	-0.0774	0.1156

Source : calcul fait par l'auteur

Quant au ratio des fonds propres tampon (BUFFER), il affiche une moyenne positive de 2.25% avec un écart type égal à 4.20%. Nous pouvons dire qu'en général, sur les 12 années, ces banques ont détenu suffisamment de fonds propres. Cette situation confirme que les banques affichent en majorité un ratio de solvabilité supérieur à la moyenne réglementaire contrairement à la situation de ces mêmes banques durant la période 1990-2000, indiquant qu'elles étaient sous capitalisées (Maraghni et al, 2016).

### 3. Méthodologie empirique

#### 3.1. Tests statistiques

Pour pouvoir apprécier l'estimation empirique de notre modèle, nous allons procéder à certains tests statistiques en rapport avec l'utilisation de la technique des équations simultanées.

Nous allons donc effectuer dans cette partie en premier lieu le test de corrélation de Pearson, puis le test de cointégration de Kao (1999), ensuite le test d'endogénéité de Durbin-Wu- Hausman et enfin le test de sur-identification de Sargan-Basmann.

Le recours à ces différents tests confirmant la validité de notre modèle à deux équations simultanées (voir annexe 1).

#### 3.2. Modèle

C'est dans le cadre des travaux « d'ajustement partiel » que s'inscrit notre apport en recourant à un modèle à deux équations simultanées initialement développé par Dahl et Shrieves (1990) et repris plus tard dans plusieurs recherches telles que celles de Jacques et Nigro (1997), Ediz et al. (1998), Saadaoui (2010), Lin et al. (2013) et Maraghni et al. (2016), et ce pour analyser la relation entre le niveau du "ratio de capital" et celui du "ratio du risque de crédit des banques". La littérature financière a considéré que ces deux variables endogènes sont corrélées et se comportent d'une manière simultanée (Aggarwal et Jacques, 1998).

En effet, les valeurs cibles du niveau du risque de crédit (CRISK\*) et celles du ratio de capital (RS\*) que les banques souhaitent obtenir, dépendent d'une multitude de variables exogènes liées au cadre institutionnel dans lequel elles évoluent. Dans le moyen-long terme, les banques désirent, généralement,

atteindre des niveaux optimaux de ratios par un ajustement partiel plus fin. Quant à *Dahl et Shrieves (1990)*, ils ont souligné que ces établissements bancaires ne sont pas en mesure d'atteindre instantanément « les niveaux cibles ».

Par conséquent, le changement optimal du niveau du ratio de capitalisation et celui du niveau de ratio du risque de crédit, pour chaque année (t) et pour chaque banque (i), sera exprimé par la différence entre  $RS^*$  et  $RS_{t-1}$  et simultanément entre  $CRISK^*$  et  $CRISK_{t-1}$ .

Au final, le modèle estimé tel qu'il a été présenté par *Maraghni et al. (2016)* se note par les deux équations simultanées suivante :

$$\Delta RS_{i,t} = \lambda_0 + \lambda_1 ROA_{i,t} + \lambda_2 SIZE_{i,t} + \lambda_3 SPREAD_{i,t} + \lambda_4 \Delta CRISK_{i,t} + \lambda_5 RS_{(i,t-1)} + \lambda_6 BUFFER_{i,t} + \lambda_7 (REG_{(i,t-1)} \times \Delta CRISK_{(i,t-1)}) + \lambda_8 (REG_{i,t} \times \Delta RS_{i,t}) + \mu_{i,t}$$

$$\Delta CRISK_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 SIZE_{i,t} + \gamma_2 NPL_{i,t} + \gamma_3 SPREAD_{i,t} + \gamma_4 \Delta RS_{i,t} + \gamma_5 CRISK_{(i,t-1)} + \gamma_6 REG_{(i,t-1)} + \gamma_7 (BUFFER_{(i,t-1)} \times \Delta RS_{(i,t-1)}) + \gamma_8 (BUFFER_{i,t} \times CRISK_{i,t}) + \phi_{i,t}$$

Avec  $\mu_{i,t}$  et  $\phi_{i,t}$  expriment les résidus respectivement des équations de niveau de capital (ratio de solvabilité ou  $\Delta RS$ ) et du niveau du risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) pour la banque (i) au cours de l'année (t). Par la suite,  $\lambda_j$  (tel que,  $j = 1 \dots 8$ ) et  $\gamma_k$  (tel que,  $k = 1 \dots 8$ ) représentent les paramètres du modèle affectés aux variables explicatives. D'un autre côté,  $\lambda_0$  et  $\gamma_0$  présentent les constantes de notre modèle spécifié par deux équations simultanées.

Initialement, ce modèle était développé par *Dahl et Shrieves (1990)*, repris par *Lin et al. (2013)* et récemment amélioré par *Maraghni et al. (2016)*.

### 3.3. Résultats et principales interprétations

Les hypothèses (H1) et (H2) indiquent que la variation du niveau du ratio de solvabilité d'une banque est corrélée négativement avec son comportement de prise de risque de crédit, et inversement. Par conséquent, les coefficients ( $\lambda_4$ ) et ( $\gamma_4$ ) sont prédits avec un signe négatif dans les deux équations de notre modèle. Tel était le cas pour les anciens travaux de *Saadaoui (2011)*, *Lin et al. (2013)* et *Maraghni et al. (2016)*. Ainsi, les résultats dans le tableau ci-dessous nous permettent de confirmer que l'impact d'un changement du ratio de solvabilité ( $\Delta RS$ ) sur la variation du comportement de la prise de risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ) est négatif et statistiquement significatif au seuil de 90 % (avec un p-value égal à 0.098). Nous confirmons alors que pour l'intégralité de la période d'étude, toute augmentation de 1 % du niveau de capital ( $\Delta RS$ ) des banques tunisiennes de notre échantillon sur les 12 ans (2005-2017), se traduit par une baisse assez importante, de l'ordre de 49.84 PP<sup>3</sup>, du niveau du risque de crédit ( $\Delta CRISK$ ). Le tableau 4, ci-dessous, expose les différents résultats trouvés.

Tableau 4 : Résultat de l'estimation par la méthode 2sls

Période d'estimation	Période : 2005 jusqu'à 2017	
Variables endogènes	$\Delta RS$	$\Delta CRISK$
Variables exogènes	-	
SIZE	0.00663 (3.76)***	-0.00421 (-0.32)
ROA	0.05784 (0.80)	
SPREAD	0.55988	0.30858

<sup>3</sup> Points de pourcentage

	(0.53)	(0.38)
NPL		-0.29191 (-2.52)**
BUFFER	0.85841 (21.48)***	
RS (t-1)	-0.92022 (-25.92)***	
CRISK (t-1)		-0.29538 (-4.81)***
REG (t-1)		0.54681 (1.86)*
$\Delta$ RS		-0.49843 (-1.66)*
$\Delta$ CRISK	-0.06243 (-2.58)***	
REG $\times$ $\Delta$ RS	0.77125 (2.09)**	
REG (t-1) $\times$ $\Delta$ CRISK (t-1)	-0.04141 (-0.14)	
BUFFER $\times$ CRISK		0.34726 (1.09)
BUFFER (t-1) $\times$ $\Delta$ RS (t-1)		-2.29156 (-0.72)
Constante	-0.02049 (-0.73)	0.28767 (1.39)
Nombre d'observations	130	130
$R^2$	90.77%	21.74%
$\chi^2$	154.11***	4.55***

Source : calcul fait par l'auteur

\* : significative au seuil de 10%, \*\* : significative au seuil de 5%, \*\*\* : significative au seuil de 1%. Les valeurs entre parenthèses représentent la statistique de *Student*.  $R^2$  : le coefficient de détermination et  $\chi^2$  : c'est la statistique de chi2 selon la méthode 2sls (test de Wald).

Réciproquement, toute variation du niveau du risque de crédit de 1 % implique une variation inverse de 6.24 PP du niveau de ratio de fonds propres. Par ailleurs, nous constatons que l'ajustement du niveau du risque par rapport au niveau de capital se fait d'une manière plus rapide et plus importante que l'effet opposé. Le comportement des banques en termes de prise du risque de défaut montre une relation négative et statistiquement significative avec la variation du niveau de capital pour un seuil de confiance de 99% (avec un p-value de 0.010). En guise de conclusion, les résultats extraits confirment donc nos deux hypothèses (H1) et (H2).

En effet, ces résultats rejoignent ceux trouvés par Murinde et Yaseen (2004), Hassan et Hussain (2004) et Maraghni et al. (2016). Cependant, ils contredisent ceux de Godlewski (2005). En effet, ce dernier confirme que les banques des pays émergents n'assurent pas une couverture effective de leur prise du risque par le renforcement de leur capital réglementaire. D'un autre côté, la relation simultanée et négative entre  $\Delta RS$  et  $\Delta CRISK$  implique l'existence d'un effet attendu des exigences réglementaires en fonds propres sur le comportement des banques.

A l'instar des banques des pays membres du comité de Bâle (G10), les banques tunisiennes de notre échantillon confirment le fait qu'un niveau plus élevé du ratio McDonough s'est associé à une meilleure qualité de crédits. Ceci implique que la majorité des banques en Tunisie sont dotées d'une bonne capitalisation et souffrent moins du risque de crédit.

A contrario, l'absence d'une relation négative et significative entre le ratio *McDonough* et le risque de crédit dans les banques des pays non membres du Comité de Bâle amène à s'interroger sur les raisons qui peuvent expliquer cette absence de relation. Ces raisons peuvent être liées au cadre économique, financier et institutionnel dans lequel ces banques opèrent (Saadaoui, 2011).

L'impact des fonds propres tampon sur le niveau du ratio de solvabilité est positif et statistiquement significatif. En effet, les résultats de l'estimation confirment notre troisième hypothèse (H3). Comme prévu, le signe du coefficient ( $\lambda_6$ ) est positif pour l'intégralité de la période de notre modèle. Par rapport au niveau du ratio de capital, le coefficient d'ajustement de la variable « Buffer » s'élève à 0.8584 avec un t-Student de 21.84. Ainsi, il est statistiquement significatif au seuil de confiance de 99%.

En moyenne, chaque augmentation du niveau des fonds propres tampon (Buffer) se traduit par une hausse du niveau du ratio de solvabilité de l'ordre de 85.84 % sur toute la période (2005-2017) pour les banques de notre échantillon. Ce genre de réserve affiche un caractère « contra-cyclique » qui peut s'expliquer par le mouvement cyclique des exigences des fonds propres réglementaires.

En d'autres termes, la hausse du niveau du capital d'une banque, en cas de mauvaise conjoncture et de régression de distribution des crédits, se traduit par une augmentation de réserve en fonds propres, cette augmentation cherche à compenser les pertes inattendues et donc à réduire le risque d'insolvabilité (Jokipii et Milne, 2010). Cette relation est jugée normale vu que pour s'aligner à la norme réglementaire du ratio de capital requis, les fonds propres exigés augmentent lorsque la conjoncture économique est mauvaise. Toutefois, certains chercheurs comme Illing et Paulin (2004) prétendent que le coussin de fonds propres s'épuise lorsque la situation financière se redresse faisant face au risque de faillite, ce qui n'est pas le cas pour le secteur bancaire tunisien. Pour ce dernier, plus les fonds propres exigés augmentent, plus la réserve de capital (Buffer) s'améliore.

Au final, les résultats de l'estimation de notre modèle par la technique des 2SLS ont permis de souligner trois points significatifs ayant « des implications managériales », à savoir :

- Sur la période de notre étude, les banques sélectionnées ont amélioré leur capitalisation face au renforcement des contraintes réglementaires touchant les fonds propres (surtout, à partir de 2012) ;
- Les contraintes de la réglementation sur les exigences de fonds propres ont une incidence sur le comportement de prise de risque de crédit des banques tunisiennes. Cette pression institutionnelle est liée positivement au ratio de couverture du risque de crédit ;
- Le management des banques montre que le coussin de capital (*Capital Buffer*) est associé positivement au niveau du ratio de solvabilité de ces établissements.

## Conclusion

En guise de conclusion, la relation simultanée entre la variation du niveau de capitalisation et l'incitation à la prise du risque de crédit par le management des banques tunisiennes, s'avère négative et statistiquement significative sur la période de l'étude. Ainsi, le changement du niveau des fonds propres se traduit par un impact important et assez rapide sur l'incitation du management concernant la prise de risque de crédit et le niveau des provisions constituées. Il s'agit d'une culture de risque conservatrice vu que ces banques modulent leurs niveaux de capitalisation en fonction de l'ampleur du risque d'insolvabilité de leurs clients.

Le secteur bancaire tunisien est qualifié d'homogène et les banques se comportent de la même manière en termes de gestion des risques (Saadaoui, 2010). En ce sens, nous pouvons constater qu'Amen Bank ne va pas trop dévier en termes de comportement par rapport aux autres banques. Sa gestion des risques est considérée conservatrice vu que ses ratios de risque sont au-delà des seuils minimums exigés par la réglementation.

Malgré la politique conservatrice du secteur bancaire tunisien, le cadre réglementaire de la supervision bancaire en Tunisie est considéré encore fragile, ce qui a conduit à une sous-estimation du risque de crédit permettant aux banques d'accorder aux entreprises des conditions de financement en dessus de celles qui seraient en vigueur si nous étions dans un marché sain et concurrentiel où ce risque de contrepartie est correctement évalué<sup>4</sup> (Banque Mondiale, 2015). De plus, près de 30% des crédits ont été fournis sans aucune garantie de remboursement<sup>5</sup>. Cette mauvaise gouvernance est à l'origine du volume important de créances accrochées (NPLs) dans les bilans des banques. Malgré ce dérapage, l'accès aux crédits est observé comme une contrainte majeure par 34% des entreprises en Tunisie (Rapport de la Banque Mondiale, 2015). Face à ces échecs du secteur bancaire tunisien, la BCT ne cesse d'apporter de nouvelles dispositions réglementaires. Nous indiquons par exemple, la nouvelle circulaire 2018-06 de la BCT relative aux « normes d'adéquation des fonds propres » visant à renforcer davantage les exigences en capital réglementaire.

## Recommandations

Compte tenu de ces conclusions, nous recommandons l'intégration des variables de gouvernance dans le modèle étudié. Ceci peut être traduit par l'étude des mécanismes de gouvernance susceptibles d'influencer la politique de crédits au sein des banques de la place. Nous proposons, par exemple, de traiter la concentration de la propriété dans la gestion du risque de crédit vu que ce dernier est impacté par le processus décisionnel de tous les intervenants lors de l'octroi de crédit. Un autre volet d'enrichissement de la première partie consiste à dégager l'impact du niveau du risque de liquidité sur le niveau du ratio de solvabilité pour toute pression réglementaire. Nous pouvons aussi introduire des variables Dummy pour discriminer les banques étatiques des privées ou les privées nationales des privées étrangères afin de vérifier s'il existe ou non une culture de crédit différente pour chaque catégorie.

<sup>4</sup> Rapport de la Banque mondiale, chapitre 11 intitulé « Synthèse et recommandations de politiques », 2015.

<sup>5</sup> Communiqué de presse du Gouverneur de la Banque Centrale de Tunisie en Février 2011.

## Références bibliographiques

---

### Articles :

- Aggarwal R. & Jacques, K.T. (1998), "Assessing the impact of prompt corrective action on bank capital and risk", *Economic Policy Review*, vol.4, n° 3, pp. 23-32.
- Aghion, P. & Bolton P. (1992) : "Incomplete Approach to Contracts Financial Contracting." *The Review of Economic Studies* 59 (3): 473-94.
- Ajmi D. et Taktak N., (2009) : « Inefficiency Des Banques Dans Un Pays En Mutation : Cas De La Tunisie », *Revue Libanaise de Gestion et d'Economie*, No 2, 2009.
- Arouri M., Boubaker S. & Nguyen D.K. (2013), *Emerging Markets and the Global Economy : A Handbook*, Elsevier, Academic Press, 928 p.
- Ayuso, J., Perez D. & Saurina J. (2004) , « Are capital buffers pro-cyclical ? Evidence from Spanish panel data », *Journal of Financial Intermediation*, n° 13, pp. 249-264.
- Barth, J., G. Caprio, & R. Levine, (2001b), « Financial regulation and performance: crosscountry evidence », *Central Bank of Chile, Working Papers n° 118*, November.
- Barth, J., G. Caprio, & R. Levine, (2002), « The regulation and supervision of banks around the world », *World Bank Policy Research Working Paper n°2588*.
- Bellalah, M. (2005), « La gestion des risques ordinaires et catastrophiques, Le risque de marché, la réglementation bancaire et risque extrême », *Gestion des risques de taux d'intérêt et de change (2005)*, pages 477- 492.
- Blum, J., (1999), « Do capital adequacy requirements reduce risks in banking ? », *Journal of Banking and Finance*, Vol 23, pp. 755-771.
- Boyd, J.H., C. Chang, & B.D. Smith, (1998) : « Moral Hazard Under Commercial and Universal Banking », *Journal of Money, Credit, and Banking* 30(3.2), 426-468.
- Calem P. & Rob R. (1999): "The impact of capital-based regulation on bank risk-taking", *Journal of Financial Intermediation*, n° 8, pp. 317-352.
- Cannata F. & Quagliariello M. (2006): "Capital and risk in Italian banks: A simultaneous equation approach", *Journal of Banking Regulation*, vol.7, pp. 283-297.
- Chiuri, M.C., Ferri G. & Majnoni G. (2002) : « The macroeconomic impact of bank capital requirements in emerging economies, Past evidence to assess the future», *Journal of Banking and Finance*, volume.26, pp. 881-904.
- Dahl D. & Shrieves R. (1990), „The Impact of Regulation on Bank Equity Infusions“, *Journal of Banking and Finance*, vol.14, n° 6, pp. 1209-1228.
- Demsetz R.S. & Strahan P.E. (1997), "Diversification, size, and risk at U.S. bank holding companies", *Journal of Money, Credit, and Banking*, vol. 29, n° 3, pp. 300-313.
- Ediz T., Michael I. & Perraudin W. (1998), "The impact of capital requirements on U.K. bank behaviour", *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, October, pp. 15-22.
- Fama, E., (1980), « banking in the theory of finance », *Journal of Monetary Economics*, Vol.6, issu° 1, January, pp. 39-57.
- Godlewski J.C. (2005), "Bank capital and credit risk taking in emerging market economies", *Journal of Banking Regulation*, vol.6, n° 2, pp. 128-145.
- Gropp R. & Heider F. (2009), "The Determinants of Bank Capital Structure", *European Central Bank Working Paper Series*, n° 1096, pp. 1-50, September.
- Jacques K.T., Nigro P. (1997), „Risk-based capital, portfolio risk and bank capital : A simultaneous equations approach“, *Journal of Economics and Business*, vol.49, pp. 533- 547.

- Jensen M., (1986) : « Agency Costs of Free Cash-Flow, Corporate Finance, and Takeovers », *The American Economic Review*, Vol. 76, No. 2, Papers and Proceedings of the NinetyEighth Annual Meeting of the American Economic Association (May, 1986), pp. 323-329.
- Jokipii, T. & Milne, A. (2010), « Bank capital buffer and risk adjustment decisions », *Journal of Financial Stability*, volume.7, n° 3, pp. 165-178.
- Kleff V. & Weber M. (2008), «How Do Banks Determine Capital? Evidence from Germany», *German Economic Review*, vol.9, n° 8, pp. 354-372.
- Lin, S.L., Hwang, D.Y., Wang, K.L. & Xie, Z.W. (2013), « Banking Capital and Risktaking Adjustment under Capital Regulation, The Role of Financial Freedom, Concentration and Governance Control », *International Journal of Management, Economics and Social Sciences*, volume.2, pp. 99-128.
- Maraghni H. et al., (2016), « Management et culture du risque de crédit dans les banques tunisiennes », *La Revue des Sciences de Gestion* 2016/5 (N° 281-282), p. 151-161.
- McKinnon, R. & H. Pill, (1997), « Credible Economic Liberalizations and Overborrowing », *American Economic Review*, Papers and Proceedings, Vol. 87, n° 2, mai, 1997.
- Mili M. et Sahut J-M (2009), « Quelques mythes et réalités sur la crise des subprimes », *Revue Gestion* 2000, vol.26, n° 6, pp. 19-33.
- Ospital D. (2006), « Le risque opérationnel, ou l'opportunité unique pour les banques de s'approprier une véritable culture du risque », *Revue d'économie financière*, vol.84, n°3, pp. 105-119.
- Poulain-Rehm T. et Barrédy C. (2013) : « Éponymie et performance des moyennes entreprises », *Recherches en sciences de gestion*, 2013/1 (N°94), pp. 131-155.
- Rime B. (2001), «Capital requirements and bank behavior: Empirical evidence for Switzerland», *Journal of Banking and Finance*, vol.25, n° 4, pp. 789-805.
- Rosenblatt, F (1958), «The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain», *Psychological Review*, Vol 65, 6, pp. 386-408.
- Saadaoui Z. (2010), « Capitalisation et prise de risque des banques dans les pays émergents », *Brussels Economic Review - cahiers économiques de Bruxelles*, vol.53, n° 3/4, Autumn-Winter.
- Saadaoui .Z, (2011) : « Convergence internationale des normes de fonds propres, Quels effets sur les banques des pays émergents ? », *Revue économique*, cairn.info, 2011/4 (Vol. 62).
- Sahut J-M, Mili M., Trimeche H. & Teulon F. (2016), «Determinants of the Capital Adequacy Ratio of Foreign Bank's Subsidiaries : The Role of Interbank Market and Regulation». *Research in International Business and Finance*, février 2016.
- Sahut J-M, Mili M., Trimeche H. & Teulon F. (2016), «Determinants of the Capital Adequacy Ratio of Foreign Bank's Subsidiaries: The Role of Interbank Market and Regulation». *Research in International Business and Finance*, février 2016.
- Santos J. (2000), «Bank capital regulation in contemporary banking theory : A review of the literature», *Financial Markets, Institutions and Instruments*, vol.10, pp. 41-84.
- Van Roy P. (2005), «The impact of the 1988 Basel Accord on bank capital ratios and credit risk taking: an international study», *Finance 0509013. Economics Working Paper*, Archive EconWPA.

## **Ouvrages**

- Bessis J., (1995), « Gestion des risques et gestion actif-passif des banques », Dalloz-Sirey 1995.
- Pierandrei L., (2015) : « Gestion des risques en entreprise, banque et assurance », *Management sup*, Dunod, juin 2015.
- Saunders J. et John, (1994) : «Product Replacement : Strategies for Simultaneous Product Deletion and Launch», 1994 Elsevier Science Inc.
- Vernimmen, P. (2002), «Finance d'entreprise», Edition Dalloz, 5ème édition, Paris, 2002.

### **Rapports et circulaires**

Rapport annuel de la BCT, 2016.

Rapport annuel de la supervision bancaire de la BCT, 2016.

Rapport de Mac Sa, 2009.

Reuters, (2017) : « La BCE sera "prudente" sur les NPL après la sortie italienne », Francfort.

### **Séminaires et congrès**

Klingebiel, D et Caprio, G., (1997), « Bank insolvency : bad luck, bad policy, or bad banking? », In Michael Bruno and Boris Pleskovic, eds., Annual World Bank Conference on Development Economics 1996, Washington, D.C: World Bank.

### **Thèse**

Boussaada R, (2012) « L'Impact De La Gouvernance Bancaire Et De La Relation Bancaire Sur Le Risque De Crédit : Cas Des Banques Tunisiennes », Laboratoire d'Analyse et de Recherche en Économie et Finance Internationale (LAREFI) Avenue Léon Duguit, 33608 PESSAC.

### **Document de travail**

Hussain, M.E. & M.K. Hassan, (2004). "Basel capital requirements and bank credit risk taking in developing countries", working paper, University of New Orleans/Drexel University, LeBow College of Business, Department of Finance.

Illing, M. & Paulin G., (2004), « The New Basel Capital Accord and the Cyclical Behaviour of Bank Capital», Staff Working Papers04-30, Bank of Canada.

Matejašák M. & Teplý P. (2009), "Regulation of bank capital and behavior of banks : Assessing the US and the EU-15 region banks in the 2000-2005 period", IES Working Paper, 23/2009, IES FSV, Charles University, Prague, République tchèque.

Murinde, V. & H. Yaseen, (2004). "The Impact of Basle Accord Regulations on Bank Capital and Risk Behaviour: 3D Evidence from the Middle East and North Africa (MENA) Region, University of Birmingham.

## Annexe 1 : Les tests statistiques relatifs au modèle de la première partie

### 1.1. Le test de corrélation de Pearson

Tableau - Matrice de corrélation de Pearson

	$\Delta$ RS	ROA	SIZE	SPREAD	BUFFER	RS(t-1)	Reg *	Reg(t-1)	$\Delta$ CRISK
							$\Delta$ RS	* $\Delta$ CRISK(t-1)	
$\Delta$ RS	1								
ROA	0.216	1							
SIZE	0.017	0.136	1						
SPREAD	0.004	0.143	-0.217	1					
BUFFER	0.284	0.519	-0.215	0.147	1				
RS(t-1)	-0.376	0.407	-0.112	0.132	0.758	1			
Reg* $\Delta$ RS	0.630	0.278	-0.042	0.009	0.392	-0.033	1		
Reg(t-1)	0.175	-0.087	-0.070	-0.067	-0.259	-0.383	0.069	1	
* $\Delta$ CRISK(t-1)									
$\Delta$ CRISK	-0.006	-0.286	-0.122	-0.026	-0.191	-0.195	-0.035	0.0624	1

Source : calcul fait par l'auteur

Nous constatons qu'il s'agit d'une corrélation négative et relativement faible entre la variation du ratio de solvabilité et celle du ratio du risque de crédit à hauteur de -0.006. Le signe négatif de cette valeur indique qu'une variation importante du ratio de capitalisation est associée à une variation faible du ratio du risque de crédit.

### 1.2. Le test de cointégration de Kao

Tableau - Résultat du test de cointégration de Kao

	t-Statistic	Prob.
ADF	-4.3699	0.0000
Residual variance	0.00182	
HAC variance	0.00058	

Source : calcul fait par l'auteur

La probabilité de ce test étant de 0.0000, inférieure au seuil de 1%. Nous rejetons, alors, l'hypothèse  $H_0$ . Ainsi, le résultat du test de Kao (1999) confirme qu'il s'agit d'une cointégration entre les variables  $\Delta$ RS et  $\Delta$ CRISK, soit une première preuve de l'existence d'une relation de simultanéité entre ces dernières.

### 1.3. Le test de régression augmentée de Durbin-Wu-Hausman

Tableau - Résultat du test de Durbin-Wu-Hausman

Durbin (score) $\chi^2(1) = 15.1984$	(p= 0.0001)
Wu-Hausman F (1, 120) = 15.8867	(p= 0.0001)

Source : calcul fait par l'auteur

La probabilité trouvée étant de 0.0001, inférieure au seuil de 1%. Nous rejetons, alors, l'hypothèse  $H_0$ . Ainsi, le recours à la technique des équations simultanées s'avère nécessaire et l'estimation doit se faire par les doubles moindres carrés ordinaires (2sls).

#### 1.4. Le test de sur-identification de Sargan-Basmann

Tableau - Résultat du test de Sargan-Basmann

Sargan (score) $\chi^2(3) = 2.5803$	(p = 0.4610)
Basmann $\chi^2(3) = 2.3895$	(p = 0.4956)

Source : calcul fait par l'auteur

Les résultats de ce test confirment que les variables instrumentales incluses dans la deuxième équation de notre modèle sont valides et exogènes. Ceci revient à la p-value trouvée dans le test de Sargan qui est égale à 0.4610, supérieure à 10%. De même, dans le test de Basmann, la p-value s'élève à 0.4956 > 10%. Nous pouvons conclure que nous allons accepter l'hypothèse nulle  $H_0$  et confirmer que notre modèle est bien spécifié.



## La mesure de risque de crédit par la méthode RAROC et son impact sur la performance de la banque : cas BDL

Lahna BELABID

Banque de Développement Local (BDL)



### Résumé

Ce travail tente de proposer une étude de modélisation du risque de crédit via l'outil RAROC (Risk Adjusted Return On Capital) au sein de la Banque de Développement Local (BDL). Pour ce faire, la première étape consiste à développer un modèle de score qui permettra une estimation interne des probabilités de défaut, afin d'aboutir à la construction d'une règle de classification des entreprises basée sur les scores. Par la suite, nous procédons à l'estimation des capitaux économiques requis à la couverture des risques de contrepartie et les différents paramètres nécessaires à la construction de RAROC. A partir de là, cet article conduira, à une démarche d'ajustement de la rentabilité par le risque préalablement évalué. Les résultats obtenus suggèrent que la Banque de Développement Local, demeure solide face au risque de crédit, cependant, ceci n'empêche pas de dire que notre portefeuille n'est pas rentable car, les revenus du portefeuille couvrent les coûts opératoires engendrés, mais pas le montant de la perte moyenne attendue.

**Mots clés :** RAROC, risque de crédit, probabilité de défaut, modèle de score, capital économique, rentabilité, perte attendue.

### Abstract

This paper attempts to propose, a credit risk modeling through the RAROC tool (Risk Adjusted Return on Capital) within the local development bank (BDL). To do this, the first step is to develop a score model, which will enable the internal estimation of default probabilities, in order to achieve the construction of a classification rule for companies based on scores. Subsequently, the second step proceeds to estimate the economic capital required hedging the counterparty risks, and the different risk indicators that take part in RAROC models. Hence, this paper, will lead to a process of adjusting profitability by the previously assessed credit risk. The results suggest that the BDL exhibited strong resistance to the credit risk; however, this didn't prevent to say that our portfolio cannot be profitable because the portfolio income covers the operating costs generated, but not the amount of the expected average loss.

**Keywords:** RAROC, credit risk, default probability, prudential regulation, score model, profitability, expected loss.

### Introduction

L'environnement bancaire a connu durant ces dernières décennies de maintes secousses qui ont fortement menacé son existence et son fonctionnement, il est devenu très instable et très vulnérable face aux différents changements de la sphère monétaire et réelle. En tenant compte de ces différentes perturbations les banques sont de plus en plus menacées par une diversité de risques nuisant à leurs activités et à leurs positions sur le marché.

Le risque, de par la nature du secteur financier, est au centre de l'activité bancaire. Son évaluation est donc un enjeu majeur pour les banques afin d'assurer la pérennité de l'activité et d'éviter la faillite. Parmi les différents types de risque encourus par une banque, le risque crédit demeure l'un des plus importants. Nous pouvons définir ce risque comme étant un phénomène paradoxal qui fait subir à la banque des pertes et ce suite à une modification de la qualité de crédit d'un ou plusieurs de ses contreparties. Au cours des vingt dernières années, les progrès techniques dans ce sujet ont fait évoluer d'une manière considérable le marché du crédit.

Au début des années (90), une nouvelle catégorie de produits dérivés a été introduite dans les marchés financiers : les dérivés de crédit. Ce produit permet, en effet, de se couvrir contre cette exposition et la gérer de manière dynamique. La mise en œuvre de la nouvelle réglementation prudentielle en 2004 par le comité de Bâle est un autre témoin de cette progression en matière de gestion

du risque de crédit. Plusieurs méthodes sont désormais possibles pour mesurer le risque : il s'agit principalement de l'approche IRB (Internal Ratings Based Approach). Ces méthodes ont contribué à la diffusion des innovations managériales. Parmi ces innovations, on trouve la méthode RAROC ou «Risk Adjusted Return On Capital »; Il s'agit d'un ajustement de rentabilité intégrant le risque de crédit.

Conscient de la nécessité de gérer ce risque, et l'importance grandissante du RAROC au sein de l'univers bancaire, ce travail va, dans un premier temps, tenter d'élaborer un modèle de score, permettant de noter les emprunteurs et de procéder ensuite à l'adoption d'un modèle interne de risque de crédit et l'intégration de ses outputs pour évaluer la performance de la banque.

## **1. Revue de la littérature**

### **1.1. Le risque de crédit**

Le risque de crédit est le principal risque qu'encourt une banque, il peut être défini comme le risque de pertes consécutives au défaut d'un emprunteur face à ses obligations. Ce risque, recouvre notamment le risque de défaillance, le risque d'exposition et le risque de non récupération. Lorsque la banque prête à un client il peut se produire deux types d'évènements défavorables :

- Le risque de non remboursement (de perte), dans le cas d'une défaillance totale de la contrepartie la banque subit des pertes dont la sévérité dépend de plusieurs facteurs, le montant de l'exposition au moment du défaut, l'issue de la mise en jeu des garanties que la banque aura exigé lors de la mise en place du contrat et l'issue du processus de recouvrement.
- Et le risque d'immobilisation, lorsque la contrepartie ne paie pas les flux aux dates prévues dans le contrat, mais il n'y a pas véritablement de risque de bonne fin du concours, sont simplement gelés ou « immobilisés » pour quelques temps. Ce risque d'immobilisation se matérialise par un report de flux financiers initialement prévus, ce qui peut être à l'origine pour la banque d'un véritable risque de liquidité.

(Heem, 2000) définit le risque de crédit pour le banquier comme étant : « le risque de voir son client ne pas respecter son engagement financier, à savoir, dans la plupart des cas, un remboursement de crédit ».

De ce fait, et considérant que la prise de risque est un synonyme d'une plus grande rentabilité (les banques réalisent une grande partie de leurs bénéfices avec leurs activités de crédit). Cette prise de risque est nécessaire au développement des banques, qui sont donc très intéressées à développer des modèles d'évaluation du risque de crédit plus précis afin d'optimiser le rendement des prêts accordés.

### **1.2. Les Méthodes d'évaluation :**

#### **1.2.1. Les modèles de score :**

Le modèle de score se trouve parmi les modèles de prévisions des risques les plus usités dans la finance notamment dans les pays en développement. C'est un modèle largement utilisé par les banques comme un outil d'aide à la décision. Cette méthode définie par (Mester, 1997) comme étant « une technique statistique pour prédire la probabilité qu'un débiteur fasse défaut ». Ces dernières années, les banques se sont focalisées sur l'utilisation du scoring. Cette méthode permet de mesurer la probabilité de défaut sur les crédits proposés aux particuliers, aux professionnels et aux entreprises.

Les établissements bancaires peuvent ainsi classer les débiteurs en fonction de la proportion du risque. Un bon modèle de score affecte des scores élevés aux débiteurs ayant une faible probabilité de défaut et des scores faibles à ceux dont les prêts se comportent mal (forte probabilité de défaut).

Plusieurs modèles déjà existant dans la littérature internationale, notamment le travail de :

Frachot et Georges (2001), utilisent le modèle de score dans le cas des particuliers, des professionnels et des petites entreprises, le but est que le résultat du calcul soit statistiquement différent

pour les entreprises défaillantes et pour les entreprises saines, permettant ainsi de distinguer au mieux entre les deux catégories, les scores obtenus sont des notes qui permettent de classer les entreprises et pourront ensuite être traités de la manière à exprimer une probabilité de défaut.

A Elhamma (2009) applique la méthode scoring à la Banque Populaire de Rabat à savoir : la régression logistique, les résultats révèlent la mise en place d'une fonction score qui s'avère être robuste pour distinguer au mieux les bons et les mauvais emprunteurs.

### 1.2.2. *Le risk adjusted return on capital (RAROC) :*

L'approche RAROC a été initialement formulée par Bankers Trust dans les années 1970 et utilisée depuis, par la plupart des établissements de crédit dans le monde. Cette méthode s'est avérée la plus efficace pour l'optimisation du couple Risque-rentabilité. Le RAROC exprime le taux de rendement des fonds propres économiques. Il est défini comme le rapport entre le revenu ajusté pour le risque sur un actif financier au cours d'une période donnée (un an par exemple) et la valeur des pertes non attendues ou du capital économique au dénominateur. Soit :

$$\text{RAROC} = \frac{\text{résultat ajusté}}{\text{fonds propres}}$$

D'une autre façon, le RAROC est un indicateur synthétique permettant de mettre en regard la rentabilité réelle d'une opération avec le risque qui lui est associé : c'est le ratio entre la marge nette prévisionnelle après déduction des pertes moyennes anticipées (Expected loss) et une mesure de la perte inattendue (Unexpected Loss).

Dans cette perspective, de nombreuses recherches placent cette méthode dans le cadre de la théorie financière, Marsalet, montre que la tarification des prêts, est non seulement la couverture du coût des ressources utilisées pour financer les crédits octroyés, mais également une prise d'une marge suffisante pour remédier aux charges opératoires liées à la distribution des crédits, propres à chaque banque, et ce pour assurer le rendement requis des fonds propres et couvrir le risque de solvabilité de l'emprunteur.

Par ailleurs, plusieurs travaux théoriques de Jaffee et Russell (1976) et de Stiglitz et Weiss (1981) ont étudié les limites de la méthode d'évaluation des risques basée sur la tarification des crédits (RAROC). Ces travaux indiquent que la relation de clientèle à long terme entre le prêteur et l'emprunteur, leur assure de substantiels avantages. Pour la banque, elle lui procure un développement d'une connaissance du comportement du client, ce qui lui permettra une appréciation efficace des risques tout en dégageant une rentabilité suffisante par rapport au coût de l'endettement. Pour l'emprunteur elle peut se traduire soit par une excellente disponibilité des prêts soit par une diminution des primes de risques. Empiriquement, des études récentes réalisées aux Etats Unis par Petersen et Rajan (1994) et Edward, Walter et Retting (1996) « RAROC at Bank of America » mettent également en évidence un impact avantageux de la qualité de la relation de clientèle tant sur la prime de risque et sur la rentabilité et performance de la banque.

## 2. Méthodologie

### 2.1. Démarche de travail

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode de gestion du risque de crédit à la Banque de Développement Local (BDL), basée sur l'optimisation du couple risque-rentabilité, en l'occurrence l'instrument RAROC. Par ailleurs, cette méthode, utilise un modèle interne de quantification du risque conforme à la réglementation de Bale II, dont l'utilisation par les banques de renommée internationale est remarquable et celles de la région est imminente.

Or dans notre cas, il s'agit d'une banque qui ne dispose pas d'un système de notation interne à l'instar de toutes les banques publiques algériennes, et l'étape de l'attribution d'une note pour une entreprise est très importante parce qu'elle détermine toute l'approche RAROC et la gestion de portefeuille de crédit. Nous nous orientons donc premièrement vers l'élaboration d'un modèle de type logistique, permettant la notation des emprunteurs ensuite nous allons procéder à une classification des entreprises selon leurs scores en plusieurs classes. Ces dernières vont correspondre à des niveaux différents de risque ce qui nous permettra de poursuivre notre travail, qui est le calcul de RAROC.

## **2.2. Application empirique**

### **2.2.1. Les données**

Pour les besoins de notre travail, nous avons choisi un échantillonnage libre, composé de deux cent quatre (204) entreprises (Grandes entreprises). Elles ont bénéficié d'un nouveau crédit ou d'un renouvellement d'une ligne de crédit d'exploitation au cours de la période 2018-2020 auprès de la Banque de Développement Local (BDL). Cependant, nous avons scindé notre échantillon principal, en deux sous échantillons :

- Un échantillon de construction constitué de cent soixante-trois entreprises représentant 80% de l'échantillon initial ;
- Et un échantillon de validation, constitué de quarante-et-un entreprises soit 20% de l'échantillon initial qui nous servira par la suite pour tester le modèle.

En ce qui concerne ces entreprises, nous avons rassemblé les bilans financiers des trois derniers exercices, les tableaux des comptes de résultats, issu des informations comptables, ainsi que d'autres informations fournies par les experts métiers au sein de la banque.

Pour la modélisation du risque de crédit par l'application CreditRisk+ et l'estimation du RAROC suite à l'estimation des principaux paramètres (probabilité de défaut (PD), la perte en cas de défaut (LGD) et l'exposition en cas de défaut (EAD)), nous avons choisi, un échantillon composé de 423 crédits accordés à cent trente-deux (132) entreprises. La dimension minimale de notre base de données est due essentiellement à maintes caractérisations que nous nous sommes imposé, à savoir :

- Le champ de notre étude : nous avons choisi le **31/10/2020** comme une date de référence, et donc nous n'avons pris uniquement les prêts qui sont encore en cours à cette date ;
- Le Type de Crédit : nous nous sommes intéressés seulement aux crédits d'exploitation tout en négligeant toute autre forme de crédit et ce, dans le but de respecter le même type de données que nous avons utilisées lors de l'élaboration du modèle de Score.

Et notre base de données nous a fourni également les informations suivantes : le secteur d'activité, le type d'engagement, la date d'échéance, le montant du crédit, le montant restant dû au 31/10/2020 et le taux d'intérêt.

### **2.2.2. Les variables**

Pour l'élaboration d'un modèle de score nous avons utilisé des variables qui sont de deux natures :

- Des variables comptables obtenues à partir des bilans financiers des trois derniers exercices et les tableaux des comptes de résultats (TCR). Ces variables sont de nature quantitative, principalement des ratios que nous avons calculés pour les entreprises de notre base de données à partir de leurs bilans financiers (ils sont en nombre de soixante-deux). Ces ratios s'intéressent à la rentabilité, la structure des entreprises ainsi que l'évolution de leur activité.
- Des variables extracomptables qui sont issues des synthèses menées au niveau de la Direction des Grandes Entreprises par les analystes de crédit. Ces variables sont de nature qualitative qui peut avoir une influence sur le sort des crédits. Elles sont en nombre de cinq: Le comportement actuel, le comportement passé, appartenance à un groupe, forme juridique et secteur d'activité.

### **2.2.3. Tests statistiques**

- Test d'égalité des moyennes :

Ce test sert à déterminer s'il existe une différence significative entre les moyennes. L'hypothèse nulle est dans ce cas l'égalité des moyennes théorique.

$$\{H_0:\mu_1=\mu_2 ; H_1:\mu_1\neq\mu_2$$

Afin de réaliser ce test, nous allons utiliser le test de Fisher et la valeur du p-value, le tableau suivant expose la méthode à suivre pour le choix des variables quantitatives les plus prédictives.

Tableau 1 : Pouvoir discriminant des variables selon le test de Fisher et la p-value

	Pouvoir discriminant	Pouvoir discriminant nul
Test de Fisher	F élevé	F faible
p-value	< 0.05	≥ 0.05

L'analyse de ces résultats montre, qu'en s'appuyant sur les valeurs de la p-value, nous retenons en premier lieu les ratios suivants : R6, R9, R10, R11, R53 (les ratios sont définis en annexes) présentant des valeurs du p-value inférieur à 5%.

▪ **Etude des corrélations entre les variables**

En plus du test d'égalité des moyennes, il est très important d'étudier les corrélations des variables quantitatives entre-elles. Cette étude nous permettra de sélectionner les variables dans le modèle tout en évitant de prendre des variables corrélées entre-elles.

Les résultats montrent que parmi les variables les plus pertinentes (R6, R9, R10, R11, R53), R6 et R11, R9 et R10 sont corrélées. Donc, les ratios qui vont servir à la construction du modèle sont ceux dont la valeur de test de Fisher est élevé : R9, R11, R53.

- R9:Fonds Propres (FP) / Immobilisations Nette (IN);
- R11:Dette à Court Terme (DCT) / Actif Circulant (AC);
- R53:Résultat Net (n-1) / Résultat Net (n-2).

▪ **Le test d'indépendance de Khi-deux**

Nous allons se baser sur le test d'indépendance de Khi-deux pour déterminer la relation de dépendance ou d'indépendance entre le comportement actuel et les variables qualitatives qui sont dans notre cas : le secteur d'activité (SA), le statut juridique (SJ), le comportement passé (Cp) et l'appartenance à un groupe (appart). La statistique, qui nous permet de réaliser le test, est définie de cette manière :

$$\chi_c^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^k \frac{\left( n_{ij} - \frac{n_i \cdot n_j}{N} \right)^2}{\frac{n_i \cdot n_j}{N}} \rightarrow \chi_\alpha^2 ((p - 1)(k - 1))$$

Avec les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{Indépendances des deux variables qualitatives.} \\ H_1: \text{dépendances des deux variables qualitatives.} \end{cases}$$

On rejette H0 si la valeur calculée  $\chi_c^2$  est supérieure à la valeur tabulée  $\chi_\alpha^2 ((p-1)(k-1))$  au seuil de confiance  $\alpha$ . Ou bien on peut voir directement la significativité sur le test khi-deux affiché par le

logiciel SPSS v.25 : si la significativité est supérieure à 0.05 , donc nous pouvons conclure qu'il y a une indépendance entre les deux variables, et une dépendance dans le cas contraire.

Le test de khi-deux a confirmé l'existence d'un lien entre (CA et SA, CA et CP, CA et appart) au niveau de confiance de 5%. Par contre il a rejeté l'existence d'un lien entre les variables (CA et SJ) au même niveau de confiance. Nous concluons donc que les deux variables appartenance à un groupe et comportement passé possèdent un fort pouvoir prédictif, mais pour l'élaboration de notre modèle, nous allons inclure uniquement la variable la plus significative ( $0.007 < 0.024$ ) qui correspond à « appartenance à un groupe ».

#### 2.2.4. L'estimation des coefficients

Les résultats de la régression logistique fournissent l'équation de suivante :

$$S = 1.225 - 8.933R9 + 1.404R11 + 4.432R53 + 0.952 \text{ appart}$$

#### 2.2.5. Performance et validation du modèle

Pour évaluer la performance du modèle, trois tests sont à utiliser : le test de signification globale du modèle, le test de Hosmer-Lemeshow et le taux de bon classement.

- **Test de signification globale**

Ce test de signification globale, est évalué par le log de vraisemblance. Les résultats de ce test montrent que la significativité globale du modèle est bonne ( $R^2$  de Nagelkerke représente 71.7%).

- **Le test de Hosmer-Lemeshow (ajustement du modèle)**

Ce test permet de savoir si le modèle est bon ou mauvais. Il s'appuie sur les hypothèses suivantes :

$$\{H_0: \text{Ajustement bon et } H_1: \text{Ajustement mauvais}$$

Nous acceptons l'hypothèse  $H_0$  si la valeur de la probabilité (Significativité) est supérieure à 5% et on refuse l'hypothèse dans le cas contraire. Les résultats de ce test montrent le bon ajustement de notre modèle c'est-à-dire il n'y a pas de différence significative entre les valeurs observées et celles prédites du nombre des défaillances. Le modèle est donc satisfaisant.

- **Taux de bon classement**

Le logiciel SPSS nous a affiché le niveau de prédiction du modèle. En effet, les deux taux de bon classement se rapprochent, ceux obtenus lors de la construction et validation soit (92,02% et 92,7%) respectivement, ce qui signifie que notre modèle de Score est bon et qu'il est capable d'améliorer la performance du système de traitement des demandes de crédit. Donc, la probabilité de faire défaut est définie par :

$$p = \frac{1}{1 + e^{-1.225 + 8.933R9 - 1.404R11 - 4.432R53 - 0.952 \text{ appart}}}$$

#### 2.2.6. La construction des classes de risque :

Après avoir validé notre modèle, il est question d'affecter les entreprises à des classes de risque standardisées en utilisant la probabilité de défaillance propre à chaque entreprise.

- **La construction des classes**

Pour la construction de l'échelle de notation, nous nous sommes référés à celle de l'agence de notation Standard & Poor's soit sept (7) classes de risques pour les entreprises saines et une huitième, notée D, qui est la classe de défaut. Les classes sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau 2 : Echèle de notation

Note	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
<b>La description</b>	Excellent	Très bon	Bon	Satisfaisant	Acceptable	Médiocre	Préoccupant	Perte

Pour la détermination des probabilités de défaut, et vu le problème de l'instabilité des matrices de transition, nous avons pris les probabilités moyennes de défaut sur une période de dix (10) ans (de 2002 à 2012) pour chaque classe de risque :

Tableau 3 : Matrice de transition moyenne

Classe	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
AAA	93,67	5,45	0,44	0,05	0,06	0,00	0,00	<b>0,00</b>
AA	0,57	92,26	5,07	0,50	0,06	0,10	0,03	<b>0,02</b>
A	0,06	2,22	92,27	4,29	0,50	0,21	0,01	<b>0,06</b>
BBB	0,03	0,16	4,23	88,91	4,41	0,76	0,18	<b>0,22</b>
BB	0,03	0,04	0,35	7,38	82,63	8,07	0,80	<b>1,12</b>
B	0,00	0,10	0,28	0,34	4,23	82,83	3,86	<b>5,24</b>
CCC	0,00	0,00	0,33	1,10	1,64	10,44	63,71	<b>24,16</b>

Pour la classe de défaut, nous avons gardé la probabilité avec laquelle nous avons travaillé, c'est-à-dire 50 %. Le tableau suivant détermine les bornes de chaque classe :

Tableau 4 : Frontières entre les classes de risque

classes	Intervalles des probabilités de défaut (en%)	Intervalles des scores
AAA	[0 ; 0,010[	> 8,086
AA	[0,01 ; 0,040 [	[ 8,086; 7,50[
A	[0,04 ; 0,140[	[ 7,50; 6,50[
BBB	[0,14 ; 0,670[	[6,50; 5,05 [
BB	[0,67; 3,182 [	[ 5,05; 4,10[

<b>B</b>	[3,182; 14,70 [	[ 4,10 ; 1,80 [
<b>CCC</b>	[14,699 ; 50[	[ 1,80; 0 [
<b>D</b>	[50 ; 100[	≤ 0

- **La validation des classes :**

Après avoir construit les classes de risque et défini les probabilités de défaut, il convient maintenant de tester l'adéquation entre le taux de défaut effectif et celui donné par le modèle.

Tableau 5 : Nombre de défaillances prévues et observées

classes	Nombre de défaillances	Nombre de défaillances	Probabilité de défaut
	prévues	observées	moyenne
<b>AAA</b>	0.00	00	-
<b>AA</b>	0.00	00	0,01%
<b>A</b>	0.00	00	0,061%
<b>BBB</b>	1.00	01	0,382%
<b>BB</b>	0.58	00	2,559%
<b>B</b>	5.29	07	7,833%
<b>CCC</b>	15.04	16	22,249%
<b>D</b>	33.09	31	60,45%

Pour ce faire, nous allons utiliser le test de Hosmer-Lemeshow. Ce test s'appuie sur les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{Egalité entre le nombre de défaillances prévue et celles observées par le modèle;} \\ H_1: \text{Inégalité entre le nombre de défaillances prévue et celles observées par le modèle.} \end{cases}$$

Nous acceptons l'hypothèse  $H_0$  si la valeur de la probabilité (Significativité) est supérieure à 5% et nous refusons l'hypothèse dans le cas contraire. Les résultats de ce test montrent que la classification que nous avons effectuée, au seuil de confiance de 5 % est acceptable dans la mesure où elle ne donne pas lieu, significativement, à de mauvaises classifications.

### 2.2.7. Application de la méthode RAROC

Cette partie du travail, vise à mettre en pratique, la méthode RAROC. Pour ce faire nous nous utiliserons le logiciel Creditrisk+ un modèle de défaut plus adapté pour le risque de crédit, et ce afin de

générer les deux principaux paramètres essentiels dans l'estimation de RAROC en l'occurrence la perte attendue « Expected Loss (EL)» et la perte inattendue « Unexpected Loss (UL) ».

- **Les inputs du modèle**

Les inputs d'un modèle de risque de crédit sont : La probabilité de défaut(PD), les volatilités des taux de défaut exprimées par les écart-types (SD), la perte en cas de défaut (LGD), l'exposition en cas de défaut nette et les secteurs d'activité.

- **La perte en cas de défaut**

Pour estimer la perte en cas de défaut (LGD) de chaque facilité, il suffit juste de calculer le complément du Taux de Récupération Global (LGD = 1-TRG) et  $TRG = \text{Montant recouvré}/\text{EAD}$ . Le tableau ci dessous illustre les valeurs de taux de recouvrement correspondants à chaque garantie :

Tableau 6 : taux de recouvrement par type de garantie

Type de garantie	TR	LGD
Garantie financière	0,9101	0.0899
Nantissement de bon de caisse	0.8769	0.1231
Garantie hypothécaire	0.7500	0.2500
Effet escomptés endossé au profit de la banque	0.7143	0.2857
Gage de véhicules neufs	0.6500	0.3500
Gage d'équipements neuf	0.6022	0.3978
Garantie personnelle	0.4541	0.5459

- **L'exposition en cas de défaut (EAD)**

Pour calculer l'exposition en cas de défaut (l'EAD) nous utiliserons la formule proposée par l'approche IRB fondation (Bâle II), et elle est donnée par la formule suivante :

$$\text{Exposition} = \text{Utilisation} + \text{Autorisation non encore utilisée} * 75 \%$$

Pour l'exposition en cas de défaut nette (EAD nette = EAD\*LGD).

- **La probabilité de défaut et la volatilité (SD)**

La volatilité représente le montant de la variation de la probabilité de défaut par rapport à sa moyenne. Le tableau ci-dessous synthétise les probabilités de défaut en moyenne et en écart type :

Tableau 7 : Taux et volatilité de défaut

Rating S&P	Probabilité de défaut(%)	Volatilité (%)
AAA	-	0
AA	0,01%	0.1

<b>A</b>	0,061%	0.1
<b>BBB</b>	0,382%	0.3
<b>BB</b>	2,559%	1,4
<b>B</b>	7,833%	4,67
<b>CCC</b>	22,249%	12,68

• **Les outputs du modèle (estimation des paramètres liés aux risques)**

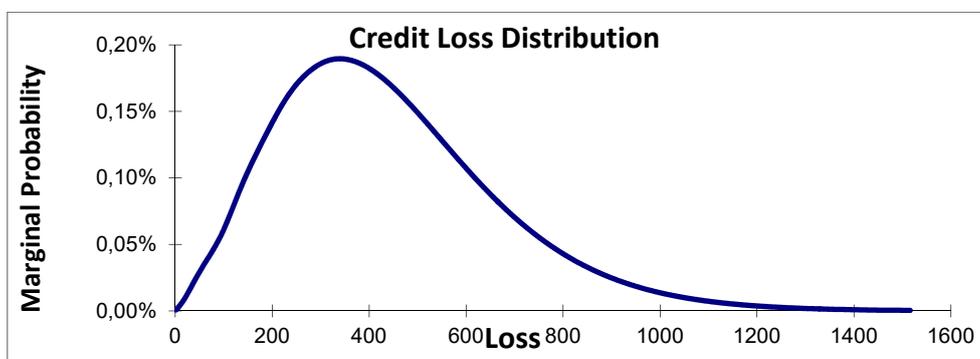
Grâce à l'application VBA «Visual Basic for Applications» dont le modèle est muni, procède d'une manière automatique au calcul de la distribution de pertes, les quantiles, les pertes attendues et les contributions en risque.

▪ **La distribution des pertes**

L'application CreditRisk+ divise le portefeuille en n unités d'exposition (L). Cette unité a été fixée automatiquement par le modèle, elle est dans notre cas égal à 5 318 KDA.

Par la suite, cette application associe à chaque montant une probabilité d'occurrence, et comme la somme des probabilités étant proche de l'unité, nous pouvons admettre qu'il s'agit d'une distribution de probabilité dont la fonction de densité est donnée par le graphique suivant :

**Figure 1: Distribution des pertes du portefeuille**



Source : Elaboré par l'auteur

A l'issue de cette analyse, la distribution empirique des pertes est conforme avec la forme théorique et ce conformément aux résultats obtenus par SPSS reprises ci-dessous :

**Tableau 8 : Calcul des coefficients d'asymétrie et d'aplatissement**

Statistique	Valeur
Coefficient d'asymétrie (Skewness)	0.647

Coefficient d'aplatissement (Kurtosis)	-1.119
--	--------

Nous constatons que le Skewness est non nul, positif comme attendu en remarquant l'étalement à droite de la distribution sur le graphique. En revanche, le Kurtosis est négatif (la valeur de coefficient est inférieure à 3), ceci explique que la distribution est platicurtique c'est-à-dire plus plate qu'une distribution gaussienne.

- **Les quantiles :**

L'application « Creditrisk+ » permet de calculer la Value-at-Risk (VaR) à différents niveaux de confiance, la perte attendue et la perte inattendue de notre portefeuille comme le montre le tableau ci-dessous :

Tableau 9 : Les quantiles (En KDA)

Seuil de confiance (%)	Value at Risk
Moyenne	<b>2 331 029</b>
<b>50,00</b>	2 154 034
<b>75,00</b>	3 026 178
<b>95,00</b>	4 576 173
<b>97,50</b>	5 157 953
<b>99,00</b>	5 884 415
<b>99,50</b>	6 410 379
<b>99,75</b>	6 920 771
<b>99,90</b>	<b>7 576 395</b>

Source : tableau élaboré par l'auteur

Le niveau de confiance choisi est de 99.9%, de ce tableau, nous pouvons extraire les résultats suivants :

<b>VaR</b> portefeuille = <b>7 576 395 000DA</b>
<b>EL</b> portefeuille = <b>2 331 029 000 DA</b>
<b>UL</b> portefeuille = <b>5 245 366 000 DA</b>

- **Estimation des paramètres comptables :**

Les deux paramètres comptables du RAROC sont les revenus par opération et les coûts engendrés par chaque opération.

- **Estimation des revenus :**

L'estimation des revenus de la Banque correspond, de manière analytique, au calcul du Produit Net Bancaire qui inclut les marges sur intérêt et les commissions perçues. Mais pour le calcul des revenus, nous avons adopté dans notre cas l'approche la plus restrictive qui écarte les commissions quel que soit leur nature. En d'autres termes, c'est la marge d'intérêt qui va être calculé et non le Produit Net Bancaire.

$$\text{Revenu} = \text{marge sur intérêt} = \text{intérêts perçus} - \text{intérêts versés}$$

Pour le calcul des intérêts perçus par la banque du 31/10/2019 au 31/10/2020, nous avons calculé la maturité de chaque crédit. Pour ce faire, on s'est basé sur les critères suivants :

- Pour les crédits accordés avant le 31/10/2019 et seront échus après le 31/10/2020, la maturité sera égale à 1 (les facilités dont l'échéance est plus d'un an).
- Pour les crédits accordés avant le 31/10/2019 et sont échus durant l'année 2020, ou, accordés durant 2020 et échoiront après le 31/10/2020, la durée d'exploitation de la facilité dans ces deux (2) cas est égale au nombre de jours de vie du crédit pendant la période d'étude donnée en année (du 31/10/2019 jusqu'à la date d'échéance de la facilité).
- Pour les crédits accordés avant le 31/10/2019, et sont échus avant cette date mais figurent toujours dans le portefeuille d'engagement et ce pour existence d'impayés, la maturité sera dans ce cas nulle car ils n'ont généré aucun revenu durant toute l'année.

La détermination des intérêts perçus devient dès lors possible, il suffit juste de multiplier le taux d'intérêt et le montant utilisé par la maturité. Donc, le produit d'intérêts de notre portefeuille est de 3 276 382 000 DA.

Pour les intérêts versés, il s'agit de déterminer le coût de refinancement des crédits. Dans ce cas, ce coût est le taux moyen pondéré (TMP) des ressources. Cependant, ce taux est estimé annuellement de la manière suivante :

$$TMP_{\text{Ressources}} = \frac{\text{Charges d'intérêts} + \text{frais de gestion}}{\text{encours moyen des ressources}}$$

Nous avons à notre disposition les charges d'intérêts et les frais de gestion de la banque, prospectées à partir du rapport annuel de la Banque de Développement Local. Concernant le calcul des encours moyens des ressources, nous nous sommes appuyé sur l'évolution des comptes des ressources durant la période étudiée (allant du 31/10/2019 au 30/09/2020) et sur cette base de données, nous avons pu calculer une moyenne pour chaque catégorie de ressources rémunérées (à vue) et non rémunérées (à terme). Puis, nous avons procédé au calcul du Taux moyen pondéré des ressources (TMP) qui est égal à **1.204%**.

Pour la détermination du coût de la ressource (coût de refinancement) pour chaque ligne de crédit, il suffit d'appliquer le taux de 1.204% sur le montant utilisé de chaque facilité multiplié par sa durée d'exploitation. Par ailleurs, ce taux ne s'applique pas sur les crédits par signature (indirecte) car, ils ne sont pas rémunérés, donc, ils ont évidemment un taux de 0%.

Le coût global de la ressource de notre portefeuille s'élève à 348 234079DA et la marge d'intérêts (Revenus) de notre portefeuille s'élève à 2 928 085860 DA.

#### ▪ Les coûts d'opération

L'absence d'un système de comptabilité analytique au sein de la Banque de Développement Local rend le calcul des coûts opérationnels difficile. Donc, pour l'estimer, nous avons implémenté une démarche simplifiée basée sur l'hypothèse qui établit une relation linéaire entre les revenus et les charges d'exploitation de la banque. Autrement dit, un revenu du portefeuille qui contribue à 1% dans le revenu

de la banque consomme 1% de ses charges, sachant que le revenu de la banque correspond au le produit net bancaire (PNB). Ce qui se traduit par la formule suivante :

$$\frac{\sum \text{charges sur opération avec clientèle}}{\text{Charges opératoires de la banque}} = \frac{\sum \text{Revenus sur opération avec clientèle}}{\text{Revenu de la banque}}$$

Les charges opératoires du portefeuille sont estimées à **678 692 013,5 DA**.

- **Calcul de RAROC :**

Maintenant qu'on dispose de tous les paramètres de RAROC, nous pouvons désormais passer à son application. La formule du RAROC est donnée comme suit :

$$\text{RAROC} = \frac{\text{Revenus} - \text{coûts opératoires} - \text{perte attendue}}{\text{perte inattendue}}$$

$$\text{RAROC}_{\text{portefeuille}} = -0,0156 = \mathbf{-1.56\%}.$$

Après avoir calculé le RAROC, il est aussi intéressant de le comparer avec le ROE qui représente un taux butoir (hurdle rate), ce dernier est généralement un taux fixe et fait implicitement référence à une rémunération sans risque et juge l'influence de la prise en compte du risque dans le calcul de la rentabilité faite par RAROC.

$$\text{ROE} = \frac{\text{Résultat Net}}{\text{Fonds Propres}}$$

$$\text{ROE} = 0.1502 = \mathbf{15.02\%}.$$

Ces résultats montrent donc, que le RAROC est non seulement inférieur au taux butoir, sa valeur est négative, cela signifie que le portefeuille n'est plus rentable, le revenu ne génère aucune rémunération du capital au taux de 15.02%, il nous enseigne également qu'il couvre les coûts opératoires engendrés mais pas le montant de la perte moyenne attendue. Ajoutons à cela, la valeur économique ajoutée (Economic Value Added ou EVA) étant négative, elle est de **-869 489127**, c'est-à-dire, le portefeuille détruit la valeur, il ne la crée pas.

## Conclusion

Ce travail recèle plusieurs pistes, ayant comme principale perspective de présenter l'instrument RAROC, la nouvelle mesure de rentabilité ajustée pour le risque, ouvrant ainsi les voies à toute tentative d'adoption d'une gestion plus active des risques.

Toutefois, l'application d'une telle méthode par des banques algériennes dotées de moyens financiers abondants est un peu difficile, du moins pour le moment, c'est ce qui nous a poussé à chercher sur les véritables causes de ce délai de répit. Toutefois, cet aspect peut être expliqué par les deux principales réalités :

En Algérie, l'Etat est l'actionnaire majoritaire dans une banque, donc, il faut bien avouer que « Etat » et « actionnaire » deux réalités qui se contredisent. Le but de l'Etat, n'est pas d'être rentable, sa

mission n'est pas de dégager des profits ni de se conformer aux évolutions financières, il s'intéresse plutôt aux facteurs macro-économiques.

L'absence d'une véritable concurrence sur le marché bancaire Algérien en dépit de la tendance de la concentration. La structure du marché, semble oligopolistique, et ce malgré l'existence de quelques banques à participation étrangère, mais qui ne contribuent, jusqu'à présent qu'au renforcement de la concurrence en raison de la taille modeste du secteur des banques privées. Donc, la privatisation des banques nationales peut s'avérer une solution pour le développement d'un marché concurrentiel.

Notre étude a abouti aux conclusions suivantes :

- La plupart des variables qualitatives ont prouvé leur manque de signification dans une étude d'évaluation du risque de crédit, mais quand nous les avons combiné avec les variables quantitatives, les résultats sont devenus significatifs et qui sont reflétés par les résultats dégagés lors d'une estimation des coefficients du modèle effectué grâce à la statistique de Wald.
- Les résultats tirés par le modèle sur l'échantillon de validation, révèlent que la fonction score (S) donne un taux d'erreur de 7.98%, qui est trop faible, ce qui rend notre modèle bon, autrement dit c'est une fonction discriminante très efficace et pouvant identifier le risque de défaillance.
- La fonction score (S) a prouvé son pouvoir de discrimination, et ce résultat est confirmé par le taux de bon classement avec 92.7%, ce qui indique que le modèle peut constituer un outil performant d'aide à la décision dans le processus d'octroi de crédit.

Quant à l'application de la méthode RAROC sur un échantillon issu d'un portefeuille de crédit, l'étude a conduit aux résultats suivants :

- En termes de rentabilité, les revenus du portefeuille couvrent les coûts opératoires engendrés, mais pas le montant de la perte moyenne attendue, ce qui signifie que notre portefeuille n'est pas rentable. C'est vrai que nous avons utilisé une approche prohibitive qui écarte les commissions dans l'estimation des revenus, mais l'écart est assez élevé.
- Les fonds propres réglementaires de la banque couvrent largement le capital économique nécessaire pour couvrir la perte inattendue, qui représente environ 5% de leur valeur.
- Les provisions réglementaires dépassent largement les provisions économiques nécessaires pour la couverture de la perte moyenne attendue de notre portefeuille, soit **40,7375%** de leur valeur constituée.

Pour conclure, il paraît opportun de citer quelques recommandations inspirées de notre cas pratique, à savoir :

- La Banque de Développement Local (BDL), doit continuer sans relâche, de finaliser son projet qui consiste à mettre en œuvre un système de notation interne. En effet, la construction d'une base de données complète, informatisée, de qualité, et des systèmes de comptabilité analytique constituent un solide fondement pour que la banque puisse réaliser ses attributions avec réussite.
- La BDL, doit mettre en place une approche « transactionnelle » du RAROC qui dispose d'un outil de tarification et propose des offres personnalisées à sa nouvelle clientèle et ce moyennant la prise en compte des risques distincts.

## Références bibliographiques

---

- Altman. E, « Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy », The Journal of Finance, 1968, traduction en français F.Girault et R.Zisswiller, « Finance modernes : théories et pratiques », Tome 1, édition Dunod, Paris, 1973.
- Altman E.I. et Haldeman R, « An international survey of business failure classification models », journal of banking and finance, Juin 1977.
- Banque d'Algérie, règlement 14-03 portant provisionnement et classement des créances.
- Bernard.J et L.Ripoche, « La maîtrise du risque de crédit et l'approche RAROC, Institut Technique de Banque », paris, 1998, Page 21.
- Danièle.N, « l'économie du nouveau dispositif et les conséquences de la nouvelle réglementation », Revue d'économie financière, Décembre, 2003.
- Dietsch .M et Petey .J « Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières » édition RB, Paris 2008.
- Elhamma.A, « la gestion du risque crédit par la méthode du scoring : cas de la Banque Populaire de Rabat-Kénitra », Revue marocaine de recherche en management et marketing, 291, 2009.
- Frachot.A et Georges.P, « Aide à la décision : avantage au scoring face au système expert », Banque Magazine, no627, juillet 1997.
- Heem.G, « le contrôle interne du risque de crédit bancaire », thèse de doctorat en sciences de gestion, Université de Nice, décembre 2000.
- Mester.L.J, « what's the point of credit scoring? », Business Review, Federal Reserve Bank of Philadelphia, octobre 1997.
- Paquier.O et Jacolin.Luc, « la tarification des crédits », Revue d'économie financière, 119-140, 1995.
- Petersen.M.A et Rajan.R.G, « the benefits of lending relationships: Evidence from small business data », the Journal of finance, 1994.
- Pierre.M et Herouville.P, « Les dérivés de crédit, une nouvelle gestion du risque de crédit », édition Economica, paris, 1998.
- Saporta. G, « La notation statistique des emprunteurs ou « scoring », Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris, 2003.
- Stiglitz.J.E et Weiss.A, « Credit Rationing in Markets With Imperfect information », The American Economic Review, no 3, Juin 1981.
- Verboomen. A et deBel.L, « Bale II et le risque de crédit, les règles actuelles et leur évolution sous Bale III », édition Larcier, paris, 2011.
- Viviani.J.L, « Mesures de performances ajustées pour le risque et allocation des capitaux propres », 21ème congrès de l'afc, May 2000, France.
- Zaik.E, Walter.J et Retting.G, « RAROC at Bank of America », Journal of applied corporate finance, 1996.

## ANNEXE : LISTE DES RATIOS

Désignation	Ratios	Désignation	Ratios
R1	RN / TB	R32	DMLT / CAF
R2	CAF / F.Permanents	R33	DMLT / F.Permanents
R3	EBE / TB	R34	DCT / C.F
R4	EBE / AC	R35	C.F / C.P
R5	EBE / CA	R36	D.A / I.N
R6	CA / AC	R37	R.R / F.P
R7	CA / S	R38	F.Propries / F.Permanents
R8	R.Exp / RN	R39	F.P / CA
R9	F.P / I.N	R40	R.R / F.Permanents
R10	F.Permanents / I.N	R41	S / DCT
R11	DCT / AC	R42	S / BFR
R12	CAF / T.B	R43	C.C / BFR
R13	A.C / T.B	R44	DCT / BFR
R14	DCT / (D + C.C)	R45	D / T
R15	DCT / D	R46	CA / VA
R16	(DCT+DMLT) / F.P	R47	R.Exp / C.P
R17	DMLT / F.P	R48	C.P / EBE
R18	F.F / CA	R49	R.N / CAF
R19	F.F / VA	R50	CA / T.A
R20	C.C / CA	R51	FDR / T.B
R21	C.P / VA	R52	R.N / R.N (n-1)
R22	CAF / (DCT+DMLT)	R53	R.N (n-1) / R.N (n-2)
R23	CAF / CA	R54	CA / CA (n-1)
R24	(DCT+DMLT) / T.B	R55	CA (n-1) / CA (n-2)
R25	D / CA	R56	F.P / F.P (n-1)
R26	R.N / F.P	R57	F.P (n-1) / F.P (n-2)
R27	T.C / CA	R58	DCT moyen / CA moyen
R28	FDR / A.C	R59	DMLT moyen / CA moyen
R29	FDR / BFR	R60	R.N moyen / CA moyen
R30	F.P / T.B	R61	M.C (n-1) / M.C (n-2)
R31	DCT / CAF	R62	T.B / T.B (n-1)

# Modélisation de la fraude sur les contrats d'assurance automobile à l'aide d'une approche d'apprentissage automatique :

## Cas d'une compagnie d'assurance

Ibtihel BEN KHEDER

Mutuelle Assurance de l'Enseignement (MAE)



### Résumé

La détection des fraudes à l'assurance a toujours été un travail manuel confié aux gestionnaires sinistres, qui examinent les faits et parviennent à une conclusion fondée seulement sur leur intuition. Cependant, la fraude est un phénomène complexe dont la lutte nécessiterait des outils de détection sophistiqués de Machine Learning, intégrant des modèles performants d'identification de fraudeurs. Ces modèles vont servir à fournir des outils de détection dont l'objectif est de recueillir les données des sinistres récemment survenus et les comparer aux situations frauduleuses déjà recensées. En établissant au préalable des règles de décision pour structurer les cas frauduleux et les anomalies, les outils de détection de fraude permettront de mettre en évidence les irrégularités lors de la déclaration d'un sinistre.

D'un point de vue empirique, la fraude reste un sujet d'étude relativement peu abordé. En effet, le problème de la révélation d'informations qui, par définition, se veulent dissimulées, rend difficile la constitution de bases de données et explique la relative rareté des études empiriques sur ce sujet.

En effet, l'originalité de l'approche proposée dans cet article repose sur le fait qu'elle se base sur un système d'apprentissage automatique utilisant des outils avancés d'analyse de données de type Machine-Learning qui permettent de 'faire parler' les données pour repérer au plus vite les profils frauduleux avant leur indemnisation.

Ce présent article s'intéresse à aborder une approche innovante qui traite le risque de fraude par des méthodes d'apprentissage automatique supervisé, en utilisant des algorithmes de classification fondés soit sur un arbre binaire de décision, soit sur l'agrégation de plusieurs arbres de décision (forêts aléatoire) qui permettent de distinguer les assurés enclins à la fraude des assurés honnêtes et, in fine, de prédire l'existence d'une fraude dans une demande d'indemnisation déposée.

La performance des deux modèles a été expérimentée sur une base de test pour évaluer leur pertinence. Cependant, les résultats donnés par ces méthodes de classification n'étaient pas satisfaisants en raison du manque de fiabilité des données. Ces résultats confirment l'importance de la qualité des données.

**Mots clés:** Risque de fraude, Machine Learning, Patterns, Apprentissage automatique supervisé, Arbre de décision, Forêt aléatoire

### Introduction :

La vision financière classique évoquait les risques du marché, les risques stratégiques ou les risques de réputation comme les facteurs essentiels de défaillance. Toutefois, les incidents découverts au début du 21e siècle au sein de certaines des plus prestigieuses sociétés multinationales démontrent bien la présence d'une autre source de pertes importantes qui pourrait provenir des risques opérationnels afférents aux éléments internes à l'entreprise, comme ses procédures, son personnel ou ses systèmes d'information ; ou des éléments extérieurs. Certes, ces risques opérationnels recouvrent particulièrement la fraude qui s'étend bien au-delà des institutions financières d'autant que plusieurs d'autres organismes sont fortement exposés à ce risque dont les répercussions, loin d'être négligeables, sont susceptibles de

les ébranler fortement. Aujourd'hui, la fraude est considérée comme l'un des risques les plus importants auxquels une organisation est exposée, ayant un lien étroit avec les risques de marché ou de réputation.

Dans le secteur assurantiel, la fraude est incrustée dans l'ensemble des branches de l'assurance et particulièrement la branche automobile. En effet, les déclarations frauduleuses pèsent lourdement sur sa rentabilité ce qui fait que l'un des défis posés aux assureurs est de pouvoir repérer les assurés fragilisant leurs résultats. D'ailleurs, la fraude liée aux dommages matériels représente, à elle seule, un enjeu financier redoutable pour les assureurs.

Ce phénomène a pris des proportions alarmantes pour l'assureur, pour cette raison plusieurs organismes ont devenu largement impliqués dans la gestion du risque de fraude, ils accordent une priorité plus importante à ce risque en raison de son gravité. Sur ce point-là, l'Agence pour la lutte contre la fraude à l'assurance (ALFA) et l'Association of Certified Fraud Examiners (ACFE) ont œuvré conjointement pour combattre ce risque en s'appuyant sur des mécanismes efficaces conçus pour fournir une orientation sur les outils opérationnels qui traquent la fraude.

La fraude en assurance ne représente qu'une infime partie des sinistres déclarés et les modèles de prédiction classiques ne permettent pas de la prédire convenablement. Pour cela, il existe de nouvelles techniques qui permettent d'identifier les risques de fraude de manière plus fine, précise et réactive. Dans ce sens, cet article a pour objectif d'exploiter l'approche d'intelligence artificielle qui se base sur des méthodes de classification supervisée à l'instar de l'arbre de décision et la forêt aléatoire qui vont permettre in fine d'affecter les assurés à deux classes différentes celle des fraudeurs et l'autre des non-fraudeurs.

La structure de l'article est la suivante. La première partie sera consacrée à présenter un aperçu général sur la notion de la fraude en assurance en mettant en lumière sur la fraude à la déclaration de sinistre automobile. Nous nous attarderons également sur la méthodologie de construction des modèles de classification. Les résultats empiriques sont présentés et analysés à la section suivante, nous présenterons également quelques leviers d'action sous forme de limites qui peuvent être employés pour améliorer les modèles d'apprentissage utilisés.

## **1. Présentation du risque de fraude**

Le risque de fraude au sens large du terme est un acte visant à obtenir un bénéfice ou un avantage matériel ou moral indu par le biais des moyens illicites ou illégaux, il comprend notamment tout acte intentionnel ou volontaire visant à priver une autre personne de biens ou d'argent par la tromperie ou d'autres moyens illicites ou illégaux. En outre, il est difficile de définir la fraude en raison de l'éventail des comportements qui peuvent impliquer la malhonnêteté ou la tromperie. D'ailleurs, l'absence d'une définition opérationnelle commune de la fraude est l'une des limites persistantes à une quantification efficace de l'ampleur de ce phénomène.

Plusieurs définitions du risque de fraude ont été proposées par quelques organismes à l'instar de l'IAA (Institute of Internal Auditors) et ACFE (Association of Certified Fraud Examiners) qui ont suggéré la définition suivante : « la fraude consiste à tromper délibérément autrui pour obtenir un bénéfice illégitime, ou pour contourner des obligations légales ou des règles de l'organisation. Un comportement frauduleux suppose donc un élément factuel et intentionnel ainsi qu'un procédé de dissimulation de l'agissement non autorisé ».

Ainsi, la classification des fraudeurs retenue dans la littérature académique est celle proposée par Clarke (1989) qui distingue trois types de fraudeurs, à savoir l'opportuniste, l'amateur et le professionnel : L'opportuniste profite d'une perte réelle et couverte par la police d'assurance pour commettre une fraude, par exemple, en demandant à un fournisseur d'établir un devis d'un montant supérieur aux dégâts réellement subis ou d'établir une fausse facture afin de récupérer la franchise. L'amateur peut commencer par commettre une fraude opportuniste, puis franchir une étape

supplémentaire.... Le professionnel, sans doute le type de fraudeur le plus dangereux, se livre à des fraudes systématiques, tant à titre individuel que dans le cadre d'un réseau organisé. Il possède ainsi des connaissances pointues sur le domaine assurantiel et qu'il les utilise pour améliorer sa situation financière d'une façon abusive.

Outres cette distinction citée dans les lignes précédentes, la variété des pratiques de fraude résulte aussi de la diversité des modus operandi des fraudeurs qui s'explique notamment par le fait que le phénomène de fraude est désormais polymorphe et peut surgir à tout moment et à toutes les étapes d'exécution du contrat de la souscription à l'indemnisation.

Les experts supposent que la fraude aux sinistres coûte beaucoup plus cher au secteur que la fraude à la souscription. Alors, nous allons nous focaliser principalement sur les fraudes à la déclaration de sinistre de la branche d'assurance automobile qui est la branche la plus touchée par la fraude, surtout en cette période de crise où la plupart des assurés cherchent à obtenir le meilleur gain financier possible sur les polices d'assurance automobile.

Pour modéliser ce risque de fraude nous faisons appel à l'arbre de décision et la forêt aléatoire qui sont des modèles d'apprentissage automatique qui représentent une suite de règles qui permettent généralement d'assister le gestionnaire dans la résolution des problèmes de classification.

## **2. Méthodologie**

### **2.1. Traitement de données**

Notre base des données recense 1183 adhérents qui ont souscrit la garantie Tous Risques à partir de l'année 2015 jusqu'au 2019. Les données imputées dans cette base représentent des polices d'assurance qui ont fait l'objet des sinistres déclarés par les adhérents avec la désignation éventuelle d'un expert ingénieur pour évaluer les dégâts subis et déterminer si les relations entre les circonstances déclarées et les dégâts sont conformes ou pas. Par conséquent, à l'issue de cette observation, croisée avec l'avis d'un gestionnaire sinistre, nous avons qualifié chaque dossier de potentiellement frauduleux ou non. Cependant, dans la mesure où l'acte frauduleux est difficile à détecter, nous avons constaté quelques dossiers frauduleux qui ont échappé aux yeux de l'expert et qui ont fait l'objet d'un règlement. Dans ce cas l'évaluation de ces sinistres est à dire du gestionnaire. Cette base regroupe les attributs nécessaires pour modéliser et prédire le comportement frauduleux. Ils sont issus d'un recoupement de données dans les bases tirées de la direction sinistre (pour en extraire les caractéristiques du sinistre) et la direction technique (les caractéristiques du véhicule assuré, les caractéristiques de l'adhérent).

Ces données nécessitent une exploration statistique et un prétraitement avant la modélisation statistique vu que la qualité des données affecte énormément la capacité d'apprentissage des modèles ; il est donc extrêmement important que nous prétraitions nos données pour élaborer des modèles de bonne qualité. Pour cela, afin de fiabiliser les données, nous avons réalisé :

- Une analyse bivariée (Tests d'indépendance de Khi-deux pour capter les corrélations entre les variables).
- Une analyse multivariée des variables qualitatives (Analyse des correspondances multiples, ACM).
- Une analyse des valeurs extrêmes (Boite à moustaches pour détecter les points aberrants ou des données atypiques).
- Ces analyses nous ont permis de nous forger un avis sur les variables les plus pertinentes à implémenter dans les modèles. En effet, les variables explicatives candidates pour l'apprentissage sont les suivantes : **âge, profession, nature des dégâts, marque du véhicule assuré, code postal, Leasing.**

## 2.2. Implémentation des modèles

Les modèles de classification implémentés sont des algorithmes de décision qui prennent en entrée des variables explicatives associées à des valeurs cibles (ou étiquette), et renvoient une prédiction de ces valeurs cibles.

Dans un premier temps, la base doit être partitionnée aléatoirement en deux sous échantillons : la base d'apprentissage et la base de test.

- L'échantillon d'apprentissage correspond à l'échantillon principal où sont appliquées les méthodes, sur lesquelles les algorithmes apprennent. Il représente classiquement 80% des données.
- Une fois que les modèles sont entraînés sur l'échantillon d'apprentissage, ils seront évalués sur un sous échantillon indépendant tiré de la base totale, appelé échantillon de test (20% de la base), et ce, pour apprécier les performances en généralisation de ces modèles.

### ❖ Construction de l'arbre de décision

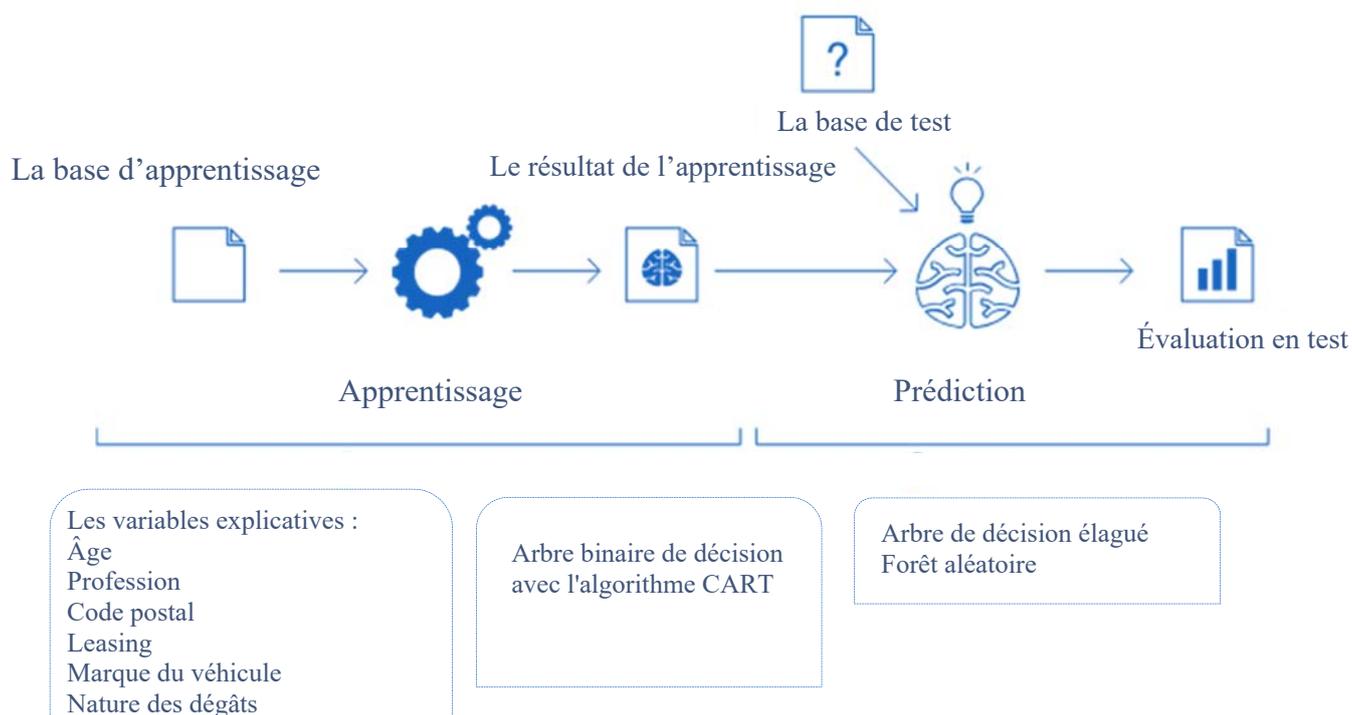
Pour construire un arbre de décision, plusieurs algorithmes de Machine Learning dites de partitionnement récursif sont formalisés par plusieurs statisticiens tels que l'algorithme CART (Classification and Regression Tree) développé par Breiman et al. (1984) qui a trouvé son utilité dans un grand nombre d'activités d'aide à la décision automatisées et il s'est révélé prometteur particulièrement pour la prédiction des profils frauduleux à l'assurance et d'autres domaines de détection des fraudes. L'arbre de décision inféré par CART est binaire et se base sur des partitions dichotomiques uni-variées des variables tant catégorielles que continues. Le principe général de construction d'un arbre de décision par CART consiste à séparer, d'une façon dyadique et récursive, un espace d'entrée dans lequel est défini un ensemble de données d'entraînement étiquetées ( $X_i, Y_i$ ). Cette séparation est faite à l'aide des tests binaires imbriqués sur les variables explicatives.

### ❖ Construction de la forêt aléatoire

Les méthodes d'apprentissage par arbres de décision sont simples à interpréter et à visualiser (Modèle white box). Toutefois, ils présentent quelques inconvénients à l'instar de leur sensibilité à des petites variations dans les données, autrement dit, les petits changements, surtout ceux qui sont près de la racine, ce qui provoque une instabilité qui induit à une variance élevée, qui nuit à la qualité de l'apprentissage. Par conséquent, pour corriger ce manque de robustesse des arbres de décision, des approches de type « Forêts aléatoires » ont été inventées. Il s'agit d'une approche d'induction des classifieurs capables de générer automatiquement des ensembles de classifieurs (arbres de décisions). Ce concept consiste à appliquer le principe de Bootstrap à l'agrégation de classifieurs en effectuant un ré-échantillonnage de la base d'apprentissage. L'objectif consiste à entraîner chaque arbre de la forêt à partir des jeux de données légèrement différents, composés des échantillons à travers des tirages avec remise de la base d'apprentissage. Ensuite, on applique une fonction de prédiction (un arbre CART) sur chaque échantillon bootstrap pour obtenir une collection de prédicteurs et enfin agréger ces prédicteurs par un vote majoritaire pour la classification de base.

En effet, la démarche de détection automatisée se résume comme suit :

Figure 1 : La démarche de détection automatisée

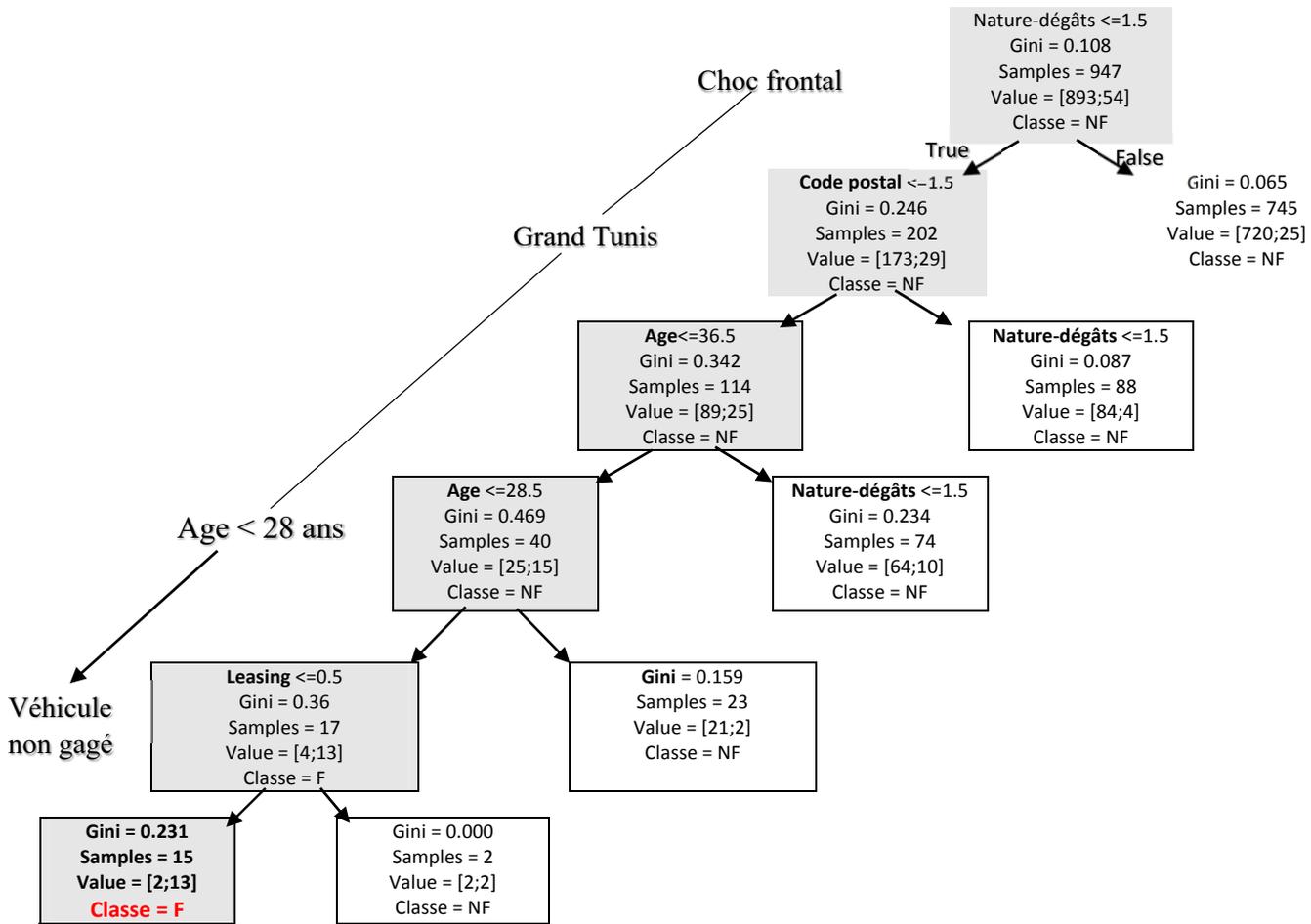


### 3. Résultats et discussions

Dans le but de relier la variable à expliquer Y (binaire) à l'ensemble de variables explicatives choisies nous avons instancié l'arbre de décision avec l'algorithme CART sous le langage Python au moyen de la commande 'DecisionTreeClassifier' de la librairie Scikit-Learn.

La sortie de l'algorithme CART a permis d'afficher l'architecture de l'arbre de décision élagué. Nous obtenons en effet la représentation graphique suivante :

Figure 2 : Arbre de décision élagué



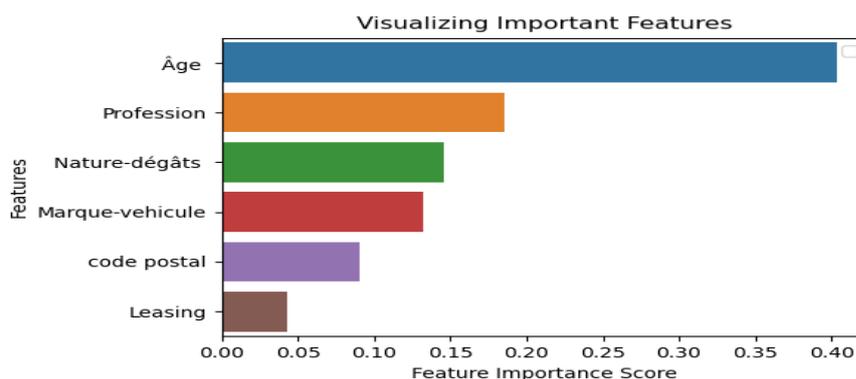
Source : Elaboré sous Python

La sortie de l'arbre de décision montre qu'il y a une probabilité de 87% qu'un adhérent présentant les caractéristiques suivantes soit frauduleux :

- Nature de dégâts : Choc frontal
- Région de résidence : Grand Tunis
- Age : Supérieur à 28 ans
- Véhicule non gagé

Contrairement aux arbres de décision, on reproche aux forêts aléatoires leur côté "boite noire" qui vient du fait que le modèle produit n'a pas la forme simple d'un arbre ou d'une combinaison de variables, dans lequel on voit instantanément l'importance d'une variable. Pour contourner le problème d'illisibilité des résultats et afin d'avoir des règles de segmentation claires, nous avons utilisé une mesure d'importance des variables qui permet de visualiser la contribution de chaque variable explicative dans le modèle. La librairie de Sklearn fournit un objet (Feature importance) qui permet de déterminer l'influence de chaque variable sur la prédiction du modèle.

Figure 3 : Indice d'importance des variables explicatives par forêts aléatoires



Source : Élaboré sous Python

A l'appui de la figure 3, nous constatons que l'âge de l'adhérent est le meilleur prédicteur, la profession, la nature des dégâts et la marque du véhicule apparaissent également comme des variables prédictives importantes. Nous constatons, par ailleurs que, les variables code postal et leasing sont de moindre importance.

Après avoir implémenté les algorithmes d'induction de l'arbre de décision et de la forêt aléatoire, il est important de juger de leur qualité :

Tableau 1 : Les mesures de performances des classifieurs choisis

	Rappel <sup>1</sup> (Le taux des vrais positifs)	Taux de succès (Accuracy)
Arbre de décision CART non élagué	0.18	0.90
Arbre de décision CART élagué	0.18	0.92
Forêt aléatoire avant élimination des variables non importantes	0.05	0.91
Forêt aléatoire après élimination des variables non importantes	0.05	0.92

Source : Elaboré sous Python

La performance de ces modèles est satisfaisante lorsqu'il s'agissait de la classe des adhérents non frauduleux ; L'arbre de décision, que ce soit élagué ou non n'a pas bien réussi à classer les échantillons des adhérents frauduleux avec un rappel de 0.18 comme le montre le tableau 1. Cela était attendu puisque l'échantillon est très réduit et déséquilibré.

Le tableau au-dessus nous apprend ainsi que la forêt aléatoire n'a pas bien classé les adhérents non fraudeurs avec un taux des vrais positifs faible (0.05). En outre, l'évaluation du modèle sur la base test a montré que le taux de succès, avant l'élimination des variables non importantes, était de 0,91 (seulement 21 cas sur 237 ont été classés incorrectement) et la suppression de ces variables n'a pas permis d'obtenir un gain de performance significatif (taux de succès de 0.92).

Les résultats donnés par ces méthodes de classification n'étaient pas satisfaisants en raison de plusieurs limites :

- L'ensemble des données est fortement déséquilibré (sur les 1184 adhérents, seuls 71 sont des cas de fraude : à peine 6 %). Ce déséquilibre est dû en partie à la faible fréquence des fraudes détectées en général. De ce fait, la robustesse des modèles appliqués est réduite, et sa prédiction n'est plus crédible à cause de l'absence de pertinence.

<sup>1</sup> Le rappel est le nombre de vrais positifs qui ont été trouvés parmi tous les vrais cas positifs.

- Un autre point important est que les modèles peuvent perdre en performance lorsque les variables explicatives candidates pour modéliser le risque de fraude ne sont pas corrélées avec la variable cible (y).
- L'autre facteur important qui peut affecter la performance des classificateurs était la limitation du jeu de données. Les résultats obtenus ont révélé des performances non satisfaisantes d'où la nécessité d'élargir le nombre d'observations.
- L'arbre de décision et la forêt aléatoire n'ont pas proposé une discrimination parfaite de la classe des fraudeurs, d'autres algorithmes de classification non supervisée peuvent apporter une solution à la segmentation de notre échantillon tel que la méthode de partitionnement en k-moyennes (k-means).

## **Conclusion**

A travers cet article, nous avons cherché à développer un outil d'aide à la décision permettant aux gestionnaires sinistres d'être mieux équipés pour combattre la fraude à l'assurance automobile au moment ou même avant qu'elle ne se produise.

En guise de solution, nous avons adopté une solution actuelle de gestion automatisée de la fraude visant à identifier les comportements inhabituels compatibles avec une activité frauduleuse par le biais d'un système d'apprentissage automatique à base d'outils avancés d'analyse de données.

En effet, les algorithmes de Machine Learning sont particulièrement adaptés à la lutte contre la fraude, en offrant comme principal avantage l'assistance du gestionnaire dans la résolution des problèmes de classification tels que l'arbre de décision et la forêt aléatoire.

Dans cette lignée, la démarche que nous avons proposée permet, dans un premier temps, d'améliorer la détection de fraudes, et dans un second temps, d'automatiser la détection des fraudes et rendre donc plus rapide le processus de gestion des sinistres.

Bien que les algorithmes utilisés ne fussent pas performants, nous ne devons pas négliger le rôle grandissant du Machine Learning dans la détection de la fraude. À ce titre, certaines améliorations pourraient être apportées pour affiner les résultats et rendre les modèles plus robustes.

## Références Bibliographiques

---

- Cressey, D. R. Other people's money : a study in the social psychology of embezzlement. (1953). Glencoe, IL Free Press.
- Enquête Accenture US : améliorer la qualité de service client et la détection des cas de fraude pour délivrer la haute performance en matière de gestion des sinistres.
- Georges Dionne, Claire Laberge-Nadeau. Automobile Insurance: Road Safety, New Drivers, Risks, Insurance Fraud and Regulation. Springer. <https://link.springer.com>
- Georges Dionne, Robert Gagne. Deductible Contracts Against Fraudulent Claims: Evidence From Automobile Insurance. Review of Economics and Statistics. (2001).JSTOR. <https://www.jstor.org>
- Groupe de la banque mondiale. Réforme de l'assurance de la responsabilité civile automobile en Tunisie : état des lieux et recommandations. (2015). <http://documents.banquemonddiale.org>
- Gill, K.M., Woolley, K.A., & Gill, M. Insurance fraud: The business as a victim. (1994). Research gate. <https://www.researchgate.net>
- Insurance Europe. The impact of insurance fraud. (2013). <https://www.insuranceeurope.eu/sites>
- Institut des actuaires. Comment améliorer l'expérience client et la maîtrise des risques avec la data science ? (2019). [https://www.institutdesactuaires.com/global/gene/link.php?doc\\_id=15807&fg=1](https://www.institutdesactuaires.com/global/gene/link.php?doc_id=15807&fg=1)
- Jack Dorminey, A. Scott Fleming, Mary-Jo Kranacher, Richard A. Riley, Jr. The Evolution of Fraud Theory. (2012)
- Leo Breiman. RANDOM FORESTS. (2001). <https://www.stat.berkeley.edu>
- Munteanu, V., Zuca, M., Zuca, Ș. (2010). Audit in Public Companies and Institutions: Concepts, Methodology, Regulations, Case Studies. (p.33). Research Gate. <https://www.researchgate.net>
- Michel Wright. Fraudes scientifiques et déontologie scientifique. (2005) J.-L Bacher. La fraude à l'assurance et sa prévention par les compagnies privées. (1995).
- Martin Gill, Amy Randall. Insurance Fraudsters: A study for the ABI. (2015). Association of British Insurers. <https://www.abi.org.uk>
- Nadia Smaili, Walid Ben Amar. De la fraude en gestion à la gestion de la fraude. (2013). vol.73. N°231. P.73-85. Cairn. <https://www.cairn.info>
- Nicolescu, C. (2007). Money Laundering – Some Remarks in an Atypical World. (p. 92).Science direct. <https://www.sciencedirect.com>
- Nicolas MARESCAUX et Marc RAYMOND. Comment améliorer l'expérience client et la maîtrise des risques avec la data science ?. <https://www.institutdesactuaires.com/>
- Petrascu, D. (2013). Internal Audit. Research Gate. <https://www.researchgate.net>
- Sharon Tennyson, Pau Salsas-Forn. Claims Auditing in Automobile Insurance: Fraud Detection and Deterrence Objectives. (October 2002). <https://onlinelibrary.wiley.com>
- Tutoriel Tanagra, Implémentation des arbres de décision avec la librairie Scikit-Learn, (2012). <http://eric.univ-lyon2.fr/>
- Tuffery Stéphane. Data Mining et statistique décisionnelle : L'intelligence des données. (2012). <https://books.google.tn>
- Viaene, Stijn, Dedene, Guido. Insurance Fraud: Issues and Challenges. Geneva Papers on Risk and Insurance. (April 2004). Vol. 29, No. 2, pp. 313-333.Springer. <https://link.springer.com>

WikiStat. Agrégation de modèles. <https://www.math.univ-toulouse.fr>

Wikistat. Apprentissage Statistique avec Python.scikit-learn. <https://www.math.univ-toulouse.fr>

W. Steve Albrecht, Chad O. Albrecht, Conan C. Albrecht, Mark F. Zimbelman. (2011).Fraud examination. Google books. <https://books.google.tn/books>

# Tarifification hétérogène en assurance Maladie Collective : un essai sur les données d'une Compagnie Tunisienne d'Assurances

Intibeh BELIBRIA  
GAT Assurances



## Résumé

La branche assurance maladie en Tunisie a marqué un résultat technique négatif durant les dernières années. Parmi les raisons évoquées, on peut citer par exemple l'insuffisance d'évaluation des risques qui ne tient pas compte des caractéristiques individuelles au sein d'un même groupe hétérogène.

Conscient de l'importance de cette problématique, le Comité Général des Sociétés des Assurances (CGA) a imposé aux compagnies d'assurances de créer une cellule d'actuariat comme une ligne de défense (Article 47 du code des assurances). En effet, les entreprises d'assurances et de réassurance sont appelées à nommer un actuaire au sein de l'entreprise afin de proposer un juste tarif pour les clients et de s'assurer de son adéquation avec les engagements effectifs pour l'assureur.

Sur le plan international, cette consigne a été également observée dans beaucoup de pays européens notamment la France (Article Art. A. 132 - 18 de la section 5 du code des assurances français). L'appel aux méthodes actuarielles lors de l'élaboration des tarifs et l'estimation des différents coefficients à travers le modèle linéaire généralisé sont considérés comme une orientation positive pour les experts. En effet Les résultats obtenus par cette méthode sont jugés satisfaisants pour certains experts en assurance non vie à l'instar de Denuit & Charpentier II (2009), et cela permet par la suite de proposer la meilleure prime pure.

L'objectif de cet essai consiste à identifier les facteurs associés aux risques individuels en assurance maladie collective et de développer un modèle de tarification pour le risque de souscription à ce type d'assurance au sein d'une compagnie tunisienne d'assurance.

L'approche adoptée concerne deux axes : la détermination de la fréquence d'une part et le calcul du coût moyen d'autre part en utilisant les Modèles Linéaires Généralisés. Ces modèles permettent de relier les variables tarifaires avec la fréquence ou le coût.

**Mots clés:** Juste tarif, Groupe hétérogène, Assurance Maladie, Risque, Fréquence, Coût moyen, Modèles linéaires Généralisés, Caractéristiques individuelles, Prime pure.

## Introduction

La santé est considérée comme une richesse du fait qu'un bon état de santé peut aider les gens à accroître leurs capacités productives.

Comme l'espérance de vie a augmenté durant les dernières décennies d'une part, et que les gens accordent de plus en plus d'importance à leur état de santé d'autre part, la consommation de soins médicaux ne cesse d'augmenter. De ce fait, les frais de santé occupent de nos jours une place prédominante dans le budget des ménages, en raison de l'amélioration des techniques médicales et le désengagement progressif du régime obligatoire « la CNAM » dans la part du remboursement de ces frais.

L'accroissement des dépenses de santé est illustré par l'évolution de sa part dans le revenu. En effet, pour les pays membre de l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE), la part des dépenses de santé totales dans le produit intérieur brut (PIB) a passé de 3 % en 1948 à plus de 8,8 % à l'heure actuelle. D'importantes variations dans les dépenses de santé par habitant peuvent être également observées au sein de différents groupes socio-économiques de pays du monde. La plupart des variations constatées dans les dépenses des ménages s'expliquent par des différences dans leur revenu.

Les comparaisons internationales montrent que la part du produit intérieur brut alloué au secteur de la santé en Tunisie (6.9% PIB) tend ainsi vers des ratios de pays émergents (Chine :5% PIB).

Comme le cas dans tous les pays du monde, on constate que les dépenses de santé en Tunisie suivent une tendance haussière plus dynamique que celle de la croissance économique. Malgré ça, la part des ménages dans le financement des dépenses de santé atteint des niveaux inquiétants. Beaucoup de ménages sont poussés vers la pauvreté en raison des paiements dont ils doivent s'acquitter pour le financement de ces dépenses indépendamment de leur capacité à payer.

Dans les travaux pionniers, les experts affirment qu'un mauvais état de santé a un effet négatif sur le revenu de ménages et le taux de croissance économique. En effet, ce mauvais état de santé diminuerait la capacité des ménages d'acquérir un revenu et d'accumuler de la richesse et ceci en limitant les possibilités de travailler, en augmentant les dépenses médicales et en réduisant l'épargne.

Un proverbe français dit « Toute personne qui est en bonne santé, est riche sans le savoir ».

À cet effet souscrire une assurance maladie est nécessaire au regard des avantages qu'elle présente. En effet, l'assurance maladie peut être considérée comme un mécanisme par lequel une personne se protège contre la perte financière causée par une maladie, un accident ou encore une invalidité.

« Quelle assurance choisir ? » Voilà la première question que se pose un client lorsqu'il cherche un devis intéressant pour une nouvelle police d'assurance Maladie.

Dans un marché extrêmement concurrentiel de l'assurance maladie en Tunisie, les assureurs doivent mettre au point une méthode de tarification sur mesure afin de créer des tarifs qui soient tout d'abord adéquats et suffisants, pour couvrir les pertes attendues et les frais encourus. Une deuxième contrainte prescrit la condition que les tarifs doivent être équitables, et les primes doivent correspondre aux pertes et aux frais engagés. Troisièmement, les primes doivent être compétitives, afin de conserver les clients existants et d'en attirer de nouveaux.

Or, au sein d'un portefeuille d'assurance hétérogène, les assurés ne sont pas tous égaux face aux risques. Certains assurés présentent un profil plus dangereux que d'autres. La crédibilité consiste à mesurer l'impact de ce risque qui varie d'un assuré à un autre selon ses caractéristiques et de tenir compte de l'hétérogénéité au sein du même groupe.

De ce fait, les entreprises doivent considérer des nouvelles méthodes de tarification rigoureuses permettant de proposer la meilleure prime tout en tenant compte des caractéristiques du groupe à assurer. Pour cela, deux approches sont utilisées : l'approche « probabilité\*charge » qui consiste à connaître la probabilité de consommer au moins un acte de soin durant une année, multiplié par le montant réellement dépensé par l'assuré. Ainsi que l'approche « Fréquence \*Coût moyen », qui consiste à multiplier le nombre de sinistre attendue par le client et son coût moyen.

La première approche n'est pas compatible avec la branche maladie, car comme conçu un assuré souscrit un contrat d'assurance santé a pour but généralement de bénéficier d'un acte de soin. Dans ce cas, la probabilité de consommation est presque égale à un, c'est-à-dire une éventualité presque certaine. D'ailleurs dans les travaux basiques de Rothschild et Stiglitz (1976), ces deux chercheurs ont affirmé que les personnes les plus risquées sont ceux les plus disposées à souscrire une assurance maladie puisqu'elles savent que le montant qu'ils dépenseront pour les soins de santé sera supérieur à la prime qu'ils vont payer.

La deuxième approche consiste à modéliser le nombre de sinistres et le coût moyen remboursé par la compagnie d'assurance. Dans ce genre des travaux, il s'agit de relier la variable à expliquer (Y) à des variables socioéconomiques (X).

Dans ce cas, la grandeur Y peut emprunter deux formes distinctes : Soit un coût ou une fréquence. Dans le cas où Y désigne le coût moyen, elle doit être strictement positive. Dans l'autre cas, elle doit être un entier.

Comme les assureurs essayent toujours de trouver les moyens pour mieux estimer les risques, les modèles linéaires gaussiens ne conviennent pas en raison de la nature de la variable à expliquer et les Modèles Linéaires Généralisés (GLM) restent toujours les moyens statistiques les plus adoptés pour ce genre de traitement. En effet, ces modèles permettent de mesurer et de quantifier l'impact de chaque facteur ou variable sur le coût moyen ou la fréquence de consommation.

De ce fait, l'objectif de cet article est d'estimer la prime pure d'un contrat santé collectif tout en intégrant des variables explicatives relatives aux caractéristiques individuelles des assurés dans un groupe hétérogène. Les questions de recherche sont les suivantes :

- Comment estimer la prime pure d'un contrat santé collectif pour un groupe hétérogène ?
- Comment estimer le tarif optimal pour la compagnie d'assurance et équitable pour les assurés ?

Conscient de la nécessité et de l'importance de cette problématique, ce travail tente d'élaborer deux modèles mettant en relation plusieurs facteurs déterminants. Ces modèles, une fois validés, présentent l'avantage de répondre aux questions suivantes :

Pour les assurés : qui est le gagnant et qui est le perdant ?

Pour la compagnie d'assurance : quelle est la différence entre le coût calculé par le modèle et celui supporté par l'entreprise ?

Le travail est supporté comme suit :

-La section 1 : présente les travaux de recherches portant sur l'assurance maladie.

-La section 2 : consacrée à la description des données.

-La section 3 : consacrée à l'application empirique sur des données réelles (relatives à 12 contrats collectifs contenant 15 433 assurés durant l'année 2018). Cette application adopte la méthodologie des Modèles Linéaires Généralisés.

## **1. Revue de la littérature**

### **1.1. Assurance maladie**

L'assurance maladie peut être définie comme un processus par lequel une personne se protège contre les pertes financières causées par un accident ou une invalidité. L'assurance maladie offre aux assurés et leurs ayants droit une couverture des risques et frais de soins de santé inhérents à la maladie, à un accident, et, à la maternité.

Les deux chercheurs Rothschild et Stiglitz (1976) ont conclu qu'il y a une corrélation positive entre la couverture médicale et l'utilisation des soins de santé. De son côté, Eichner .J (1998), a démontré que la couverture par une assurance maladie est devenue une obligation en raison de la nature imprévisible des dépenses de soins de santé. En fait, en vieillissant, les gens sont plus susceptibles de tomber malades. Ainsi, les individus ont une idée générale de leur besoin de services médicaux futurs.

Dans le même ordre d'idée Arrow, K. J. (1963) a prouvé qu'un taux de remboursement élevé, peut inciter les gens à consommer plus de soins de santé.

Plus récemment, Jowett (2004) a démontré que les personnes bénéficiant d'une assurance maladie sont plus susceptibles de demander des services de soins de santé. En outre, ils ont révélé que l'absence d'assurance maladie avait un impact significatif sur la décision de consultation individuelle et l'utilisation des services de soins de santé.

Nyman, (2008), a démontré que la demande de l'assurance maladie est dérivée de la sollicitation de soin de santé. En effet, les services de l'assurance maladie ne sont pas demandés pour leurs propres caractéristiques, mais plutôt parce qu'on attend de ceux-ci un effet positif sur l'état financier de l'intéressé.

### 1.2. Approche macroéconomique

L'approche macroéconomique permet de connaître les déterminants de dépenses de santé au niveau global. En effet, les premiers travaux effectués ont étudié l'impact de l'effet prix (prixrel) qui est un proxy de la rémunération des médecins et des laboratoires, le progrès technique (PT) (équipements lourds, prothèses, nouveaux médicaments...) et le PIB sur le volume des dépenses de santé.

Le premier modèle est effectué avec des effets fixes à deux niveaux (par année(t) et par pays (i)) corrigé par des facteurs démographiques. Sur des données de panel de n pays sur t périodes, le modèle s'écrit sous la forme suivante :

$$\text{dep\_sante\_ti,t} = \alpha \text{ pibteti,t} + \beta \text{ prixreli,t} + \gamma \text{ PTi,t} + \mu_i + \varepsilon_{i,t}$$

Avec :

- dep\_sante\_ti : désigne le logarithme du volume des dépenses de santé par tête.
- pibteti,t : pibtet représente le logarithme du PIB par tête
- prixreli,t : prixrel le logarithme du prix relatif des dépenses de santé :
- PT : Le progrès technique

Toutefois, cette formalisation ne prend pas suffisamment en compte les spécificités de chaque pays qui existent entre les systèmes de santé. Naturellement, on distingue trois systèmes :

- Le système de type intégré où le financement et les prestations incombent à un organisme unique.
- Le système de remboursement. Dans ce cas, la délivrance d'une prestation médicale entraîne après coup le paiement. L'assureur rembourse ou bien le prestataire, ou bien, le patient.
- Le système de contrat. Dans ce type du contrat, un accord prospectif entre les tiers payants et les prestataires fixe les clauses et conditions du paiement des services.

Le modèle devient :

$$\text{dep\_sante\_ti} = \alpha \text{ pibteti,t} + \beta \text{ prixreli,t} + \gamma \text{ PTi,t} + (\gamma_1 \text{ 1 remboursement} + \gamma_2 \text{ 1 contrat} + \gamma_3 \text{ 1 intégré})_t + \mu_i + \varepsilon_{i,t}$$

### 1.3. Les facteurs microéconomiques

Un certain nombre de facteurs influent la consommation médicale. Les travaux de recherche ont mis l'accent sur l'importance des caractéristiques individuelles.

- L'âge : Parmi les variables démographiques les plus susceptibles d'influencer la décision qu'un individu utilise ou pas les services de soins de santé. En fait, plus la personne avance dans l'âge, plus ce que son état de santé se détériore. Ce qui l'incite à consommer plus de soins à l'âge avancé
- Le sexe : Les recherches empiriques effectuées ont montré que les femmes sont plus sensibles à leurs besoins en matière de santé. En effet, elles accordent plus d'attention à leur état de santé, en particulier, à leurs santés physiques. Grossman M. (1972) a montré que les femmes consomment plus des actes de soins que les hommes, vu qu'il y a des actes qui sont adressés uniquement aux femmes (Accouchement, Maternité ...)
- La catégorie socioprofessionnelle (CSP) : La CSP joue également un rôle important sur la consommation médicale. De nombreuses études empiriques suggèrent que lorsque les

personnes deviennent plus riches, elles exigeront des soins plus nombreux, de meilleure qualité et des soins plus coûteux.

- Milieu de résidence : Le milieu de résidence est l'une des variables explicatives du recours aux fournisseurs de soins de santé ou pas. Les études réalisées par les chercheurs telle que Anderson, G, et Peter H. (2000) ont soulevé l'importance de l'environnement résidentiel dans le contexte d'utilisation des services de santé. Ils ont abouti à ce que les personnes appartenant à des zones urbaines et rurales présentent des perceptions différentes de l'utilisation des services de santé.

Cette liste des variables explicatives n'est pas exhaustive, d'autres facteurs permettent d'expliquer les dépenses de santé sont également cités telle que : le type de bénéficiaire (conjoint, enfants, parents à charge), l'état civil de l'assuré (célibataire, marié)

## 2. Etude préliminaire statistique

Cet article a pour objectif d'identifier les facteurs de risque et de mesurer le niveau de risque de chaque assuré. Afin de répondre aux objectifs énoncés ci-dessus nous avons procédé comme suit :

Pour le premier objectif, une analyse bi variée a été effectuée en se basant sur les tests de corrélation Khi-deux. Ce test permet de chercher les relations d'indépendance entre les facteurs de risque et le niveau de consommation.

Pour le deuxième objectif, un modèle linéaire a été développé afin de prédire le niveau de consommation par le biais des facteurs identifiés à partir des tests préliminaires.

### 2.1. Présentation de la base de données

Les données utilisées pour cette étude ont été fournies par la direction santé de la compagnie tunisienne d'assurance. Ces données sont relatives à l'année 2018 :

- Un premier fichier « bénéficiaires » : Ce fichier est composé de 153 216 bénéficiaires contenant les caractéristiques spécifiques à la population assurée.

-Un deuxième fichier « Prestations » : Portant sur l'ensemble des prestations médicales, relatives à 744 312 bulletins de soin relatifs à 85 931 bénéficiaires, et un montant total de prestation égal à 29 136 578.18 DT.

- Quelques tableaux de prestation relatifs à quelques entreprises permettant de préciser le niveau de garantie de chaque société.

Pour le traitement des informations collectées, nous avons utilisé le logiciel d'analyse de données «  ».

### 2.2. Traitement préliminaire des données

Tableau 1 : Liste des variables à étudier

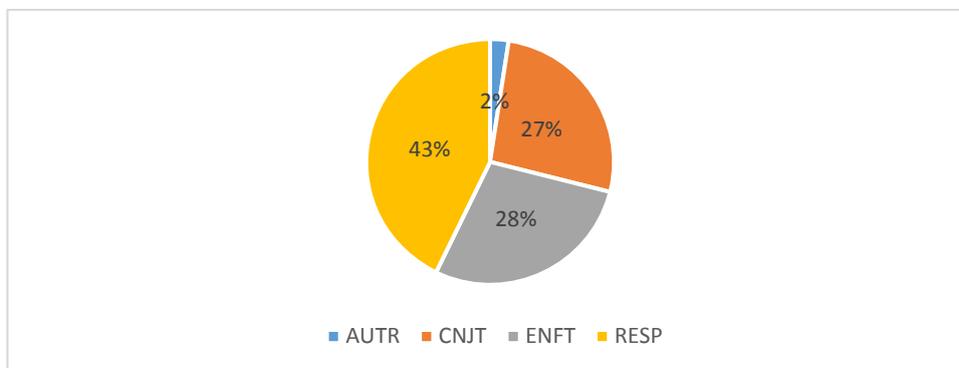
Variables	Modalités
Bénéficiaires	Assuré principal, Conjoint, Enfant, Ascendant
Age	[0,5[, [5,10[..... [60,65[, 65=<
Sexe	Féminin, Masculin
Situation de famille	Isolé, Duo, Trio, Famille
Catégorie socio professionnelle	Ensemble du personnel, Parent à charge, retraité
Activité d'entreprise	Service, Commerce, Industrie, Finance
Taille d'entreprise (Ensemble du personnel)	=<20, ]20,100], ]100,200], 200<
Secteur	Privé, Public

2.2.1. Analyse bi variée

2.2.1.1. Variable « Type de bénéficiaire » Vs consommation

Le graphique suivant illustre la distribution des montants remboursés par type de bénéficiaire.

Figure 1 : Répartition du montant total remboursé par type de bénéficiaire

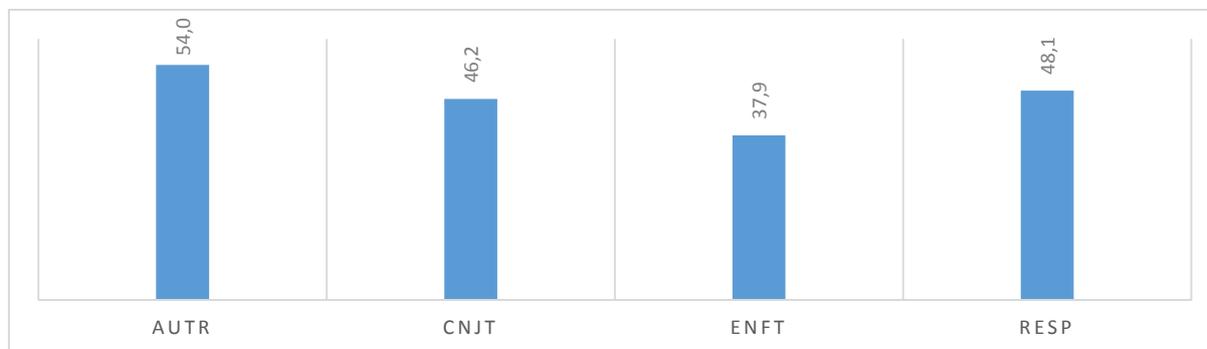


Selon le graphique, nous constatons que la répartition du montant de remboursement pour les assurés principaux (RESP), est plus importante que celle pour les autres types de bénéficiaires. En effet elle représente 43% pour un montant total de 12 485 154,2 DT.

Pour les conjoints et les enfants, le remboursement est assez équilibré, (reparti respectivement 27% et 28.3 % du portefeuille). Pour les ascendants bénéficiaires du contrat, la répartition demeure faible avec un pourcentage de 2.4%.

La figure suivante illustre la consommation moyenne par type de bénéficiaire.

Figure 2 : Moyenne de consommation par type de bénéficiaire



D'après le graphique, on remarque que les ascendants présentent une moyenne de consommation de 54 dt (consommation totale des ascendants / nombre des ascendants). Un montant très élevé par rapport aux autres bénéficiaires du contrat, et cela peut être expliqué par le nombre des ascendants qui est très petit par rapport aux assurés principaux et conjoints qui dominent le portefeuille.

D'après les statistiques effectuées, on remarque que la consommation dépend de la variable type de bénéficiaire. Il est ainsi question d'examiner s'il existe une « corrélation » entre ces deux variables. Pour ce faire, on applique le test de khi deux et on se réfère aux méthodes effectuées par Denuit & Charpentier II (2009). Par la suite, on choisit comme référence la variable" CONS" qui prend la valeur 1 si l'individu étudié a consommé durant l'année d'étude, et 0 sinon. Avec N est le nombre de sinistres.

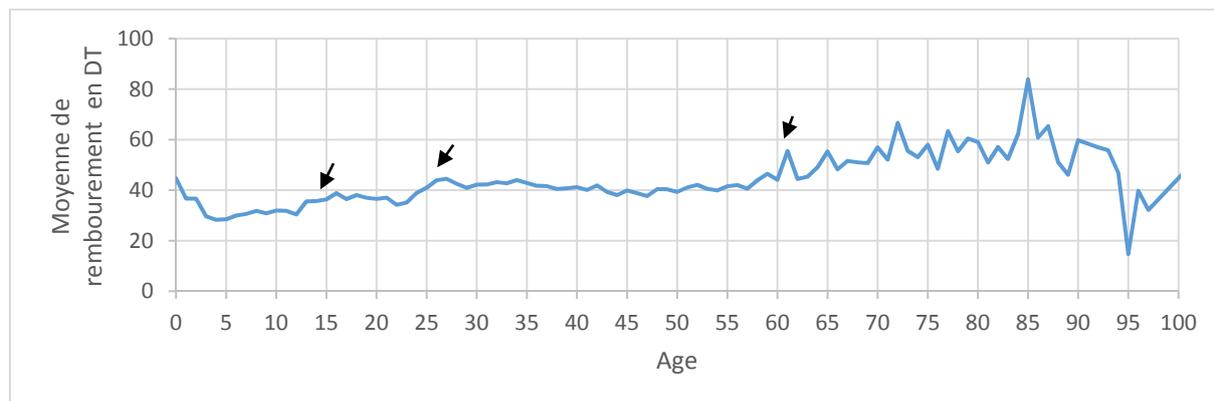
$$CONS \begin{cases} 1 & \text{Si } N > 0 \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

Le test de khi-deux appliqué sur le tableau de contingence nous donne une valeur de p-value très faible, (inférieure à  $2.2e-16$ ), ce qui nous permet de rejeter l'hypothèse  $H_0$  et penser qu'il y'a un lien entre la variable type de bénéficiaire et la variable CONS.

### 2.2.1.2. Variable « Age » Vs consommation

Passant maintenant à l'étude de la variable « AGE ». Le graphique suivant montre la distribution de la moyenne des montants remboursés par âge de bénéficiaire.

Figure 3 : Remboursements annuels moyens en fonction de l'âge



D'après ce graphe, on remarque que :

-Pour les très jeunes âges, une première forte consommation qui est due principalement aux maladies infantiles. En effet, les enfants entre 0-10 ans consomment beaucoup en termes d'hospitalisation. Dans cette tranche d'âge, le système immunitaire se développe, ceci entraîne beaucoup de consultations, de vaccinations et parfois des problèmes à la naissance impliquant de longs et coûteux séjours à l'hôpital.

-Le pic du remboursement moyen à l'âge de 16 ans s'explique par des dépenses coûteuses en soins d'orthodontie et d'optique pour les adolescents. Un autre pic pour les jeunes de la tranche d'âge 20 et 39 ans dues principalement à la maternité, les frais liés à la stérilité, analyses et suivis gynécologiques.

-Les dépenses de santé augmentent avec le vieillissement des assurés. En conséquence, les remboursements moyens des organismes assureurs suivent cette même tendance. Ce qui explique les dernières fortes croissances des montants remboursés, qui sont dû généralement à l'augmentation de nombre d'actes d'hospitalisation et de consommation de l'acte pharmacie aux grands âges.

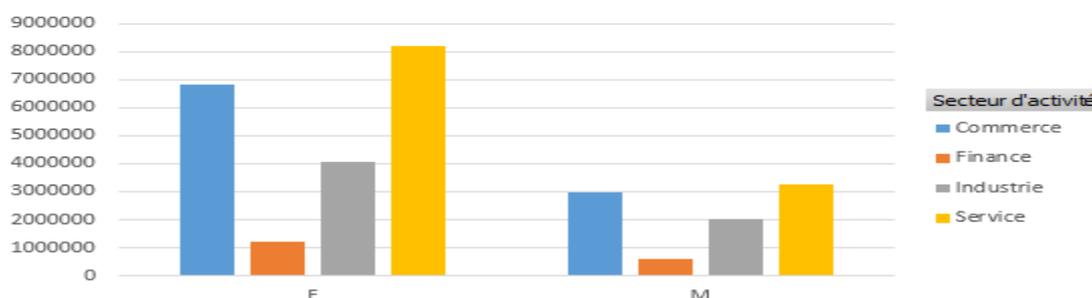
Le test de khi-deux appliqué sur des tranches d'âge nous donne un p value très faible ( $p\text{-value} < 2.2e-16 < 0,05$ ), donc la tranche d'âge a un effet significatif sur la consommation.

### 2.2.2. Analyse multivariée

Un individu est un ensemble de caractéristiques. Dans la pratique, et lors de souscription d'un contrat assurance groupe maladie collectif, toutes ces caractéristiques interviennent simultanément.

Le graphique suivant représente le croisement entre les deux variables sexe et secteur d'activité.

Figure 4 : Sexe et secteur d'activité vs consommation annuelle



L'analyse de ce graphique montre clairement que la part de consommation des bénéficiaires de sexe féminin est plus élevée que celui de sexe masculin dans tous les secteurs d'activité. Cette différence est très flagrante surtout pour le secteur d'activité service.

On peut conclure que la consommation dépend simultanément des variables sexe et secteur d'activité.

D'après les études graphiques on a constaté l'importance d'une analyse multivariée. D'où la nécessité d'un instrument statistique qui permet de relier la variable à expliquer (qui est le coût et la fréquence) aux diverses variables explicatives, et de mesurer leurs impacts sur la prime. Pour telles analyses, les modèles linéaires GLM sont les instruments les plus adaptés pour cette étude.

Ces modèles se distinguent des modèles linéaires gaussiens par les trois composantes suivantes :

La famille exponentielle, le prédicteur linéaire :  $\eta$  qui est une combinaison des variables explicatives, et une fonction lien :  $g$  qui permet de relier la variable à expliquer aux autres variables explicatives.

Or dans notre étude, une variable peut contenir plusieurs modalités. Par exemple, la variable « sexe » contient deux modalités telles que femme et homme. En raison de la multi linéarité existant entre les variables qualitatives nous estimons le modèle avec une constante, tout en retenant une modalité de référence pour chaque variable.

L'équation du modèle présente de cette façon :

$$g(E(Y)) = \eta(x) = \beta_0 + \sum x\beta + \varepsilon$$

Avec

- Y : la variable à expliquer (fréquence ou coût),
- X : les variables explicatives,
- $\varepsilon$  est une variable aléatoire, qui représente l'écart entre la variable observée et la variable estimée, ayant les propriétés classiques  $E(\varepsilon)=0$ ,  $V(\varepsilon)=\sigma^2$  et  $\varepsilon$  indépendants et suit la loi  $N(0, \sigma^2)$ .

Le terme  $\varepsilon$  regroupe l'ensemble des facteurs secondaires inobservables pouvant avoir une influence sur y.

-La constante ( $\beta_0$ ) correspond à la valeur de la variable à expliquer lorsque toutes les variables indépendantes sont égales à 0. Elle est désignée comme étant une modalité de référence.

-Le coefficient bêta ( $\beta$ ) associé à une variable explicative mesure l'impact de chaque variable et sa contribution dans le modèle.

- Si  $\beta > 0$ , il y'a une surconsommation par rapport à la modalité de référence.
- Si  $\beta < 0$ , cela indiquera un facteur améliorant la sinistralité par rapport à la modalité de référence.

### 3. Application empirique

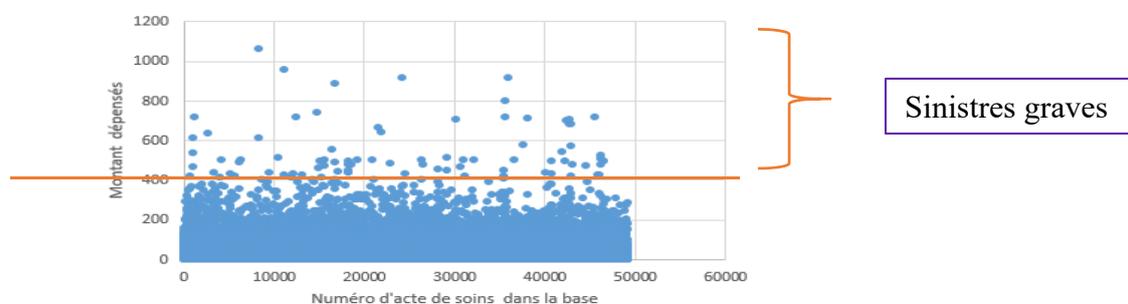
#### 3.1. Démarche de travail

L'objectif de ce travail est de proposer deux modèles permettant de tenir en compte les caractéristiques individuelles au sein d'un groupe hétérogène. Ces modèles permettent de donner un tarif qui soit juste aux assurées et optimal à l'assureur.

À travers la revue de la littérature, nous avons constaté que la majorité des travaux de recherche optent pour l'approche « fréquence \*coût moyen », en utilisant les modèles linéaires généralisés. Dans cet article, on a choisi de modéliser l'acte pharmacie ordinaire.

Afin d'avoir une modélisation rigoureuse, les études de tarification consistent à distinguer les sinistres graves du reste des sinistres. Cela permet ainsi d'éviter quelques gros sinistres influençant trop le calcul des coefficients et les indicateurs renvoyés par le modèle. Pour appliquer cette division, on utilise la technique de « nuage de point » pour détecter les valeurs aberrantes.

**Figure 5 : Détection des sinistres graves et valeurs aberrants**



Ce graphique représente les montants remboursés pour chaque bulletin de soins. D'après la forme de ce nuage de points, nous remarquons qu'au-dessus de 400 DT la dispersion des montants remboursés augmente fortement. Nous considérons alors ce montant comme un seuil de gravité. Par la suite, les sinistres dépassant ce seuil sont classés "atypiques" et on les supprime de la base pour ne pas biaiser les résultats du Modèle Linéaire Généralisé.

#### 3.2. Modélisation de la fréquence de consommation

Pour cette étude, on ne considère que les assurés qui sont couverts pour une période d'une année, et leur exposition égale à 1.

Pour la conception d'un modèle fiable, il faut d'abord trouver la loi qui s'adapte le mieux avec les données. On désigne par  $N_i$  : une variable aléatoire qui représente le nombre d'actes déclarés par l'assuré  $i$  durant l'année 2018. D'après Denuit & Charpentier II (2009), en assurance non vie, la fréquence de consommation est modélisée par deux lois : la loi de Poisson et la loi Binomiale Négative.

Figure 6 : Ajustement des fréquences par la loi de Poisson

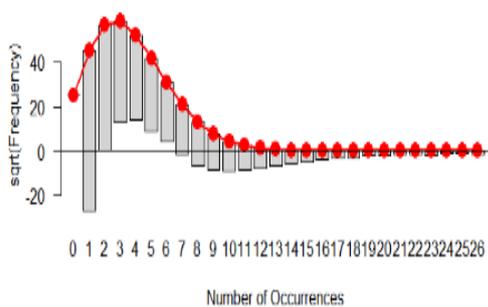
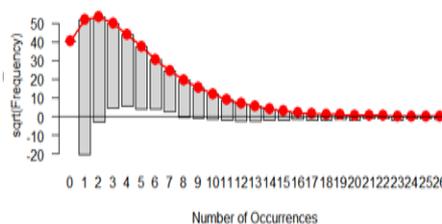


Figure7 : Ajustement des fréquences par la loi binomiale négative



D'après le graphique et le test non paramétrique de Kolmogorov-Smirnov effectué par le logiciel , nous obtenons un p-value très faible ( $p\text{-value} < 0.05$ ) pour le modèle de Poisson et que la loi Binomiale négative est mieux adaptée pour modéliser la fréquence de consommation.

Une fois la loi qui s'adapte le mieux avec les données, est déterminée, nous procédons à l'estimation des paramètres par la méthode de maximum de vraisemblance.

Afin de construire un modèle fiable, une sélection fine des variables explicatives fut alors nécessaire. Pour ce faire, on a adopté l'approche Backward (méthode pas à pas descendante) qui permet de passer d'un modèle saturé, c'est à dire qui contient toutes les variables explicatives à un modèle plus approprié.

### 3.2.1. Critères de choix du modèle

Afin de choisir le meilleur modèle construit, nous nous sommes basés sur les critères suivants :

- **Déviante** : c'est un critère qui permet de s'assurer que le modèle considéré s'ajuste bien aux données. L'idéal est d'avoir une déviante proche de 0. Cela n'est jamais le cas, car le modèle saturé est un idéal inatteignable en pratique.
- **Critère d'information d'Akaike (AIC)** : C'est un critère utilisé afin de comparer deux modèles. Le modèle ayant la plus faible valeur d'AIC est retenu.

### 3.2.2. Analyse des résultats

Le principe consiste à choisir pour chaque variable, une modalité de référence. L'ensemble de ces modalités constitue l'individu de référence. Chaque fois qu'une modalité se diffère de la modalité de référence, alors il y a un effet additionnel à ajouter, et qui peut être un effet majorant ou minorant la sinistralité par rapport à cette modalité de référence. Les modalités de références choisies pour chaque variable sont les suivantes :

- Plafond d'acte : <400
- Plafond annuel : ]2000 ,3000]
- Sexe : femme
- Bénéficiaire : Assuré principal
- Tranche d'âge : ]0,5]
- Situation de famille : Famille
- Secteur : public

La fréquence de consommation peut être modélisée de la façon suivante :

Fréquence = Exp (Individu de référence + effet plafond par acte + effet plafond annuel + effet sexe + effet type de bénéficiaire + effet tranche d'âge + effet situation de famille + effet secteur)

Le tableau ci-dessous présente les effets de chaque caractéristique traitée sur le logiciel  .

Tableau 2 : Les estimations des paramètres

Individu de référence	Plafond par acte		Plafond annuel		Sexe		Type de Bénéficiaire		Tranche d'âge		Situation de famille		Secteur	
	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$	Modalités	$\beta_M$
1,624	<400		[2000,3000]		F		Resp		[0,5]		Famille		Public	
	[400,500]	-0,147	=<2000	0,108	M	-0,11	AUTR	-0,202	[5,10]	-0,451	Isolé	0,021	Privé	-0,251
	[500,600]	0,103	[3000,4000]	0,146			CNJT	-0,144	[10,20]	-0,618	Duo	0,061		
	[600,700]	-0,481	[4000,5000]	0,612			ENFT	-0,123	[20,25]	-0,578	Trio	0,090		
	[700,800]	0,391							[25,30]	-0,276				
									[30,40]	-0,327				
									[40,45]	-0,277				
									[45,50]	-0,249				
									[50,55]	-0,249				
									[55,65]	-0,192				
									>=65	-0,098				

Ce tableau se lit de la façon suivante :

Un individu qui possède les mêmes caractéristiques qu'un individu de référence, nous lui associe la valeur 1.6243. En termes d'analyse : le nombre d'actes attendus pour cet individu égale à

$$\exp(1.6243) = 5 \text{ actes durant une année.}$$

Les résultats affichés représentent la différence des effets de chaque modalité par rapport à la modalité de référence

-Si ces estimations sont indiquées par des signes positifs, alors l'effet de cette modalité est supérieur à celui de la modalité de référence, et par la suite c'est un facteur aggravant le risque.

- Si ces estimations sont indiquées par des signes négatifs, alors l'effet de cette modalité est inférieur à celui de la modalité de référence, on peut donc conclure que c'est un facteur qui baisse le risque.

Ainsi le modèle construit pour la fréquence est le suivant :

$$\begin{aligned} \text{Fréquence} = & \exp(1.6243 + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{plafond d'acte}}(Mj) + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{plafond annuel}}(Mj) \\ & + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{sexe}}(Mj) + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{tranche d'âge}}(Mj) + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{situation de famille}}(Mj) \\ & + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{secteur}}(Mj) + \beta_{Mj} \mathbf{1}_{\text{Bénéficiaire}}(Mj)) \end{aligned}$$

$M_j$  = La modalité  $j$ , avec  $j$  est le nombre de modalité pour chaque caractéristique.

Une fois qu'on a établi le modèle, nous allons maintenant interpréter les résultats affichés par la sortie de 

- Effet variable « Sexe »

Pour la variable « Sexe », nous avons choisi la modalité femme comme modalité de référence. Dans ce cas, sa valeur n'est pas affichée dans la sortie de  car elle est incorporée dans l'ordonnée à l'origine (l'individu de référence). Par la suite, le modèle va afficher seulement la valeur du paramètre associé au sexe masculin qui égale à (-0,10605). Cela peut être interprété de la façon suivante : toutes choses égales par ailleurs, la variable homme baisse de 10% = (1-exp (-0,10605)) le nombre de sinistre par rapport à la femme.

- Effet variable « type bénéficiaire »

Pour la variable type de bénéficiaire, on a choisi la modalité de référence (RESP) (assuré principale). Les coefficients appliqués aux autres modalités sont marqués par des signes négatifs, d'où une courbe de coefficients décroissante. En effet toutes choses égales par ailleurs la modalité enfant améliore la sinistralité de 1-exp (0.123), soit 13% par rapport à l'assuré principal (RESP).

- Effet variable « tranche d'âge »

Pour la variable tranche d'âge, nous avons choisi comme modalité de référence la tranche d'âge [0,5[ans. La sortie de  affiche des estimations relatives aux modalités [5,10[jusqu'à >=65 ans, ces derniers sont marqués par des signes négatifs. C'est à dire un facteur qui baisse le nombre de sinistre par rapport à la tranche d'âge [0,5[. A titre d'exemple, pour la tranche d'âge [10,15[son effet par rapport à la modalité de référence égale à (-0,45). Ceci peut être interprété par une amélioration de la sinistralité de l'ordre de 36 % (1- exp (-0,45)) par rapport à la tranche d'âge [0,5[.

Nous pouvons retenir l'exemple suivant :

Soit deux individus qui possèdent les caractéristiques suivantes :

Individu 1		
Sexe	M	-0,106
Type de bénéficiaire	ENFT	-0,123
Tranche d'âge	[10,20[	-0,618
Situation de famille	Trio	0,0898
Secteur d'activité	Privé	-0,251
Plafond par acte	300	0
Plafond général	2500	0

Individu 2		
Sexe	F	0
Type de bénéficiaire	CNJT	-0,144
Tranche d'âge	[30,40[	-0,327
Situation de famille	Duo	0,0612
Secteur d'activité	Public	0
Plafond par acte	450	-0,147
Plafond général	=<2000	0,108

L'individu 1 est un enfant de sexe masculin et d'âge compris entre 10 et 20 ans. Il appartient à une famille composée de 3 personnes. Ses parents travaillent dans le secteur privé, et ils ont souscrit la garantie pharmacie ordinaire pour un plafond inférieur à 400 dinars et un plafond général du contrat compris entre 2000 et 3000 dt .

D'après le modèle, le nombre de sinistres est :

$$\begin{aligned}
 \text{Nombre de sinistre}_1 &= \text{Exp} (\text{individu de référence} + \text{effet masculin} + \text{effet enfant} + \text{effet [10,20[} + \\
 &\quad \text{Effet Trio} + \text{effet secteur privé} + \text{effet (<400)} + \text{effet ]2000,3000]) \\
 &= \text{Exp}( 1,62431 -0,106-0,123-0,618+0,0898-0,251+0+0) \\
 &= 1.85
 \end{aligned}$$

Le nombre d'actes attendu pour cet enfant est de l'ordre de 1.85 actes durant une année.

L'individu 2 est un conjoint de sexe féminin et d'âge compris entre 30 et 40 ans. Il appartient à une famille composée de deux personnes. Son époux travaille dans le secteur public et il a souscrit la garantie pharmacie ordinaire pour un plafond d'acte d'un montant compris entre 400 et 500 dt et d'un plafond général inférieur à 2000 DT. D'après le modèle, le nombre de sinistre est :

$$\begin{aligned}
 \text{Nombre de sinistre}_2 &= \text{Exp} (\text{individu de référence} + \text{effet femme} + \text{effet conjoint} + \text{effet [30,40[} + \\
 &\quad \text{Effet Duo} + \text{effet secteur public} + \text{effet ]400,500} + \text{effet } =\text{<2000}) \\
 &= \text{Exp}( 1,62431 +0+-0,144-0,327+0,0612+0-0,147+0,108)
 \end{aligned}$$

=2.26

Le nombre d'actes attendus pour cette femme est de 2.26 actes durant une année.

D'après ces deux exemples on peut déduire qu'on a réussi à estimer le nombre d'actes attendu pour chaque assuré. Et que ce dernier diffère d'un individu à un autre en fonction de ces caractéristiques et le niveau de garantie choisi.

### 3.3. Modélisation du coût moyen de consommation

Dans cette partie, nous allons appliquer la même démarche que celui effectué pour la modélisation de la fréquence. Le teste non paramétrique de Kolmogorov-Smirnov, indique que les données s'ajustent bien avec la loi log Normale. La fonction lien qu'on a utilisé est la fonction « Identité ». Ainsi le modèle pour le coût moyen s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \text{Coût moyen} = & \text{Exp}(2,91252 + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{plafond acte}}(Mj) + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{plafond annuel}}(Mj) \\ & + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{sexe}}(Mj) + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{tranche d'âge}}(Mj) + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{situation de famille}}(Mj) \\ & + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{secteur}}(Mj) + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{Bénéficiaire}}(Mj) + \alpha_{Mj} \mathbf{1}_{\text{collège}}(Mj)) \end{aligned}$$

### 3.4. Calcul de la Prime

Pour mieux illustrer les résultats des deux modèles, on considère l'exemple de deux individus qui possèdent des caractéristiques individuelles différentes l'un de l'autre et qui souhaitent acquérir l'acte pharmacie ordinaire. Dans une première étape, on va calculer la fréquence de consommation et le coût moyen pour chaque individu. Leur produit nous permet de calculer la prime pure.

	<b>Individu 1</b>	<b>Individu 2</b>
<b>Sexe</b>	Homme	Femme
<b>Bénéficiaire</b>	Conjoint	Assuré principal
<b>Situation famille</b>	Trio	Trio
<b>Age</b>	31	25
<b>Secteur</b>	Privé	Public
<b>Plafond acte</b>	]400 ;500]	]500 ;600]
<b>Plafond annuel</b>	<2000	<2000
	↓	↓
<b>Fréquence</b>	2,33	5,2
<b>Coût moyen (dt)</b>	23,87	34,87
<b>Prime pure (dt)</b>	55,6	181

Ces résultats montrent que le nombre d'actes attendu pour l'individu 1 est de l'ordre de deux actes durant une année. Pour l'individu 2 qui présente des caractéristiques différentes que celui de 1, le nombre d'actes a passé de 2 à 5 actes durant une année. Le même résultat est valable pour le coût moyen.

Dans ce cas, la prime demandée pour l'acte pharmacie ordinaire est de 55.6dt pour l'individu 1, et de 181 dt pour l'individu 2

### Conclusion

Le marché d'assurance santé aujourd'hui est extrêmement concurrentiel, ce qui rend la tarification des primes un enjeu pour tous les assureurs qui sont appelés à identifier leurs consommateurs et segmenter leurs portefeuilles en classes de risque homogène afin de pouvoir identifier les facteurs expliquant la sinistralité. Le choix de la méthode de tarification est dans ce cas, une étape primordiale.

Dans cet article, nous avons essayé de proposer un système de tarification qui se base sur les caractéristiques individuelles des assurés, et qui tient compte l'hétérogénéité au sein du même groupe.

Pour se faire on a utilisé une approche de tarification qui se base sur le principe «Coût\*Fréquence » où le coût et la fréquence sont estimés par le Modèle Linéaire Généralisé (GLM).

Ces modèles fournissent les primes pour un assuré de référence ayant des caractéristiques précisées ainsi que des coefficients correcteurs pour les assurés autres que l'assuré de référence.

Cette approche offre à l'assureur et à l'assuré plusieurs bénéfices : tous les assurés seront traités sur le même pied d'égalité en permettant de proposer un juste tarif, qui tient compte de l'hétérogénéité au sein d'un groupe. Les adhérents les plus risqué vont payer une prime plus chère que les autres.

Les résultats obtenus sont acceptables. Néanmoins, ils peuvent être optimisés par les études supplémentaires telles que :

- Une étude sur la fréquence avec une période plus affinée (semestrielle, trimestrielle...) que la fréquence annuelle.
- Une étude plus affinée sur le collègue contractuel "ensemble du personnel" en décomposant plus précisément par collègue "cadre", "employé" et "ouvrier"...
- L'ajout de quelques variables explicatives tel que par exemple : la pratique d'une activité sportive, ou même la consommation du tabac peuvent perfectionner cette modélisation

## Références bibliographiques

---

- Anderson, G. a. (2000). Population Aging : A Comparaison Among Industrialized Contries. Health Affairs.
- Annear PL, W. D. (2006). Increasing access to health services for the poor: Health financing and equity in Cambodia. . Working Paper. Phnom Penh, Cambodia.
- Arrow, K. J. (1963). Uncertainty and the welfare economics of medical care. The American Economic Review, Vol LIII, No. 5.
- Charpentier, D. (décembre 2009). Mathématiques de l'assurance non vie, tome 2, Tarification et Provisionnement.
- Charpentier, D. M. (décembre 2009). Mathématiques de l'assurance non vie, tome 1, Tarification et Provisionnement,.
- Eichner, M. J. (1998). The Demand for Medical Care: What People Pay Does Matter. .
- Ekman, B. (2007). the impact of the helth insurance of outpatient utilization and national household surveydata . Health Reaserch Policy and Systems.
- Grossman. (1972). On the concept of health capital and the demand for health. Journal of Political Economy 80.
- Joseph. (1993). Newhouse and the Insurance Experiment Group.Free for All? Lessons from the RAND Health Experiment, Cambridge, Mass. Harvard University Press.
- Jowett M, D. .. (2004). health insurance and treatment seeking behavior :evidence for effects on a ccess to care and health outcomes ., . Medical Care Reaserch and review .
- Knight, F. H. (1921). Risk, Uncertainty and Profit. New York: Harper and Row.
- Nelder, M. .. (n.d.). Generalized Linear Models.
- Nguyen, A. T. (2013). Conception des méthodes d'évaluation en assurance expatriée.
- Nyman, J. (2008). Health Insurance theory: the case of the missing welfare gain. . European Journal of Health economics.
- Ohlsson, J. (2009). Non-Life Insurance Pricing with Generalized Linear Models. 7 décembre 2009.
- Phuong, N. N. (2013). Construction de bases de tarification pour des contrats complémentaires santé collectifs par le Modèle Linéaire Généralisé.
- Pourezza J, S. (2007). Effet of supplemental enzyme on nutrientdigestibility and performance of broiler chiks on diets containing triticales.
- Rothschild, M. &. (1976). Equilibrium in Competitive Insurance Markets: An Essay on the Economies of Imperfect Information. Quarterly Journal of Economies, 90.
- Vautrin, M. (20008). Élaboration d'une méthode de tarification avec indicateurs de risque pour des contrats complémentaires santé collectifs .
- Zukevas, S. (2014). Health Care Demand, Empirical Determinants of. Dans A. Culyer (Éd.), Encyclopedia of Health Economics . Oxford: Elsevier.



# SOLVENCY II : QUANTITATIVE REQUIREMENTS: APPLICATION OF THE STANDARD FORMULA ON A MUTUAL INSURANCE COMPANY

*Mohamed FERJANI*

Mutuelle Assurance de l'Enseignement (MAE)



## Abstract

Solvency II is a European directive that entered into force by the start of 2016 announcing the start of a highly regulated insurance sector. This new reform came in with two sets of requirements, quantitative and qualitative. The quantitative requirements can be calculated using either an internal model or the standard formula calibrated using 5 QIS (quantitative impact requirements). In this article, we will apply the standard formula on a Tunisian mutual insurance company in order to assess the new directive's impact on the Company and to compare it to current regulation's one. This evaluation of the firm's solvency before the directive's implementation in Tunisia will provide it enough time to adjust to any difficulty and look through the possibilities of optimisation based on the recommendations.

**Key Words:** Solvency II, Standard Formula, SCR, Risk, Mutual insurers

## Introduction

The Subprime crisis has revealed a handful of weaknesses in terms of regulation and supervision, not only for the insurance companies, but for all the financial institutions. It had devastating effects, such as the increase in unemployment rates, record low interest rates and a high number of bankruptcies. Hence, the European supervisors, for both banks and insurers, opted for tighter regulation. Consequently, the famous Basel III and Solvency II directives have emerged, highlighting the importance of financial solvency through implementing a risk-based approach.

After 4 years of using the Solvency II in the European context, the directive demonstrated its importance in maintaining insurers' financial solvency, the said directive has spread throughout the globe and became widely used. As a result, the Tunisian supervising authority, namely the Insurance General Committee, started creating a regulatory framework to adopt Solvency II. In fact, implementing the "Risk-Based Solvency" will have a considerable impact on local insurance companies due to the strict regulations and the amount of own funds that needs to be reserved in order to deal with risks threatening their business.

Seeing the potential effects Solvency II would have on the Tunisian insurers, it seems suitable and timely for each and every one of them to start an extensive study, by establishing different scenarios of the said effects, in order to estimate the changes their financial situations would go through under the new directive. Thus, they would be prepared and have enough time to deal with every aspect before its official implementation. In this article, we will be trying to apply the quantitative requirements of Solvency II on a Tunisian Mutual insurance company in order to evaluate the impact of this new directive on a local level.

This evaluation can be made through two approaches, the first is the standard formula which is calibrated by the European Insurance and Occupational Pensions Authority (EIOPA) using a set of quantitative impact studies (QIS) while the second is the internal model that should be calibrated by the company's experts and validated by the competent body in the supervising authority that is yet to be fixed. As a result, we are going to adopt the standard formula approach to establish a version of the company under Solvency II's quantitative requirements following this structure:

1. Analytical frameworks.
2. Application of the standard formula on a Mutual Insurance Company.

### 3. Indicators and interpretations.

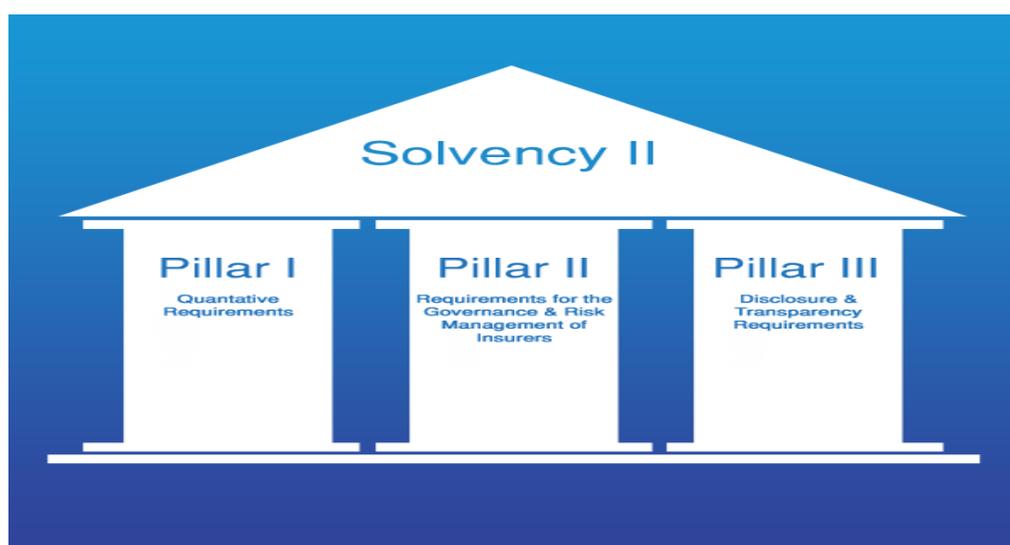
## 1. Analytical frameworks

Over the 3 decades following the first generation of non-life reforms, or Solvency I -73, the insurance sector has seen many changes. Companies expanding beyond national borders, the bancassurance has seen the light of day and, new financial markets and instruments are being developed alongside a new set of risks leading to financial crisis such as the “Subprime crisis”. These changes have stimulated the need of a new set of regulatory reforms adapted to the new characteristics of the insurance sector.

This new reform was issued in 2009 with the name Solvency II and architecture in 3 pillars that was inspired from Basel II, the banking sector reform.

In this article, we will be focusing on the first pillar which gathers the quantitative requirements of Solvency II using the standard formula. This formula is based on a set of quantitative impact studies (QIS), involving 68% of European insurance entities, that kept improving the model’s calibration. QIS 5 is the last conducted impact study which was started in August 2010 and published in March 2011. Since then, it is deemed to give the best picture of the insurer’s solvency requirements. Here-after, we will describe the process of evaluating an insurance company’s quantitative requirements based on the standard formula.

**Figure 2: The structure of Solvency II**



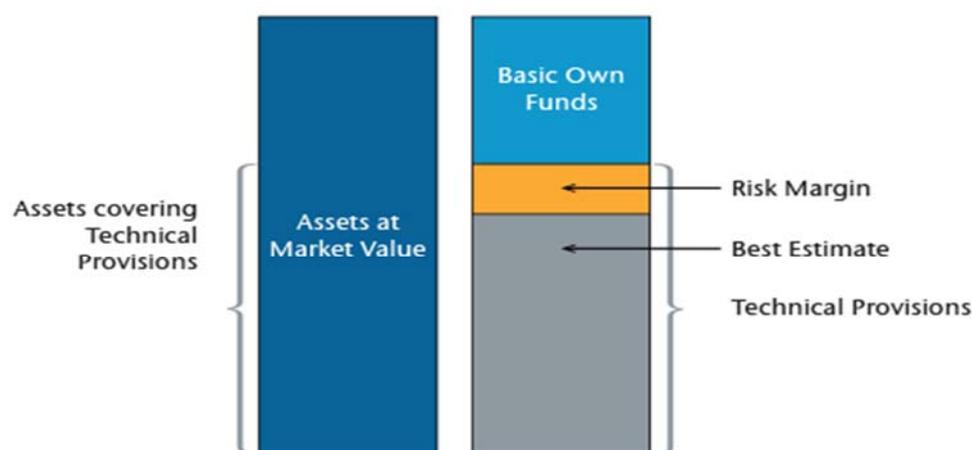
Source Daily fintech, “Solvency II on the blockchain”

### 1.1. Restatement of the balance sheet

In a Solvency II context, the balance sheet is the most important financial statement because of the need of information reflecting the real situation of the insurance company every year. To be able to play this role, we need a more coherent vision than the one offered by the accounting balance sheet, something that will reflect the real state of the financial situation. It is the “fair value” (FV) or “market value” (MV) that will be the key of retreating the so-called “Economic Balance Sheet”. IFRS 13 defines the fair value as “The price that would be received to sell an asset or paid to transfer a liability in an orderly transaction between market participants at the measurement date.” Both assets and liabilities should be evaluated by a Fair value approach. This approach is used to derive the difference between assets and liabilities called the Net asset value that should reflect their real situation.

$$\begin{aligned} NAV(\text{Net Asset Value}) \\ = \text{Total economical assets (FV)} - \text{Total economical liabilities(mainly BE)} \end{aligned}$$

Figure 3: Decomposition of the assets and liabilities under Solvency II



Source: Gen Re

Source: *theactuary.net*, "Non-Life Technical Provisions – Solvency II"

However, the FV's definition cannot be applied to an insurance company's liabilities, specifically the technical provisions, as there's no market to exchange them which means we can't identify a transaction price. That's why they are called non hedgeable liabilities. In order to apply the same reasoning but using a different approach, EIOPA has defined a linear valuation called "the Best Estimate" to which we add a certain "risk margin". EIOPA define the Best estimate as "The probability weighted average of the expected value of discounted cash flows, plus a risk margin, being the cost of capital to a third party of assuming the liabilities in the event of run-off". (EIOPA, Solvency II single rulebook). Consequently, the balance sheet under Solvency II can be illustrated as shows figure 2.

▪ **Assets valuation**

This valuation is based on the "mark to market" approach which is found on an available market price. Here is the valuation of certain asset items:

- The Goodwill: Solvency II approach precise that this item has no value.
- Deferred acquisition costs: No value under Solvency II.
- Intangible assets out of Goodwill: Mainly a null value except when selling them separately with a present market allowing their tradability or for items with similar features.
- Deferred tax asset: That's an item that could be used to reduce future tax base.
- Investments: Should be evaluated based on the market value.

▪ **Liabilities valuation**

The technical provisions are the main item of an insurance company's balance sheet liabilities contributing to over 80% of its total. The valuation of the technical provisions under Solvency II can be divided into 2 elements:

▪ **Best estimate**

The Best estimate is the main tool to reevaluate an insurance company's liabilities, which is the discounted cashflows using a risk-free rate. This method is applied on homogenic risks that's why it demands a treatment for every Line of Business (LOB). Every type of insurance policy should be affected to a LOB that reflects the best its risk nature. In fact, this classification is not the one used in the insurance code but one that's based on the principle called "Substance over form" dividing insurance contracts into 4 big families:

- Non-life
- Life
- SLT Health: Similar technical basis to a life policy.
- Non SLT Health: Non similar technical basis to life insurance.

There are 2 types of Best estimate (BE) to be calculated:

- BE for outstanding claims: Discounted cashflows for claims dating before or at the date of valuation with unreported claims taken into account. This item is calculated using the Chain Ladder method that is considered by the majority of the specialists as the most stable and precise method especially with the fact that the EIOPA has advised the insurance companies to use the deterministic models.

- BE for premiums: Discounted cashflows for future claims after the valuation date until the expiration date. This BE is calculated using the formula illustrated below:

$$BE \text{ premiums} = CR * UPR + (CR - 1) * PVFP$$

CR: Combined ratio.

UPR: Unearned Premium Reserve.

PVFP: Present Value of Future Profits.

#### ▪ Risk Margin

Solvency II defines the Risk Margin (RM) as “This risk margin is designed to represent the amount an insurance company would require to take on the obligations of a given insurance company.”. This risk margin is calculated using a main formula that could be simplified depending on the available data within every company. It is calculated depending on the number of years used to determine the Best Estimate

$$RM = CoC \sum_{t=0} \frac{SCR_t}{(1 + r_{t+1})^{t+1}}$$

CoC: Cost of Capital estimated at 6% by the EIOPS.

SCR<sub>t</sub>: Solvency Capital Requirement at t.

r<sub>t</sub>: Risk-free rate at t provided by the EIOPA.

#### ▪ Own funds classification

The solvency II directive uses the concept of “Available and Eligible Own Funds” (OF) serving as a pillow to absorb the Solvency Capital Requirement (SCR) and the Minimum Capital Requirement (MCR) measuring the probability of ruin. This notion classifies the own funds into 3 categories:

- Tier 1: Basic OF available without restrictions.
- Tier 2: Basic and ancillary OF available with some restrictions.
- Tier 3: OF out of tier 1 and 2.

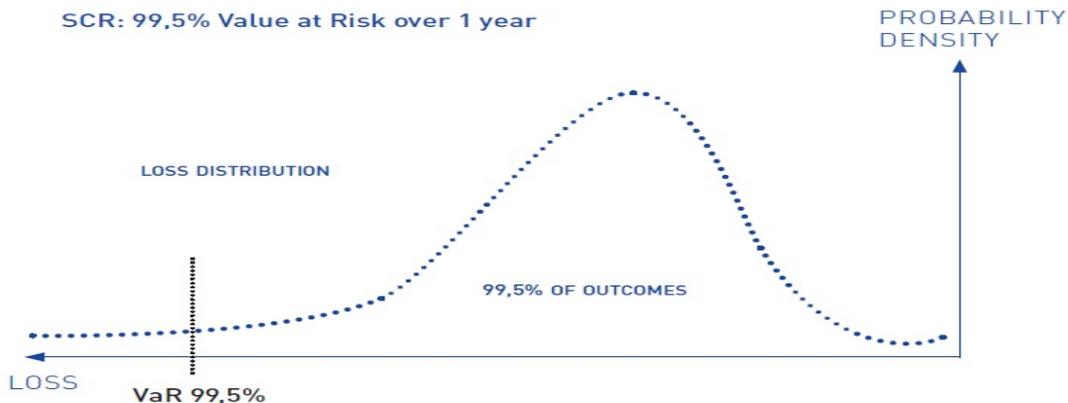
To sum up, the 1<sup>st</sup> tier is eligible to fully absorb the S/M Capital Requirement while the 2<sup>nd</sup> and 3<sup>rd</sup> tiers have a reduced loss absorbing capacity which make them eligible to partly cover it. This classification is based on many factors such as the subordination, availability, duration...

In term of calculation, The MCR uses the Tier 1 and Tier 2 basic OF while the SCR includes all types of own funds under this limit:

- Tier 1 > 1/3 OF □ T1 > 1/2 (T2+T3)
- Tier 3 < 1/2 (T1+T2)

▪ Solvency Capital Requirements

Figure 4: SCR as a Value at Risk

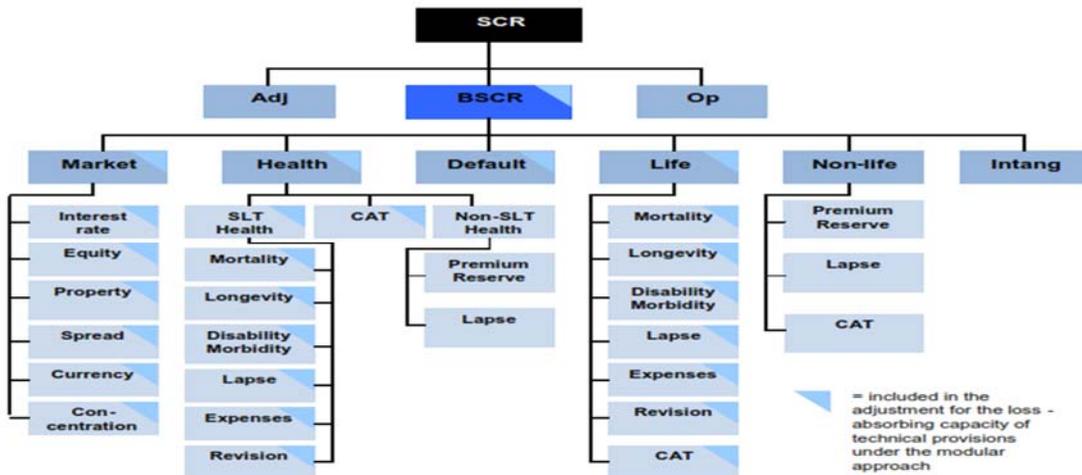


Source: David Hare, “Solvency II: raising the bar on insurance technical expertise”

The Solvency Capital Requirement is a Value at Risk (Var) of the Own Funds at a confidence level of 99.5 over a year representing the probability of ruin (or insolvency) that should be observed on average only once in 200 years.

The Solvency II directive illustrates the SCR in the form of a pedigree as we can see below:

Figure 5 : SCR pedigree



Source : Vincent Meister, « Solvabilité II: contexte, valorisation et impacts sur l'exigence en capital

The details to the different SCR modules calculation will be illustrated in the appendices.

▪ Minimum Capital Requirement

The MCR is the second own funds indicator other than the SCR. This notion is set to establish the amount of capital needed for the insurance company in order to keep running its business. In fact, falling under the line of MCR for an insurance company will trigger the intervention of the supervisors which could result in the withdrawal of the licence to carry out the business. The MCR taken into account is called the Combined MCR.

In order to calculate this MCR, we need to retrieve 3 components beforehand which are:

- MCR<sub>cap</sub>: It is the ceiling of the MCR corridor representing 45% of the SCR.

- $MCR_{floor}$ : The threshold of the corridor expressed as 25% of the SCR.
- $MCR_{linear}$ : The linear MCR which is a function of the premiums and technical provisions per LOB.

In order to calculate the  $MCR_{linear}$ , we need to retrieve both the Non-Life MCR and Life MCR separately and then 26249

sum them up to determine our final result. As we already mentioned, the MCR to be taken into account is combined MCR calculated as follows:

$$MCR_{combined}: \text{Min} ( \text{Max} ( MCR_{linear} ; MCR_{floor} ) ; MCR_{cap} )$$

## ▪ Solvency II in Tunisia: Progress and Future

### - Current Situation

The regulation in Tunisia is still inspired by the Solvency I norms especially for the quantitative requirements with some adaptations to the Solvency II norms in the qualitative area through a project for the revision of the old insurance code.

*Quantitative Requirements:* In fact, it stipulates that insurance companies should reserve an amount of own funds named “Minimal Solvency Margin” to tackle the technical provisions and investments volatility. In accordance to the article 58 of the law 2002-37, the Solvency Margin is calculated using the process listed in the 3<sup>rd</sup> appendix.

*Qualitative Requirements:* While we have not noticed any changes towards Solvency II in the quantitative requirements, the Insurance General Committee (IGC) issued a new set of laws inspired of Solvency II directive in the area of governance. These texts focused on the importance of the 4 eyes mentioned in the Solvency II norms which are:

- Conformity
- Actuarial Services
- Risk management
- Internal audit

Also, they insisted on the separation of the Chairman Board, the Board of Directors and Chief Executive Officer positions in the same project to ensure a better level of control over the different entities and avoid any conflict of interest which is another point mentioned in the Solvency II directive. To sum up, these texts are considered to be the first steps in the adaptation of the Solvency II norms, but we should also recognise the long way still ahead of us.

### - Prognostics and opinions

First of all, we would like to confirm the benefits of implementing Solvency II on the insurance companies' management, efficiency wise and on the policyholders, giving them more security. However, we don't think it is the right choice regarding the current situation of the Tunisian insurance market. Compared to Morocco, our country has a smaller stock market. As a side effect of solvency II, insurers might decrease their investments in the risked instruments in favour of bonds which could impede the stock market's development efforts.

Another country's experience that was called for as a reference by some insurance professionals is the Kingdom of Saudi Arabia that took a distinguished route, making sure every single company is listed on the stock exchange before implementing the Solvency II directive. We think that's a smart move as it will help insurers being ready on both sides:

- Financial side with a more solid capital structure.
- Reporting and transparency side as they'll have to respect the publishing deadlines and rules of the listing on the stock market.

Despite the benefits of this approach, being listed on the stock market is still a strategic move that should be decided by the companies themselves.

Another factor holding us back is the number of companies. With 22 active companies, our small insurance market is too fragmented. This will result in companies with insufficient market share having a poor capital structure compared to the risks and the high SCR imposed by Solvency II. According to Mr. Hassen Feki, CEO of STAR insurance, with the current state of the insurance market, at best only 3 or 4 companies of the existent 22 can afford to respect the Solvency Capital Requirement of Solvency II (Webinar ATUGE). Therefore, we believe that we should start with something in between, a system that is adapted to our Tunisian context which will increase the Solvency Capital Requirements and improve the governance of the insurance companies. That's a step that will prepare us to officially implementing the Solvency II directive when we will be ready for it.

Finally, we notice that the supervising authority has already issued the obligation of implementing the IFRS norms, mainly the IFRS 17, which means that Solvency II is going to be adopted soon because it is very helpful for the implementation of these new accounting norms.

#### **- Impact on Mutual insurance companies**

As we are seeing, Solvency II is a directive that pushes the insurance companies to save more money in the form of capital in order to deal with the different risks taken into account to calculate the SCR. Insurance Mutuals in Europe and around the world have less access to financing than their competitors, the highly capitalized privately owned companies. Their legal status does not allow them to generate equity as their stockholders are the policyholders themselves so keeping up with the requirements of Solvency II isn't that easy. Even though EIOPA allowed them to issue financial instruments called Mutualist Certificates sold to their policyholders in order to increase their capital, the insurance market still has seen many cases of mutual insurance fusions so they can face this new requirement, both quantitative or qualitative. Indeed, the new governance process and the risk management and conformity units are a big hit to the budgets.

Also, we have to mention the existence of a principle in Solvency II called the "Proportionality principle", which exonerates some mutual companies with less than 50M Euros of turnover or contributions. Despite this, many mutual companies still ask the EIOPA to alleviate some requirements as:

- Decrease the stress test levels on the stocks and on real estate, from 6% to 4.5% and from 25% to 15% respectively (1<sup>st</sup> pillar).
- The governance requirements shouldn't be an obligation for small mutual insurers, the 4 eyes structures in particular (2<sup>nd</sup> pillar).
- Reducing the reporting (3<sup>rd</sup> pillar).

However, some mutual insurance companies are big enough to handle the Solvency II implementation easily. We can mention some examples like COVEA and GROUPAMA which are two French mutual insurance listed in the Top 20 European insurance companies in 2018 as 8<sup>th</sup> and 10<sup>th</sup> respectively. These companies are treated exactly like any other insurance company regardless of their legal status with the exception of a few details like own funds classification for the quantitative requirements and some governance specifications for the qualitative requirements.

## 2. Application of the standard formula on a Tunisian mutual insurance company

### 2.1. Methodology

The determination of Solvency II 's capital requirements of our mutual insurance company is carried out in 3 steps:

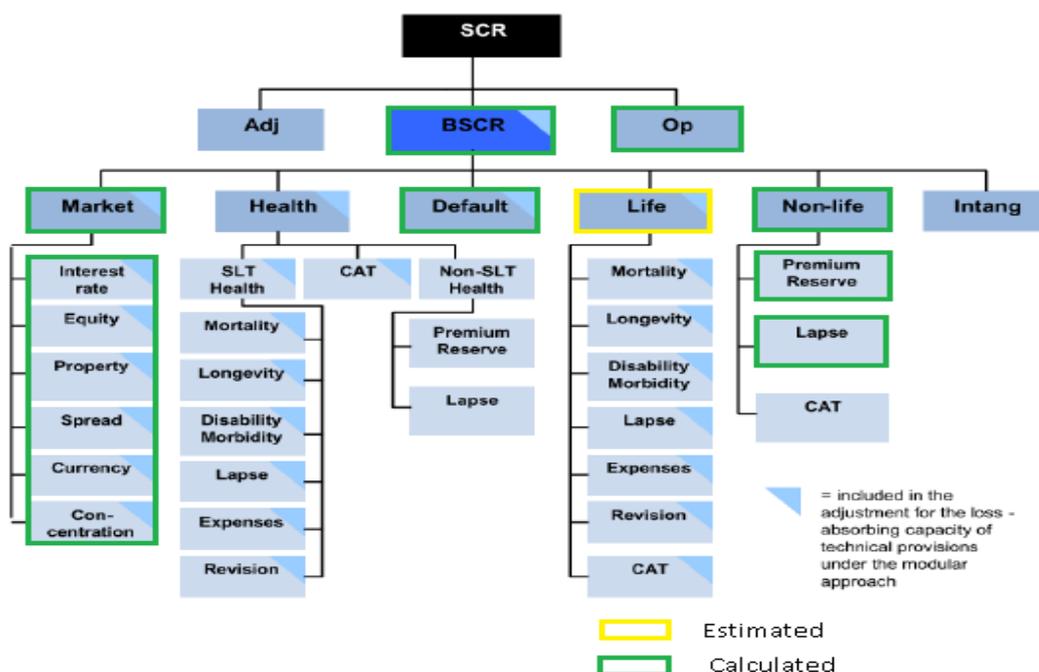
- Establishing the economic balance sheet
- Calculating the SCR modules using the standard formula.
- Determining The global SCR, MCR and Solvency Ratio.

However, before following this approach, we have to define the application's framework on two fronts.

#### ▪ SCR modules and submodules to be used

Based on the data we gathered and the context of the study, we are going to determine the list of SCR modules, submodules and lines of business available to be used depending on the company's activity.

Figure 6: Concerned SCR modules



Source: Established by the author

Starting with the SCR modules and submodules, we are going to give our reasons for not working on every item starting from the top to the bottom.

- *Adj*: Which is the adjustment based on the capacity of loss absorption using technical provisions mainly the profit sharing which is registered as a null value in the balance sheet.
- *SCR Health*: We decided to neglect this SCR module because of the low volume of premiums being close to 1% of the company's gross written premiums which will contribute by 0,5% of the SCR.

- *SCR Intangibles*: Solvency II proposes that intangible assets are assigned a value only when they can be sold separately and a valuation can be derived from a quoted market price in an active market for the same or similar intangible. In practice, most intangible assets of insurers are not traded in active markets and so no value will be assigned under Solvency II. We will not calculate it therefore.
- *SCR CAT*: 97% of non-life gross written premiums of the company Assurances are Motor Liability (LOB 1) and Other Motor (LOB 2) that are not concerned by this type of risk. So practically, it is insignificant.
- ❖ *SCR Life estimation*: First of all, extracting life data from the company's system is too tricky as the latter is managed by an independent company representing 3 Tunisian insurers, especially with the transfer of some insurance cover's treatment to our company's main system. Also, life premiums represent only 5% while there is 7 different submodules to work on. Besides, life insurance may have a major impact on the BE in the balance sheet through the mathematical provisions even when the volume of the premiums is small. For these reasons, we decided to make an estimation for the SCR Life and to include the mathematical provision in the BE's value.

▪ **Concerned Lines of Business**

These are the 4 lines of business available to be used in the BE determination as well as the Non-Life SCR:

- LOB 1: Motor vehicle liability
- LOB 2: Other Motor
- LOB 4: Fire
- LOB 5: 3<sup>rd</sup> party liability

▪ **Economic Balance Sheet**

In order to build the economic balance sheet, we need to retreat both the assets and liabilities using the Fair value and the Best estimate, respectively.

- **Assets valuation**

Table 1: Assets: Economic Balance sheet (in TND)

Assets			
Item	Solvency II	Solvency I	Gap
Intangible assets	0	380 169	-380 169
Equipment and furniture	3 208 089	3 208 089	0
Investments	440 144 199	372 755 370	67 388 829
Reinsurer's share of the technical provisions	16 258 024	16 258 024	0
Other Assets	51 968 470	51 968 470	0
<b>Total Assets</b>	<b>511 578 782</b>	<b>444 570 121</b>	<b>67 008 661</b>

Source: Established by the author

*Intangible Assets:* As there's no market for those assets, we can't determine their Fair Value (FV), they will be assigned a null value under Solvency II.

*Equipment and furniture:* Due to being short on data on these assets and their acquisitions, we can't estimate a FV which leads us to maintaining its accounting value.

*Investments:* This item is the most important element of the balance sheet as it represents more than 85% of the total assets, consequently. We will take its components one by one:

*Property:* In order to estimate its FV, we started by using the old property valuation made by an expert in 2009. To sum up, we got the market value of 70% of the real estate owned by the company in 2009 which are mostly completely depreciated alongside 30% new acquisition most of them are bare lands that their market value will not be much superior than their accounting value.

In order to achieve an accurate estimation, we used the 'Institut National des Statistiques' (INS) property price index that illustrates the evolution of real estate and bare lands price from year to year. While we got no problem estimating the properties valued in 2009 with a fixed year as a reference, we didn't have an acquisition date for the new ones which pushed us to take this assumption:

- We suppose that all new property acquisitions dates from 2014 as a middle year between 2009 and 2018. Applying the INS index on the final set of data after the different treatments will give us the FV of every property in the portfolio. Only a sum is left to get the value on the balance sheet.

*Stocks:* The fair value of the stocks owned is obtained by multiplying the number of shares per company by its price on the 31/12/2018 then summing them up to get the Stocks Fair Value.

*Bonds:* In order to calculate the Market value of the bonds, we had to establish a depreciation schedule for every type of bond with the aim to extract the cashflows per year. The value of the bond's portfolio is the present value of those cashflow going from 2018 to 2033.

*Other investments:* While they are mainly monetary investments, we are lacking any further details such as the investment rate or the value of each element of those assets which means we can't proceed to the calculation of their fair value. Therefore, we suppose that their FV equals their accounting value.

*Reinsurers share of technical provisions:* We assume that this item won't be affected by a BE treatment due to not being able to gather any data concerning the reinsurance treaties.

#### - Liabilities Valuation

Table 2: Liabilities: Economic Balance Sheet (in TND)

Liabilities			
Item	Solvency II	Solvency I	Gap
NAV/OF	238 323 916	95 415 788	-
Provisions for liabilities and charges	4 600 660	4 600 660	0
BE+RM or TP	218 387 388	294 286 855	-75 899 467
Other liabilities	50 266 818	50 266 818	0
Total liabilities	268 654 206	344 553 673	-75 899 467
Total OF and Liabilities	<b>511 578 782</b>	<b>444 570 121</b>	<b>67 008 661</b>

Source: Established by the author

Before we move on to the BE and the RM estimation, we have to affirm that the Own funds classification equations are respected because 100% of the company’s own funds belongs to the first tier.

**- Best Estimate**

As previously mentioned, the technical provisions are non-hedgeable liabilities, without a market to trade, which means that we cannot estimate a FV and this is where the BE comes into use.

The best estimate we can find in the balance sheet is composed from 3 items:

- BE claims (Non-life).
- BE premiums (Non-life).
- Mathematical provisions and Claims reserves (Life).

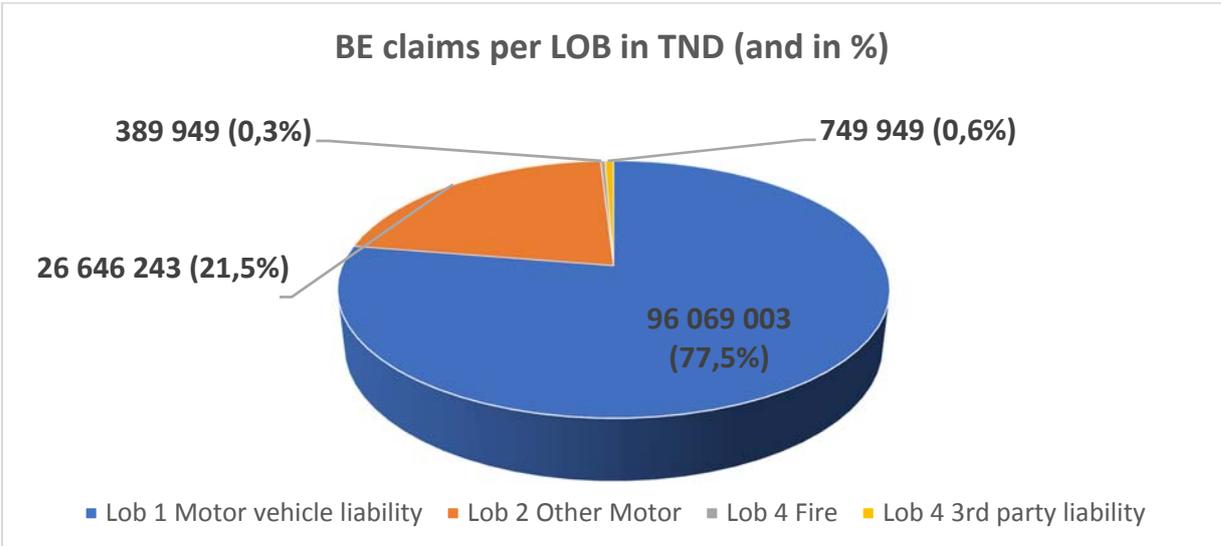
We choose this configuration for the same reasons that pushed us to estimate the SCR life and not calculate it using the standard formula but to take its provisions into account. Therefore, we will be discussing every item one by one.

*BE Claims:* This is the main component of the best estimate. First of all, we would like to mention that the data we gathered is a set of claims triangles extracted using the chain ladder approach for the list of LOBs underwritten by our company. Furthermore, we will use the payments triangle in order to establish a settlement pattern to help us estimate the amounts the company is going to pay every year in the future with regards to the existing contracts. After that, we will estimate the annual claims expenses in terms of claims provisions based on this hypothesis:

“Annual claims expenses rate is constant and equal to the average of the  $(\frac{\text{Claims expenses}}{\text{Provisions for claims outstanding}})$  over the last 5 years (2014-2018) per line of business.”

Next, we will apply this rate to the sum we will be paying every year to get the annual cash flows. By definition, the BE takes into account the time value of money and that’s exactly what’s left to do using the 2018 interest rate curve on the CMF website which will give us actual value of those cashflows, in other words our final BE per LOB broken down as follows:

**Figure 7: BE Claims per LOB in TND (and in percentage)**



Source: Established by the author

*BE Premiums*: While we are always following the same approach of calculating the BE for every LOB, we already mentioned, the BE premiums is a formula that we need to apply once we extracted the necessary data.

$$BE\ premiums = CR * UPR + (CR - 1) * PVFP$$

CR: Combined Ratio.

UPR: Unearned Premium Reserves.

PVFP: Present Value of the Future Premiums.

As a result, we obtained the distribution of BE premiums illustrated in the table below:

Table 3 : BE premiums per lob (in TND)

Lob	BE premiums
Lob 1 Motor vehicle liability	66 535 846
Lob 2 Other Motor	-16 041 674
Lob 4 Fire	416 435
Lob 4 3rd party liability	773 379
<b>Total</b>	<b>50 910 607</b>

Source: Established by the author

*Mathematical provisions and claims reserves (life)*: Always for the same reasons behind not treating the SCR life, we will be just adding these life technical reserves as the impact of not taking them into account will snowball by affecting the Net Asset Value (NAV) which will also impact the SCR and the Solvency Ratio.

- **Risk Margin**

As a result of lacking any previous SCR data, we will be using this simplified RM formula:

$$RM = \alpha_{LOB} \cdot BE_{net}$$

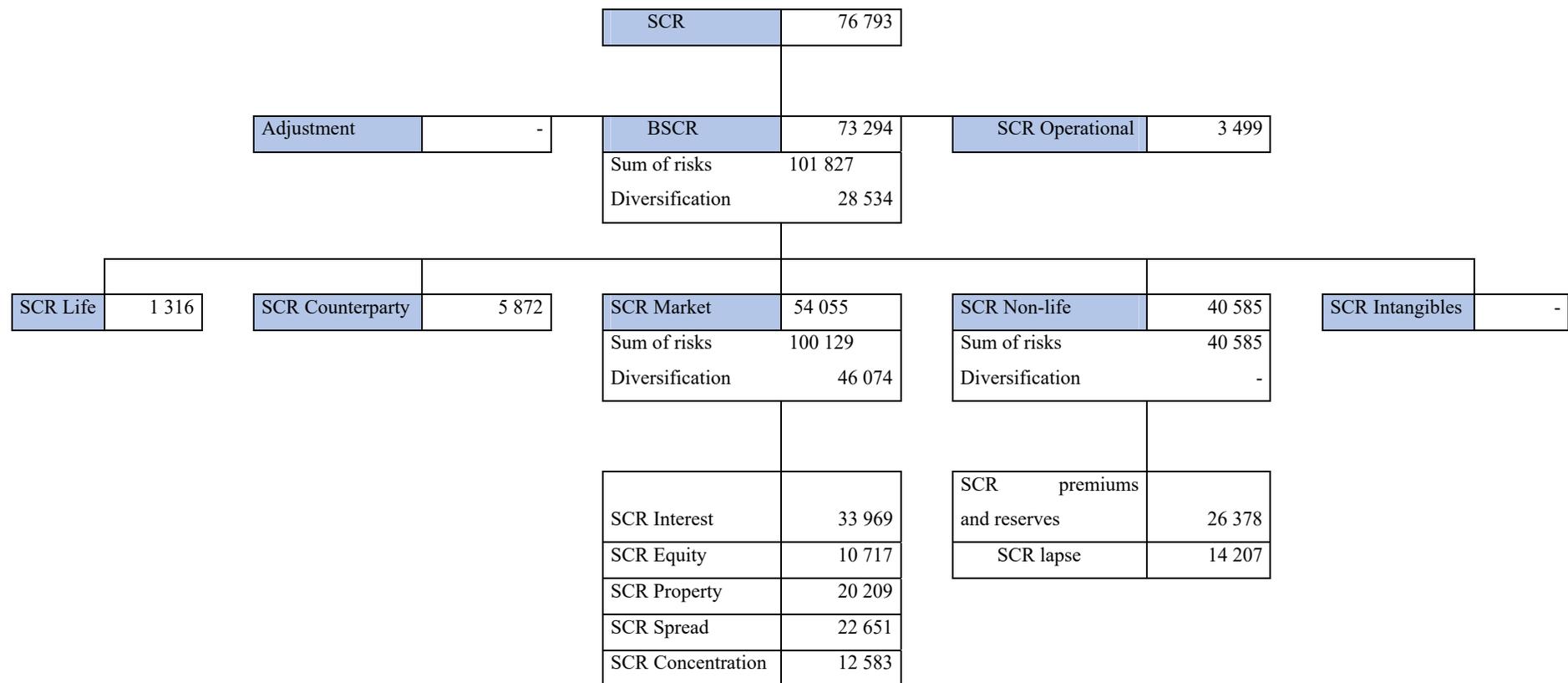
$\alpha_{LOB}$  : Risk factor per lob fixed in the QIS5.

$BE_{net}$  : Best Estimate per lob.

- **Solvency Capital Requirements**

We will be illustrating the SCR pedigree first and then we will discuss the SCR modules one by one until we reach our global SCR.

**Figure 8: SCR pedigree**



Source: Established by the author

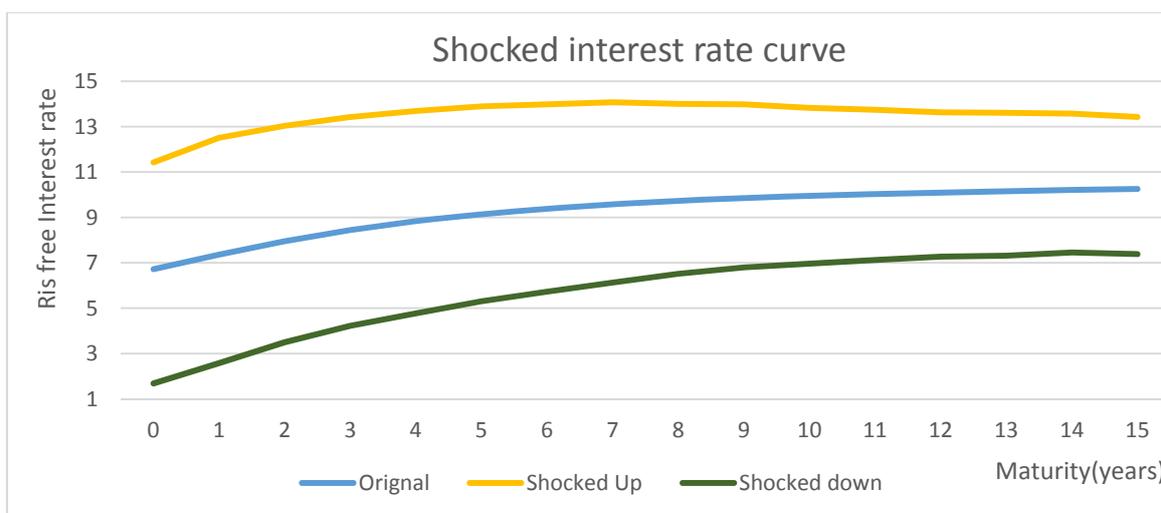
▪ **SCR Market**

The capital requirement for the market risk is up to 54 054 937 TND after the diversification. This SCR is decomposed into 6 submodules including the currency that we will not be treating due to lack of data and the insignificance of the risk with a null value for the currency translation adjustment and the same goes for the investments in foreign currencies.

▪ **SCR interest Rate**

The SCR IR is calculated through a valuation of the total assets and the BE using a stress test on the interest rate curve shown below:

**Figure 9: Shocked interest rate curve**



Source: Established by the author

While we can calculate the duration of the BE and the bonds portfolio, we will suppose that the duration of the property and the equity portfolio as the former will be significantly superior and the latter significantly inferior to the bonds duration which will be taken as the total assets duration (**hypothesis**). After calculating the durations of the BE and the total assets, we can proceed to the application of the stress test using both the up curve and the down curve and the more important impact on the NAV will be taken as the SCR IR as we can see in this table:

**Table 4: SCR interest rate calculation (in TND)**

	Fair Value	Duration	Shock UP	Shock down	Shocked Up	Shocked down
BE	274 028 245	2,13	13,42%	4,22%	310 808 481	262 462 133
Total assets	511 578 781	5,89	13,98%	5,72%	583 101 666	482 297 601
NAV	238 323 916	-			272 293 185	219 835 467
ΔNAV					33 969 268	18 488 448
					<b>SCR IR</b>	<b>33 969 268</b>

Source: Established by the author

With the SCR value in hand, now the company knows that it has to save up 33 969 268 TND of its resources exclusively for this risk to stay safe from insolvency.

▪ **SCR Equity**

First of all, the SCR equity is a stress test applied on the fair value of stocks after segmenting it to 3 types with each one of them having a distinct shock rate as illustrated below:

- Listed in the OECD countries: 39%
- Other shares: 49%
- Strategic participations 22%.

We have to mention that the stress test for both the first and the second type is an intermediate result as we have to adjust it using a dampener. The dampener is calculated based on a weight percentage fixed by the EIOPA for every stock market index. This Index is determined by an advanced actuarial approach that we can't apply on TUNINDEX which isn't available in the EIOPA list.

In order to deal with this problem, we decided to opt for another **hypothesis** by neglecting the dampener's adjustment and keeping the basic rates. To sum up, we established this table for the two types of shares that the company owns which are the second and the third type:

Table 5 : SCR Equity calculation (in TND)

Item	FV	Shock	Shocked FV	SCR
Non-strategic participations	18 369 616	49%	9 368 504	5 989 699
Strategic participations	21 485 892	22%	16 758 996	4 726 896
			<b>SCR Equity</b>	<b>10 716 596</b>

Source: Established by the author

Finally, with the knowledge of the SCR equity 's value, we can evaluate this risk and how much the company needs to lay aside from its funds as a protection from the volatility of the stock market.

▪ **SCR Property**

The SCR property can be obtained through a simple stress test of 25% applied to the fair value of the real estate portfolio. As a result, we got to save up 20 208 887 TND's worth of resources to make sure that the company won't be insolvent more than once in 200 years' time.

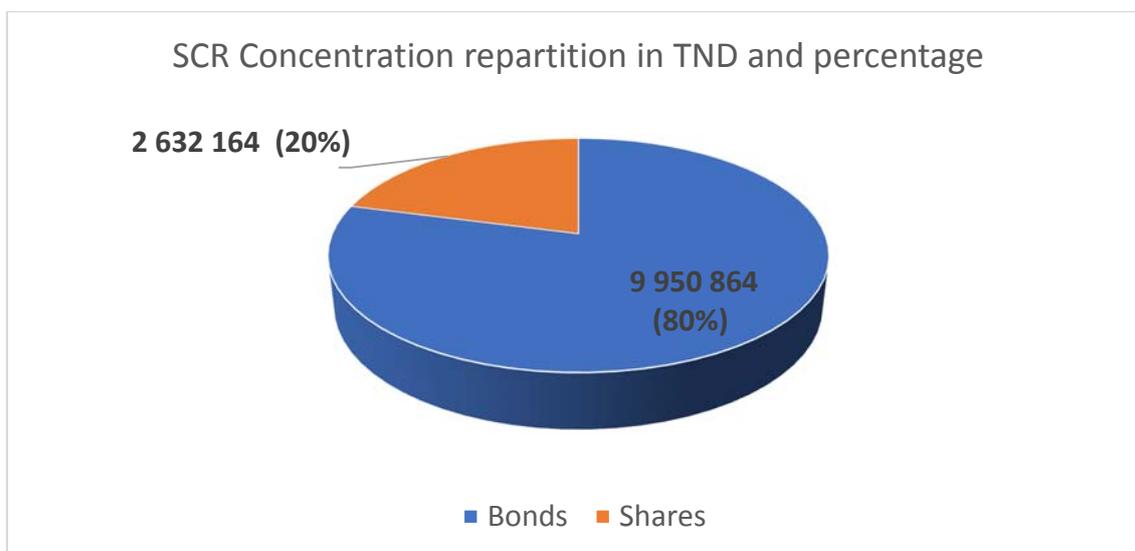
▪ **SCR Spread**

This submodule aims to absorb the inherent risk of high duration and low rating for the bond portfolio through executing a stress test with a rate increasing in terms of these 2 variables. This SCR also takes into account the risk of the volatility of the credit derivatives that are nowhere to be found in the company's investments portfolio leading us to limit our work on the bonds risk. The shock rate can be calculated by multiplying the duration of the bonds portfolio by the risk factor for the rating which is 3% for the unrated bonds. Accordingly, we obtained an SCR value equal to 22 651 320 TND of the economic own funds of this Tunisian insurer to guarantee its solvency under the new directive.

▪ **SCR concentration**

As its name indicates, this SCR is meant to protect an insurance company from accumulating too much undertaking towards a single entity or group. In fact, it takes into account every type of assets that can be threatened by this risk which are the bonds and the shares in our case. After choosing the risk factor depending on the rating which is 73% in our case for the "BB rating and lower", we have got the repartition shown below:

**Figure 10: SCR Concentration repartition in TND and percentage**



Source: Established by the author

Consequently, the total SCR Concentration will be evaluated as 12 583 027 TND 's worth of resources for a 99,5% chance for one case of insolvency over 200 years.

- **SCR Non-Life**

This SCR module has reached 40 584 929 TND without diversification because the 2 submodules are not correlated.

- **SCR premiums and reserves**

This SCR combines both the inherent risks of premiums and reserves.

First of all, we need to calculate the volume which is decomposed into  $V_p$  and  $V_r$  respectively for premiums net of reinsurance premiums and reserves. This volume  $V_{pr}$  is the sum of the  $V_p$  which is retrieved through a simple formula (listed in the appendices) while the  $V_r$  is the total of BE reserves per Lob with a possibility of a diversification gain through geographical segmentation that we won't be taking into account due to the lack of data. Then, we need to calculate the standard deviation per Lob followed by the overall one which is a function in terms of the  $\sigma$  premiums,  $\sigma$  reserves which are both fixed in the QIS5 alongside a risk mitigation factor for non-proportional reinsurance,  $V_{pr}$  and the Lobs correlation. Finally, we need to apply this formula in order to obtain our SCR PR:

$$SCR PR = 3 * \sigma * V_{pr}$$

As a result, the company should save up 26 377 529 TND exclusively for the premiums and reserves risks in order to comply with the new directive Solvency II.

- **SCR Lapse**

This second component of the SCR Non-Life aims to save an amount of the company's resources equal to 14 207 399 TND in our case, as a protection for the uncertainty of the underwriting profits due to terminating the contract before its contracting deadline. Actually, it is calculated through a stress test of 40% on the Upcoming Premiums Reserves.

▪ **SCR Default**

The SCR default is determined to offer the company a sort of immunization facing the risk of counterparty default for the reinsurance undertakings and policyholders. As a result of not having enough data for both components we will be using the simplified formula which is:

$$SCR_{Def} = SCR_{NL} \text{ gross of reinsurance} - SCR_{NL} \text{ Net of reinsurance}$$

We determined the SCR Non-Life net of reinsurance through 2 adjustments in the calculation of the non- life capital requirement:

- Neglecting the ceded premiums in the  $V_p$  calculation.
- Eliminating the risk mitigation factor of the non-proportional reinsurance.

This mutual insurance company needs therefore to reserve 8% of its NAV (economic own funds) i.e. 5 871 836 TND to avoid more than one case of insolvency over a horizon of 200 years due to the risk of counterparty default.

▪ **SCR Life**

Before starting the SCR Life treatment, we recommend checking again the methodology part where we listed our reasons for estimating this SCR instead of calculating it using the Standard Formula. This estimation is based on the decomposition of the Solvency Capital Requirements of the French insurance market. Because of the disparity in premiums repartition between our company and the French market, we will determine the contribution of a unit of premiums to the SCR then multiply it by the life premiums. Even though this estimation might not be precise, the impact on the global SCR will not be important due to the low participation of the life activity in the company's portfolio. Also, we can assume that it is a prudent estimation as the French market is highly regulated.

The estimated SCR life obtained with this approach is equal to 1 315 560 TND that should be reserved as a security to ensure the company's solvency under the new directive.

▪ **SCR operational**

To start with, we have got to mention that this SCR is not included in the BSCR but it is on the same level in the pedigree leading directly to the calculation of the global SCR.

It is conceived to shield the company from the risk of loss due to systems, internal processes, personnel and external events. We calculated it using both formulas and the premiums approach which ended up giving a more prudential result equal to 3 498 975 TND to be laid aside from the company's own fund to mitigate the risk listed above, in order to prevent insolvency problems and to comply with the new regulation.

▪ **Minimum Capital Requirement**

Table 6: MCR calculation (in TND)

MCR	Value
<b>MCR Linear</b>	24 304 670
<b>MCR floor</b>	19 198 140
<b>MCR CAP</b>	34 556 652
<b>MCR Combined (Min (Max (MCR Floor; MCR linear); MCR Cap))</b>	<b>24 304 670</b>

Source: Established by the author

The MCR is calculated through the combined MCR formula that uses 3 preliminaries MCR values summarized in the *table 6*.

While our company needs **24 304 670 TND** to hold on to her approval to carry out insurance business, its own funds exceed that amount by far with a ratio  $\frac{NAV}{MCR}$  nearly reaching the **1000%** which means that the company is in a too good of a state to be worrying about maintaining its business.

### 3. Indicators and interpretations.

#### 3.1. Solvency I Capital requirements

In this part we will be calculating the quantitative requirements according to the current regulation in Tunisia using the Solvency Margin. The process of the Solvency Margin's determination will be detailed in the table below:

Table 7: Minimum Solvency Margin and Solvency Margin (in TND)

Element	Value
<b>Life Minimum Margin</b>	2 078 626
<b>Non-life Minimum Margin</b>	19 160 471
<b>Minimum Solvency Margin</b>	21 239 097
Solvency Margin	<b>89 024 772</b>

Source: Established by the author

As we can see in this table, the solvency margin is equal to **89 024 772 TND** which is much higher than the Minimum Solvency Margin's value of **21 239 097 TND** meaning that the company's solvency is in a good shape, respecting the current capital requirements and won't be facing any solvency problems at least in the upcoming years.

#### 3.2. THE COMPANY's solvency between the old and the new directive

Last but not least, we will be comparing the company's numbers under both regimes in order to highlight the impact of the implementation of the new directive. A table containing the most important indicators is illustrated below:

Table 8: Indicators of Solvency I Vs. Solvency II (in TND / percentage)

Item	Solvency I	Solvency II
<b>Coverage of the TP by the investments: (Investments/TP)</b>	126,7%	200,8%
<b>Quantitative requirements (SCR and MSM)</b>	22 789 096	76 792 560
<b>MCR and MSM (Withdrawal from business)</b>	22 789 096	24 304 670
Solvency Ratio (MSM/SM) or (NAV/SCR)	<b>419,2%</b>	<b>316,3%</b>

Source: Established by the author

- First, the technical undertakings coverage by the investments was **126,7%** under S I, increasing to over **200%** using the S II balance sheet. This difference is due to the rise in investments after

the FV valuation and the decrease of the technical provision through the BE. This ratio means that the company can meet its technical undertakings as long as it is higher than **100%** which is the case under both directives with a significant improvement under solvency II.

- The quantitative requirements have increased dramatically in a scenario where the solvency II norms are already implemented, moving from **22 789 096 TND** to **76 792 560 TND** because of the increase in the number of risks taken into account, as in the solvency I, only underwriting risks are used to calculate the Minimum Solvency Margin while we added also the market, default and operational risk to calculate the SCR under the new directive.
- After going under a certain threshold of own funds, the insurance regulators will intervene to make a company withdraw from the market; this limit represents the MSM in the current regulation which is equal to **22 789 096 TND** versus the MCR for the new directive reaching **24 304 670 TND**. The gap between the two values is insignificant because both notions use almost the same inputs with the difference that the MCR is calculated per Lob and using the BE instead of the technical provision before valuation.
- Finally, and most importantly, the Solvency ratio which is the objective of this article and the main factor to assess a company's solvency. This indicator should **exceed 100%** to make the assumption that the company won't be facing any problems meeting its obligations in the short term.

In fact, using the current regulation, the Solvency Ratio has reached nearly **420%** meaning that the company is really strong financially with no forecast of solvency problems.

However, this ratio has declined significantly under the new directive hitting only **316%**, losing a fourth of its percentage under Solvency I.

Although, a decrease in the solvency ratio is always a bad sign, but it is more than expected because of the impact of taking into account a large set of risks leading to a tighter regulation compared to the old directive.

Out of comparison, a Solvency Ratio of **316%** under Solvency II is more than a good result, such a number indicates that our company is in a good shape financially with the economic own funds weighting 3 times more than the Solvency Capital Requirement which is a really good sign for the future of the company.

### 3.3. Limits and recommendations

Following our work on the impact of Solvency II on this mutual insurance company and after treating the different risks threatening the company, we would like to suggest some recommendations in order to smooth the process and the results of implementing this new directive.

First, we will start with the recommendations related to the process:

- In our study, we used the Standard Formula with the coefficients established by the EIOPA, we noticed all along this article that those factors are not adapted to the company or even to the Tunisian market especially in the SCR market and more precisely the rating of the bonds issuers and the high stress test rate for the non-OCDE shares, also the calculation of the SCR operational does not reflect the lethality of this risk. In order to deal with those problems, we would like to suggest: The use of an internal model or the USP (Undertakings Specific parameters) which is an actuarial tool that will allow the company to change some of the coefficients to achieve a more realistic judgement. According to PWC, 71% of the insurers questioned in a Solvency II survey added a set of complementary operational risks and 30% for the emerging risks which we recommend highly especially for the OR (operational risk).
- Also, we would like to highlight the importance of the ORSA (Own risk and Solvency adjustment) which is the heart of the second pillar (qualitative requirements) that will put into use the work we have done integrating it in the decision making by establishing a new version

of the Business Plan including the Solvency II indicators, a set of scenarios after fixing the threshold of Solvency Ratio to make sure that the new development strategy won't affect its solvency on the medium term.

Second, we will move to the recommendations that will affect the calculations we have done and that will improve the significance of those numbers and their repartition:

- To start with, we wish to point up the lack of diversification on two levels:  
**Life and non-life repartition:** The dispersion between both activities is just huge which is reflected on the underwriting SCR registering 1 316 KTND and 40 585 KTND respectively for the life and non-life. This gap illustrates that the company is putting all eggs in one basket and missing the opportunity to develop the most important line of insurance worldwide. Developing the life business will have many impacts on the quantitative requirements under Solvency II, on one hand. An increase in the SCR life and the BE will be expected which will lead to decreasing the overall Solvency Ratio but on the other hand, there will a compensation because of the diversification effect (correlation) and the decrease of the SCR operational due to the Units Linked expenses. To sum up, even though we are not sure that the final impact on the Solvency Ratio will be disadvantageous, we are almost sure that the company will register a big benefit due to the lower risk nature of the life business.  
**Non-life Lobs:** the diversification problem extends to the non-life activity itself as the 2 Motor insurance Lobs (Motor Liabilities and other Motor) contribute to 98% of the SCR Non-life which will result in a deficiency by missing a chance to improve the Solvency Ratio through the diversification from the correlation factors.
- In addition, we would like to recommend a new valuation for the property portfolio as we calculated the FV using a rapport dating from 2009 using the INS real estate price index, which is not that precise and will not take into account the availability of some properties as they are aging more than 50 years old.

Finally, we would like to mention that some of those recommendations are only valid before officially implementing the new directive by the Tunisian regulators mainly the USP and internal model one as prior to this, there will be a set of a Quantitative Impact Studies (QIS) on the Tunisian market in order to establish an adequate calibration. Despite the decrease in the Solvency Ratio comparing to the Solvency I, we want to highlight again the financial strength of the company reaching more than 300% meaning it will be facing less than one case of insolvency over a horizon of 200 years with a confidence level of 99,5%.

## **Conclusion**

As a result of the Solvency II implementation, insurance companies have been complaining about the tightness of the regulation and the difficulties to keep up with the new Solvency Capital Requirements.

In this article, we tried to answer this question: “What is the impact of implementing the new directive’s quantitative requirements on our company’s solvency using the Standard Formula?”

Following our study on this subject, we definitely confirmed that these complaints are understandable as the company’s Solvency Ratio has decreased significantly from nearly 420% using the current regulation to 316% under Solvency II.

Even though we registered a drop in the Solvency ratio after moving to the new directive, the mutual insurer’s Net Asset Value calculated through the economic balance sheet has reached 238 323 916 TND which exceeds by far the Solvency Capital Requirement that has not surpassed 76 793 000 TND.

Therefore, we can conclude that the company is in a really good shape financially with no forecast of any solvency problems on the medium term and guaranteeing less than one case of insolvency over the next 200 years with a confidence rate of 99,5.

Also, we would like to mention that there were some limits to our study that should be solved by the time the Insurance General Committee start running a Tunisian version of the QIS to extract our own calibration.

Finally, the findings of our article regarding the solvency capital of our company could be enhanced once its portfolio becomes more diversified which is already being worked on through the new development strategy.

## References

---

- ACPR. (2011). Solvabilité 2 : principaux enseignements de la cinquième étude quantitative d'impact (QIS5).
- ACPR. (2015). NOTICE « Solvabilité II » Calcul du SCR en formule standard.
- Boned, O. (s.d.). Governance and internal auditing at the dawn of Solvency II: The new.
- Buckham, D., Wahl, J., & Rose, S. (2010). Executive's Guide to Solvency II.
- Doff, R. (2014). The Solvency II Handbook: Practical Approaches to Implementation.
- Groupe consultatif actuariel européen. (2014). Solvency II raising the bar on insurance technical expertise. Consulted the 21/07/2020
- Heep-Altiner, M. (2018). Solvency II in the insurance industry : Application of a Non-Life Data Model.
- L'Argus de l'assurance. (2016). Solvabilité 2 : demandez la notice de l'ACPR sur les dirigeants effectifs et les fonctions-clés ! consulted the 15/08/2020.
- Levy, A. (2018). Solvabilité II : Exigences quantitatives et impacts comptables sur une société d'assurance mutuelle non vie.
- PLANCHET, F. (2010). Stress Test: Un outil au coeur de Solvabilité II.
- PWC. (2011). Solvency II : The essentials for Pillar 2 and 3, What's next for pillar I.
- PWC. (2019). Getting ready for the 2020 Solvency II review - EIOPA consults on its opinion.
- Sandström, A. (2011). Handbook of solvency for actuaries and risk managers : theory and practice.
- Société de Calcul Mathématique SA. (2016). Livre Blanc : Solvabilité II ,Une réforme Inutile et dangeureuse .
- TAILLIEU, F. (2016). Best Estimate Liabilities Non-vie.
- VIGNIKIN, K. A. (2007). Solvabilité II: Impact de l'utilisation d'un modèle interne sur la valorisation du bilan en assurance.
- Vincent Robert, F. I. (2014). Capital management in a Solvency II world: A non-life perspective.

**Appendix 1: SCR Market**

- **Property Risk:**  $Mkt_{prp} = \text{Max} (\Delta NAV | \text{Property shock of } 25\% ; 0)$
- **Interest Rate Risk:**  $Mkt_{int}^{UP} = \Delta NAV | up$  ;  $Mkt_{int}^{DP} = \Delta NAV | dp$

Two results which are the changes in the NAV, afferent from two stress test scenarios the first upward and the second downward based on the changes illustrated by the EIOPA below:

**Table 9 : EIOPA changes**

0	70%	75%
1	70%	65%
2	64%	56%
3	59%	50%
4	55%	46%
5	52%	42%
6	49%	39%
7	47%	36%
8	44%	33%
9	42%	31%
10	39%	30%
11	37%	29%
12	35%	28%
13	34%	28%
14	33%	27%
15	31%	28%

The selected SCR will be the highest capital requirement from the two scenarios up and down shocks.

- **Equity Risk:**  $Mkt_{eq} = \sqrt{(Mkt_{eq,1})^2 + (Mkt_{eq,2})^2 + 2.75\% \cdot Mkt_{eq,1} \cdot Mkt_{eq,2}}$

With:  $Mkt_{eq,i} = NAV - \Delta NAV_{shock}$

The level of shock is judged depending on the equity type, the investment strategy and the calculation method as illustrated below:

**Table 10 : Shocks**

Shock 1	Strategic Investment type 1	-22%
Shock 2	Non-strategic type 1	-39% + Dampener
Shock 3	Type 1 whose calculation is based on the duration	-22%

- **Spread Risk:**  $Mkt_{Spread} = Mkt_{Bonds} + Mkt_{securitisation} + Mkt_{Credit Derivatives}$

**Table 11 : Market risk correlation matrix :**

	Interest	Equity	Prop	Spread	Concentration
Interest	1	0	0	0	0
Equity		1	0,75	0,75	0
Prop			1	0,5	0
Spread				1	0
Concentration					1

**Appendix 2: SCR Non-life underwriting:**

- **Premiums volume:**  $V_{primes,s} = \max(P_{n,s}; P_{n-1,s}) + FP_{existant,s} + FP_{futur,s}$
- **Reserves volume:** It's the BE per LOB.
- **Standard deviation per lob:**

$$\sigma_{Lob} = \frac{\sqrt{\sigma_{premiums,LOB}^2 \cdot V_{premiums,LOB}^2 + \sigma_{rés,LOB}^2 \cdot V_{rés,LOB}^2 + 2 \cdot \sigma_{premiums,LOB} \cdot V_{premiums,LOB} \cdot \sigma_{rés,LOB} \cdot V_{rés,LOB}}}{V_{premiums,LOB} + V_{rés,LOB}}$$

- **Overall Standard deviation:**  $\sigma_{NV} = \frac{1}{V_{NV}} \cdot \sqrt{\sum_{s,t} Corr_{S,t} \cdot \sigma_s \cdot V_s \cdot \sigma_t \cdot V_t}$

### Appendix 3: Solvency Margin Calculation

- 1) Paid up share Capital or Common funds (+)
  - 2) 50 % of the non-paid up share Capital (+)
  - 3) Statutory, optional and legal reserves (+)
  - 4) Reported profit (+)
  - 5) Revaluation of assets and liabilities (+)
  - 6) Other elements through approval of the IGC (+)
  - 7) Losses (-)
  - 8) Intangible assets (-)
- = Solvency Margin**



8, Avenue Tahar Ben Ammar - El Manar II Tunis 2092



(216) 71.885.738 - (216) 71.885.211



(216) 71.884.220 - (216) 71.884.188



[ifidmag.Inst@ifid.org.tn](mailto:ifidmag.Inst@ifid.org.tn)



[www.ifid.org.tn](http://www.ifid.org.tn)