



*MEMOIRE DE FIN D'ETUDES*

*Thème :*

*L'estimation des provisions  
bancaires par le  
CreditMetrics*

*Présenté et soutenu par :*

BOUHIDEL Radja

*Encadré par :*

Mr. ABDESSALEM AMAR

*Etudié(e) parrainé(e) par :*

Crédit Populaire d'Algérie

## **REMERCIEMENT**

*Ce travail est réalisé dans le cadre de notre formation post-graduation professionnelle au sein de l'Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe IFID. Nous souhaitons remercier toute personne ayant contribué à la réalisation de ce mémoire.*

*Tout d'abord, nous remercions notre professeur encadrant Monsieur **ABDESSALEM AMAR** pour ses orientations, ses conseils et son esprit critique, qu'il n'a pas cessé de nous donner tout au cours de projet.*

*Que Monsieur **MERABTI RABAH** (IFIDAR de la 36ème promotion banque) trouve ici l'expression de nos gratitude de nous avoir accueilli au sein du **Crédit Populaire d'Algérie** au niveau de la Direction de Surveillance du Risque de Crédit.*

*Nous tenons à remercier **RACHEDI MERIEM** (IFIDAR de la 38ème promotion banque) pour ses orientations et ses conseils judicieux*

*Nous tenons aussi à exprimer toute notre gratitude envers l'administration et les enseignants à l'IFID, pour tous leurs efforts déployés pendant les 2 ans d'études, afin de nous assurer une formation de qualité.*

## ***DEDICACE***

*A ma douce maman ;*

*A mon adorable papa ;*

*A mes chères sœurs : CHOUBEILA, YASMINE, NARIMANE, MERIEME et*

*GHADA ;*

*A ma chère tante FATIHA et sa fille OUMNIA*

*A mes adorables amies : RAHMA, MANEL, MAYA et OUIZA*

*A ma deuxième famille de l'IFID.*

## SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT .....	6
Section 1: Risque de credit, definition et typologie .....	7
Section 2 : Gestion externe du risque de credit : les regles prudentielles internationales .....	11
Section 3 : Gestion interne du risque de credit .....	19
CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT .....	32
Section 1 : Concept et types de provisionnement .....	33
Section 02 : Méthodes d'évaluation des provisions bancaires.....	37
Section 03 : Provisionnement du risque de credit selon la réglementation algerienne .....	49
CHAPITRE III : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV.....	54
Section 01 : Présentation théorique des chaines de Markov.....	55
Section 02 : Présentation et analyse descriptive de la base de données.....	58
Section 3 : Application de la méthode CreditsMetrics sur le cas algérien .....	67
CONCLUSION GENERALE.....	82

## ***LISTE DES TABLEAUX***

<b>Tableau 1:</b> Composition des fonds propres réglementaires .....	12
<b>Tableau 2:</b> Pondération des classes d'actifs .....	12
<b>Tableau 3:</b> Synthétique de l'ensemble des pondérations forfaitaires .....	14
<b>Tableau 4:</b> Synthèse de l'exigence en fonds propres de Bale 3 .....	17
<b>Tableau 5:</b> Calcul du montant de la VaR selon la méthode historique .....	22
<b>Tableau 6:</b> Composition du portefeuille de créances relatives aux PME en % .....	60
<b>Tableau 7:</b> Evolution du volume des engagements de la banque durant la période allant de 2018-2021 (unité: mille dinars).....	64
<b>Tableau 8:</b> Tableau récapitulatif des calculs relatifs au paramètre autorégressif $\alpha_k$ .....	75

## ***LISTE DES FIGURES***

<b>Figure 1 :</b> Discrimination en deux classes d'un échantillon de clients .....	25
<b>Figure 2 :</b> Phases de la norme IFRS 9 .....	40
<b>Figure 3 :</b> Classification d'actifs financiers selon la norme IFRS 9 .....	42
<b>Figure 4 :</b> Mode de comptabilisation des pertes de crédits attendues .....	43
<b>Figure 5:</b> Répartition des créances classées entre 2018-2021.....	61

## ***LISTES DES GRAPHES***

<b>Graphique 1:</b> Répartition du portefeuille entre créances courantes et créances classées .....	60
<b>Graphique 2 :</b> Evolution des créances classées entre les années 2018-2021 .....	62
<b>Graphique 3 :</b> Evolution du volume global des engagements de la banque durant la période allant de 2018 à 2021 (en milliers de dinars .....	63
<b>Graphique 4 :</b> Evolution du volume des engagements de la banque en % durant la période allant de 2018 à 2021.....	64
<b>Graphique 5:</b> Evolution du volume des créances classées entre les années 2018-2021.....	66

## **ABREVIATIONS**

**BA:** Banque d'Algérie

**BCBS:** Basel Committee on Banking Supervision

**BNP :** Banque nationale de Paris et de Paribas

**BRI :** Banque des Règlements Internationaux

**CID :** Code des impôts directs algérien

**CPA :** Crédit Populaire d'Algérie

**EAD :** Exposure at default

**ECL:** Expected credit losses

**EL:** expected losses

**IAS:** International Accounting Standards

**IASB:** International Accounting Standards Board

**IFRS:** International Financial Reporting Standards

**IRB:** Internal Rating Based approach

**LCR:** Le liquidity coverage ratio

**LGD:** Loss Given Default

**NSFR :** Le net stable funding ratio

**PD :** probabilité de défaut

**PME :** petite et moyenne entreprise

**SA :** Standard Approach

**UL:** unexpected losses

**VaR:** la Value At Risk

# INTRODUCTION GENERALE

## INTRODUCTION GENERALE

La crise sanitaire a pesé lourdement sur les économies en général et sur les systèmes bancaires précisément, les banques sont les plus sévèrement affectées par l'intensité des retards des échéances de remboursement car de nombreux emprunteurs dans différents secteurs ont connu des dégradations de leurs situations financières, et éprouvent des difficultés à honorer leurs engagements. La dette a littéralement explosé au cours de cette crise, un endettement qui est à l'origine d'un risque financier bien connu : risque de crédit.

Dans un tel environnement bancaire de plus en plus caractérisé par l'accroissement du risque de crédit, le niveau d'exposition des banques est très élevé, ce qui a incité de nombreuses autorités de réglementation et de contrôle à prendre des mesures exceptionnelles en réponse aux conséquences de la Covid-19. Il s'agit de restructurer les prêts en faveur des emprunteurs touchés par la pandémie et, d'assouplir les dispositifs prudentiels au profit des banques. En effet, ces mesures ont pour finalité d'assurer la résilience des banques face au choc de la crise, de permettre aussi la continuité des banques à maintenir le financement de l'économie et donc encourager l'activité du crédit.

Plusieurs pays ont envisagé des mesures pour préserver la stabilité financière, et maintenir la solidité du système bancaire. En Algérie, des mesures d'allégement de certaines dispositions prudentielles sont imposées aux banques via une instruction N°05-2020, portant sur la réduction du seuil minimum du coefficient de liquidité, ainsi la suspension de l'obligation de constitution du coussin de sécurité d'une part. D'autre part, des mesures relatives à la clientèle des banques, il s'agit du report de paiement des tranches de crédit arrivant à échéance ou procéder au rééchelonnement des créances.

Cependant, les mesures prises ne représentent qu'une méthode parmi les méthodes de gestion recommandées aux banques, pour faire face à un tel désastre de grande ampleur. En raison des crises, les autorités de contrôle ont toujours mis des mesures réglementaires, correctrices et fondées sur la gestion du risque bancaire notamment celles des accords de Bale, développées depuis la création d'un comité en 1974, formé de banques centrales et d'autorités de contrôle bancaires internationales à Bale. Ce comité a pour mission principale de promouvoir les meilleures pratiques bancaires et de réaliser des avancés en matière de la réglementation prudentielle.

## INTRODUCTION GENERALE

En effet, les régulateurs ont fait entrer en application l'accord de Bâle I en 1988 et son amendement en 1996, la signature d'un deuxième accord de Bâle en 2004, et après trois ans le déclenchement de la crise financière des subprimes (2007-2008), le troisième accord de Bâle a vu le jour en 2010. Pour être finaliser par une nouvelle vague réglementaire, crée en 2017, s'appelle l'accord de Bâle IV.

De surcroit, il est primordial de mettre l'accent sur le fait que les banques, aujourd'hui, confrontent divers types de risques, mais l'enjeu qui demeure capital est le risque de crédit et son évaluation, qui représente une question préoccupante et de survie pour la majorité des banques.

En effet, l'évaluation et la mesure du risque de crédit s'avèrent déterminantes pour sa gestion, afin de quantifier ce risque, les banques doivent mettre des mesures fondamentales de gestion du risque de crédit. Nous citons les mesures usuelles utilisées à la fois pour un individuel et un portefeuille tel que la Value at Risk (VAR), les mesures au niveau individuel notamment le scoring et les mesures au niveau de portefeuille à savoir, les modèles à intensité comme le CreditRisk+ de Credit Suisse First Boston et les modèles structurels tel que ; le modèle Portefolio Manager de Moody's et le modèle Creditmetrics de JP.Morgan. C'est ce dernier modèle qui fera l'objet de notre présent travail.

L'objet principal de notre modèle Creditmetrics consiste à déterminer le montant des pertes futures attendues, c'est-à-dire, pour un portefeuille de crédit donné, la perte potentielle qu'elle survienne à un horizon donné ou encore d'estimer la probabilité que le prêteur subisse des pertes potentielles à un certain montant à un horizon donné. Toutefois, les banques estiment ces pertes futures attendues sur leurs encours de prêts et comptabilisent des provisions en conséquence.

Au cours de notre mémoire, nous essayerons d'appliquer le modèle Creditmetrics dans un contexte algérien, à savoir que ce modèle est proposé par la réglementation internationale. Il constitue, en effet, un outil d'aide à la décision qui estime non seulement les pertes attendues mais permet également de calculer le montant des fonds propres économiques, en utilisant une approche d'évaluation du risque telle que l'approche VAR.

Par ailleurs, la méthode Creditmetrics s'appuie sur la détermination des tables de transition, la construction de la matrice des probabilités de transition d'un rating à un autre en se retournant au processus de Markov et, enfin, le calcul de la perte maximale que la banque est prête à subir, suite au défaut de paiement de la créance ou à la détérioration de sa valeur.



## INTRODUCTION GENERALE

Cette valeur permet à la banque de connaître le capital économique nécessaire à consacrer sous forme de provisions, pour l'absorption de cette perte.

Dans ce mémoire, nous tenterons de répondre à la problématique suivante :

**Quelles sont les estimations de probabilités de défaut futures, fournies par l'application du modèle Creditmetrics sur un portefeuille de crédit, accordés aux PME du Crédit Populaire d'Algérie ?**

**Quelles sont les provisions bancaires prévues lors de l'application du modèle Creditmetrics sur ce portefeuille ?**

L'objectif de notre mémoire, consiste à réaliser la première partie dudit modèle sur le cas algérien. Prenant le cas d'une banque publique Crédit Populaire d'Algérie, nous s'appuyons sur un portefeuille de créances classées par catégories de risque de crédit et relatives à des crédits accordés aux PME, entre la période 2018-2021. A partir de ces données, nous estimerons les probabilités de migration des créances d'une classe de risque à une autre, pour construire les matrices de transition correspondantes, suivant les chaînes de Markov. Après, nous estimerons la matrice de transition pour la période à venir, 2021-2022. Les prévisions obtenues permettent aux banques d'appréhender le niveau de perte potentielle, liée à la détérioration de la qualité des crédits accordés aux PME.

Pour ce faire, notre mémoire s'articule autour de trois chapitres : le premier chapitre sera consacré à la présentation du risque de crédit, sa définition et ses composantes dans la première section. La deuxième section s'intéressera au cadre réglementaire régissant à l'échelle internationale, notamment les accords de Bale. Enfin, la troisième section exposera les différentes mesures de gestion du risque de crédit en focalisant sur le modèle Creditmetrics, l'objet de notre mémoire.

Dans le second chapitre, il sera réservé à la présentation de la notion provision, sa typologie selon les normes comptables dans la première section. La deuxième sera consacrée aux différentes méthodes d'évaluations des provisions bancaires. La dernière section fera l'objet de présenter le système de provisionnement en Algérie.

Quant au troisième chapitre, il sera consacré à l'application du modèle sur un cas algérien, qui comprend trois sections : la première traitera une présentation des chaînes de Markov, la deuxième consacré à la présentation de la composition de notre portefeuille et l'analyse descriptive et enfin la troisième section relative à l'application du modèle

## **INTRODUCTION GENERALE**

Creditmetrics, permettant à la fin de dégager les provisions nécessaires pour la couverture des pertes attendues. Il s'en suit une meilleure gestion et maîtrise du risque de crédit pour la banque.

***CHAPITRE 1 :***  
***NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE***  
***DE CREDIT***

# CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### CREDIT

#### INTRODUCTION

Toutes les banques sont confrontées à des risques, qui proviennent notamment de la nature de l'environnement de libéralisation dans lequel la concurrence ne cesse d'être de plus en plus dure. Les banques sont, d'ailleurs exposées à plusieurs types de risques, il s'agit du risque opérationnel, de marché mais aussi le risque de crédit. Ce dernier trouve son origine, en effet, de l'activité principale des banques, à savoir l'intermédiation.

En recevant les fonds du public afin de les distribuer sous formes de crédits bancaires, les banques se retrouvent face au risque de crédit pouvant s'expliquer par un défaut de paiement de l'emprunteur.

En conséquence, ce risque met en péril l'activité des établissements bancaires et invite les autorités de contrôle à prendre les mesures indispensables, permettant d'identifier le risque de crédit dans le but de l'estimer et le maîtriser.

Donc, la gestion du risque de crédit est primordiale car elle limite les pertes dues au risque de crédit, et sert à vérifier l'adéquation des fonds propres de la banque avec ses provisions pour pertes de crédit attendues.

L'objet du présent chapitre est de mettre l'accent sur la notion du risque de crédit et les différentes approches disponibles pour en assurer sa gestion, dans le cadre d'une réglementation qui ne cesse d'évoluer en raison des mutations économiques et financières. Ce chapitre sera divisé en trois sections :

La première présente en détail la notion et les types du risque de crédit, pour comprendre son importance dans l'activité bancaire.

La deuxième s'articule autour de la gestion externe du risque de crédit. Cette dernière est insérée par les accords internationaux de Bale. Ces accords procurent des méthodes qui stimulent la modélisation du risque de crédit, permettant de mesurer l'occurrence du risque et aidant à réduire les effets liés au risque. Les accords phares sont développés tout au long de la section relatifs à Bale I, Bale II, Bale III et Bale IV.

Enfin, la troisième section montre les différents modèles de gestion interne du risque de crédit. Elle contient les modèles usuels tels que VAR, ainsi que des modèles utilisés au niveau individuel et des modèles plus sophistiqués usés au niveau du portefeuille.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### SECTION 1 : RISQUE DE CREDIT, DEFINITION ET TYPOLOGIE

Comme toute entreprise, une banque est exposée à des risques pouvant entraîner sa faillite. Le risque de crédit est l'un des causes majeures de sa défaillance.

De nos jours, la gestion du risque de crédit est l'une des principales préoccupations pour la plupart des organismes bancaires. Cette section est consacrée à certaines définitions et concepts de base sur le risque de crédit qu'il est primordial d'aborder avant de pouvoir entamer la gestion dudit risque.

#### 1. DEFINITION DU RISQUE DE CREDIT

Un crédit est une opération qui consiste à mettre à la disposition d'un emprunteur (débitur), une somme d'argent de la part du prêteur (créancier) moyennant un engagement de remboursement à une date déterminée à l'avance.

Plusieurs définitions ont été avancées par les auteurs pour appréhender la notion du risque de crédit, selon BRUNEL (2009), le risque de crédit représente le risque le plus "historique" de la banque dont les métiers de base sont le prêt et le financement. Une banque qui prête à un état risqué ou à une entreprise risquée prend le risque de ne pas récupérer l'intégralité du principal de son prêt. Ce risque est lié à la qualité de signature de l'emprunteur.

D'après LOBEZ (1997), le risque de crédit est le risque que le débiteur n'honore pas tous ses engagements financiers.

«Dès qu'un agent économique consent un crédit à une contrepartie, une relation risquée s'instaure entre le créancier et son débiteur. Ce dernier peut en effet, de bonne ou de mauvaise foi, ne pas payer sa dette à l'échéance convenue. L'aléa qui pèse sur le respect d'un engagement de régler une dette constitue le risque de crédit»<sup>1</sup>.

En d'autres termes, le risque de crédit<sup>2</sup> est le risque de pertes dues au non-respect de l'emprunteur de ses engagements financiers. Une partie du risque de crédit peut engendrer des pertes attendues, statistiquement anticipés par la banque et qui sont couverts par les provisions et la composante inattendue du risque de crédit qui peut produire des pertes non statistiquement anticipés et leurs montants est couverte par les fonds propres économique.

Nous déduisons que le risque de crédit représente le pourcentage de chances pour qu'un débiteur soit incapable de payer l'intérêt dû ou de rembourser le principal selon les termes

---

<sup>1</sup> Kharoubi Cécile, Thomas Philippe, ANALYSE DU RISQUE DE CRÉDIT Banque & Marchés, 2016, page 24.

<sup>2</sup> Figuet Jean-Marc. Le traitement du risque de crédit dans l'Accord de Bâle II : une évaluation. In: Revue d'économie financière, n°71, 2003. Juste valeur et évaluation des actifs. pp. 277-293.

## **CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT**

mentionnés dans la convention de crédit. Qui dit risque de crédit dit que les règlements peuvent être retardés ou même ne pas avoir lieu du tout en fin de compte, ce qui peut alors engendrer des problèmes de flux de trésorerie et avoir un impact sur la liquidité de la banque.

### **2. ANALYSE ET IDENTIFICATION DU RISQUE DE CREDIT**

Le risque de crédit dépend de l'emprunteur ou du prêteur, il comporte à la fois un aspect externe, si le risque provient du débiteur, il s'agit d'un cas d'insolvabilité, la banque n'a aucune responsabilité de la dégradation de la situation du client. Et un aspect interne, si le risque provient de la banque, le problème se pose dans sa politique de distribution de crédit. En effet, une bonne politique de crédit nécessite la détermination du champ et de l'allocation des crédits de la banque et la manière dont le portefeuille sera géré, autrement dit, la manière dont les crédits seront consentis, appréciés, supervisés et recouverts. Une bonne politique de crédit permet de présenter des dossiers ayant des critères, qui correspondent aux directives de la banque et que les gestionnaires estimeront dignes de considération.

Trois principaux facteurs<sup>3</sup> peuvent expliquer d'où provient le risque d'insolvabilité du débiteur<sup>4</sup> :

#### **2.1 Le risque lié directement à l'emprunteur**

Plusieurs raisons existent pour que le client ne puisse pas honorer ses engagements. Ce risque est l'un des plus courants dans l'activité de crédit. Difficilement identifiable, il rend sa gestion d'autant plus complexe.

#### **2.2 Le risque général**

Ce risque découle d'événement lié à une dégradation de la situation économique ou politique où l'emprunteur exerce son activité. Ces facteurs souvent à l'origine de crise augmentent fortement le risque de crédit vu qu'ils sont à l'origine de chômage et de dépôt de bilan. Nous pouvons aussi prendre en compte les catastrophes naturelles, qui touchent directement la solvabilité des emprunteurs.

#### **2.3 Le risque professionnel**

Ce risque est lié à la conjoncture d'un secteur d'activité économique. Une surcapacité structurelle, des innovations modifiant les procédés de fabrication, la contraction de la demande ou la concurrence de produits à moindre coût menacent les entreprises d'un

---

<sup>3</sup> Kharoubi Cécile, Thomas Philippe, Op.cit., page 24.

<sup>4</sup> Sylvie de COUSSERGUES, Gautier BOURDEAUX, Thomas PERAN ; Gestion de la banque, DUNOD, 8<sup>e</sup> édition, 2017, page 182-183

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

secteur et leur solvabilité. Les exemples de crises sectorielles sont nombreux: agriculture, immobilier, sidérurgie, etc.

Lorsqu'un emprunteur se trouve dans une situation d'insolvabilité, la menace devient importante pour le banquier. La banque peut voir une perte partielle ou totale des créances ainsi que des revenus du client. Il est primordial que la banque connaisse l'origine et les causes de l'insolvabilité pour évaluer le risque afin de le réduire au maximum.<sup>5</sup>

### **3. TYPOLOGIE DU RISQUE DE CREDIT**

Nous distinguons trois types<sup>6</sup> du risque de crédit : le risque de défaut, le risque de dégradation de la qualité du crédit et le risque de recouvrement.

#### **3.1 Le risque de défaut**

C'est le risque encouru par le détenteur d'un contrat de dette (un emprunt bancaire ou un titre de créance comme une obligation, un billet de trésorerie, etc.) que sa contrepartie ne respecte pas ses engagements, cette forme de risque est associée à l'occurrence d'un défaut.

Selon le comité de Bâle<sup>7</sup>, le défaut d'une contrepartie donné intervient lorsque l'un des deux événements ci-dessous se produit :

- Une détérioration significative de la situation financière de la contrepartie faisant douter de sa capacité à rembourser en totalité son crédit, sans que des mesures appropriées telles que la réalisation de garanties, soient prises. Cette première condition de nature subjective constitue un jugement d'expert.
- Un arriéré du débiteur sur le crédit important dépasse 90 jours.

#### **3.2 Le risque de dégradation du spread**

Le spread de crédit représente l'écart entre le rendement d'une obligation d'entreprise donnée et une obligation d'état (taux sans risque) de même maturité. Plus la solvabilité de l'émetteur est perçue comme bonne, plus faible est le spread, un élargissement de l'écart sera à l'inverse un mauvais signal quant à la santé économique de l'émetteur.

Le risque de dégradation du spread est le risque de voir se dégrader la qualité ou la note de la contrepartie (pas forcément due au non règlement de ses engagements). Une telle

---

<sup>5</sup> Kharoubi Cécile, Thomas Philippe, op.cit, page 126-127

<sup>6</sup> Kharoubi Cécile, Thomas Philippe, op.cit, page 24

<sup>7</sup> Banque Des Règlements Internationaux, NOUVEL ACCORD DE BALE SUR LES FONDs PROPRES, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Avril 2003, page 73.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

dégradation va entraîner une hausse du spread qui va conduire à une baisse de la valeur de marché de l'actif, cette baisse sera supportée par l'investisseur (le prêteur).

### **3.3 Le risque de recouvrement**

Le risque de recouvrement est l'incertitude liée au taux de recouvrement des fonds prêtés après défaut de l'emprunteur. Le taux de recouvrement représente le pourcentage de la créance, qui pourra être récupéré par la banque. Il portera sur le principal et les intérêts après déduction du montant des garanties préalablement recueillies.

## **4. DECOMPOSITION DU RISQUE DE CREDIT**

Chaque banque quantifie la perte due au défaut de la contrepartie, l'estimation de cette perte dépend notamment des paramètres du risque tels que la probabilité de défaut (PD), la perte en cas de défaut (LGD) et l'exposition au défaut (EAD) et d'autres variables qui en résultent.

### **4.1 La probabilité de défaut (PD)**

PD<sup>8</sup> est la probabilité qu'une contrepartie soit défailtante dans un horizon temporel d'un an. Elle reflète la capacité de remboursement d'un client, qui est sensible et variable en fonction du temps.

### **4.2 La perte en cas de défaut (LGD)**

La perte en cas de défaut (LGD : Loss Given Default) informe sur la partie non-recouvrable de la créance et qui représente une perte réellement constatée par la banque. La perte en cas de défaut est liée au taux de récupération (recouvrement), représenté par la relation suivante :

$$LGD = 1 - T, \text{ T : le taux de recouvrement et LGD : le taux en cas de perte.}$$

LGD est une variable aléatoire, difficile à estimer et à modéliser par les banques. C'est pourquoi les banques procèdent à une méthode plus simple en mettant le taux de recouvrement constant.

### **4.3 L'exposition en cas de défaut (EAD)**

L'exposition en cas de défaut (EAD : Exposure at default) renseigne sur la perte maximale que peut atteindre la banque avec un taux de récupération nul. L'EAD correspond à la valeur économique de la créance sur la contrepartie au moment du défaut.

---

<sup>8</sup> Sylvie de COUSSERGUES, Gautier BOURDEAUX, Thomas PERAN ; op.cit., p 182-184.



## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **SECTION 2 : GESTION EXTERNE DU RISQUE DE CREDIT : LES REGLES PRUDENTIELLES INTERNATIONALES**

En effet, les banques prennent des risques suite à leurs rôles de financement de l'économie, pouvant engendrer des conséquences néfastes, causant parfois un effondrement du système bancaire. Afin d'assurer la stabilité et la sécurité de ce système, un comité dit comité de Bâle a vu le jour, il déploie des efforts en matière d'instauration de règles prudentielles s'appliquant aux banques afin de pouvoir se prévenir des crises mais aussi de converger vers des pratiques de plus en plus globalisées.

En 1988, les Accords de Bâle ont instauré un encadrement réglementaire strict du risque de crédit, qui a évolué ensuite : Bâle II en 2004 et Bâle III en 2010 et Bale IV.

#### **1. PRESENTATION DU COMITE DE BALE**

Le Comité de Bâle ou Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) est un comité de régulation financière internationale dénommé « comité de Bâle pour le contrôle et la supervision bancaire » créé en 1974.

Il fut créé par les gouverneurs des banques centrales du G 10 (Le groupe des 10 regroupe les principaux pays industrialisés dans le monde, il est constitué de nos jours de onze pays : Allemagne, Belgique, Canada, Etats-Unis, France, Italie, Japon, Pays-Bas, Royaume-Uni, Suède et Suisse). Le Comité constitue aujourd'hui 27 pays, il est domicilié à la Banque des Règlements Internationaux (BRI) à Bâle en suisse d'où son nom Comité de Bâle.

Les travaux du Comité de Bâle ont abouti à la publication de quatre grands accords : Bâle I en 1988, Bâle II en 2004, Bâle III en 2010 et Bale IV. Nous détaillons par la suite les accords de Bale.

#### **2. ACCORD DE BALE I**

Le comité de Bâle<sup>9</sup> a publié son premier accord en 1988, qui est centré sur le risque de crédit en imposant aux banques internationales du G10 un capital comme instrument de régulation du système bancaire afin de détenir un minimum du capital connu sous le nom de capital réglementaire.<sup>10</sup>

##### **2.1 Capital réglementaire**

Le capital réglementaire est représenté par un ratio de solvabilité dit ratio Cooke, il a été mis en œuvre en 1990, il sert à exprimer le rapport du montant des fonds au montant des actifs pondérés par le risque :

---

<sup>9</sup> Arnaud de Servigny Ivan Zelenko, Le risque de crédit face à la crise, édition DUNOD, Paris, 2010, p 255.

<sup>10</sup> GASSOUMA M., Gestion et couverture du risque de crédit bancaire, Editions Universitaires Européennes, 2014, p23

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Actifs pondérés par le risque de crédit}} \geq 8\%$$

Ce ratio doit toujours être au moins égal à 8%, c'est-à-dire pour que la banque puisse accorder des crédits à sa clientèle, elle doit garder 8% de fonds propres qui serviront à couvrir les pertes improbables (inattendues) qui ne sont pas couvertes par les provisions.

### 2.1.2 Composition des fonds propres réglementaires

Les fonds propres sont subdivisés en fonds propres de base et fonds propres complémentaires, le tableau qui suit présente leurs compositions :

*Tableau 1: Composition des fonds propres réglementaires*

Fonds propres réglementaires	
Fonds propres de base Tier 1	Fonds propres complémentaires Tier 2
<ul style="list-style-type: none"><li>• Capital social.</li><li>• Réserves.</li><li>• Report à nouveau.</li><li>• Résultat en instance d'affectation.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Réserves de réévaluation.</li><li>• Provisions pour risques.</li><li>• Titres subordonnés.</li><li>• Obligations subordonnées convertibles en actions.</li></ul>

*Source : Elaboré par nous-même*

### 2.1.3 Pondération des actifs

La pondération des actifs se fait selon leurs classifications :

*Tableau 2: Pondération des classes d'actifs*

Classes d'actifs	Pondération
Créances sur l'état	0%
Créances sur les banques et établissements financiers	20%
Créances hypothécaires	50%
Autres crédits à la clientèle (entreprises ou particuliers)	100%

*Source : Elaboré par nous-même*

## 2.2 Amendement de 1996

L'accord a été révisé en 1996 pour prendre en compte, le risque de marché qui est le risque de pertes liées à des variations défavorables des cours du marché : taux d'intérêt, de change, des matières premières, actions, etc.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

Les banques peuvent désormais se baser sur des modèles probabilistes (interne) d'analyse des risques notamment la Value At Risk (VaR) pour les activités de marché. A titre complémentaire, cet amendement de 1996 a permis d'incorporer les garanties hors bilans correspondant à la titrisation non prises lors de l'accord de 1988 et qui laissaient la porte ouverte à un accroissement non maîtrisé du risque de crédit réellement porté par les banque.

### **2.3 Insuffisances de Bâle I**

L'accord de 1988 souffert de nombreuses limites:

- ❖ Une conception des risques bancaires trop étroite, car elle se limite au seul risque de crédit puis au risque de marché.
- ❖ Une mesure du risque insuffisamment affinée : nombre trop limité de catégories de risque.
- ❖ Une éventuelle modification de la qualité de la contrepartie n'est pas prise en compte.
- ❖ Une Pondération uniforme des entreprises à 100 %.

## **3. ACCORD DE BALE II**

Le but principal de l'établissement de la norme Bâle II consiste à améliorer le dispositif de Bâle I et à optimiser la consommation en fonds propres, par un nouvel accord plus complet, couvrant le risque de marché, le risque de crédit et le risque opérationnel, alors que Bâle I ne prend compte que le risque de crédit. Ce dispositif est basé sur un nouveau ratio de solvabilité appelé Ratio Mac-Donough.

### **3.1 Ratio de Mac-Donough**

Dans ce nouveau ratio, les Fonds propres doivent égales au moins 8% de son exposition totale à ces trois risques cumulés :

$$\text{Ratio Mac - Donough} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{risque de crédit} + \text{risque de marché} + \text{risque opérationnel}} \geq 8\%$$

#### **3.1.1 Décomposition du ratio**

Le ratio global est décomposé comme suit :

- ✓ Le Ratio Tier 1 de 4 %, lui-même décomposé en deux : le Core Tier 1 de 2 % ou noyau dur, qui équivaut aux actions ordinaires et aux réserves ; Et le Tier 1 supplémentaire.
- ✓ Le ratio Tier 2 des fonds propres complémentaires sera de 4%.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

Donc, Bâle II détermine un ratio de Fonds propres plus strict (pilier 1), crée une surveillance prudentielle (pilier 2) en encadrant l'organisation des banques et assure une communication et une information financière (pilier 3).

### 3.2 Dispositions pour le risque de crédit

Deux approches ont été proposées pour traiter le risque de crédit et afin d'estimer les pondérations sur les encours :

- L'approche standard (Standard Approach ou SA) ;
- L'approche IRB «simple» ou de base (Internal Rating Based Approach).

#### 3.2.1 Approche standard

Cette approche permet d'estimer le risque de crédit et de déterminer les exigences réglementaires en fonds propres basée sur les notations externes, autrement dit il s'agit de classer les emprunteurs selon leurs notations externes, tout en prenant en considération le type de l'emprunteur comme auparavant dans Bale 1988, mais également le niveau de risque de défaut de chaque emprunteur.

La version actuelle de l'accord de Bale, l'ensemble des pondérations telles qu'elles sont résumé dans le tableau suivant:

*Tableau 3: Synthétique de l'ensemble des pondérations forfaitaires*

<b>Pondération du risque</b>		<b>Notations</b>					
<b>Contrepartie</b>		<b>AAA à AA</b>	<b>A+ à A</b>	<b>BBB+ à BBB</b>	<b>BB+ à B</b>	<b>En dessous B</b>	<b>Non noté</b>
<b>Souverains</b>		<b>0%</b>	<b>20%</b>	<b>50%</b>	<b>100%</b>	<b>150%</b>	<b>100%</b>
<b>Banque</b>	<b>Option 1</b>	<b>20%</b>	<b>50%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>150%</b>	<b>100%</b>
	<b>Option 2</b>	<b>20%</b>	<b>50%</b>	<b>50%</b>	<b>100%</b>	<b>150%</b>	<b>100%</b>
<b>Entreprises</b>		<b>20%</b>	<b>50%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>150%</b>	<b>100%</b>

*Source : Arnaud, Ivan, Risque de crédit, p 271*

Le tableau ci-dessous présente les différentes catégories de contreparties qui exposent la banque au risque de crédit, chaque contrepartie est attribuée à un coefficient de pondération selon le rating.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **3.2.2 Approche IRB (Internal Rating Based approach)**

Selon le comité de Bale, cette approche est autorisée pour les banques uniquement lorsqu'elles remplissent les conditions minimales en capital, dans ce cas elles peuvent recourir à leurs propres estimateurs internes de risque de crédit pour déterminer les besoins en capital liés à une exposition spécifique. Ces estimateurs de risque s'agissent de la probabilité de défaut (PD), la perte conditionnelle au défaut (LGD), l'exposition au moment du défaut (EAD).

L'approche IRB se décompose en deux méthodes nommées respectivement l'approche de base et l'approche avancée. Dans les deux méthodes, la banque fait recourir à des estimations internes provenant du système interne développé par la banque à l'exception l'approche IRB de base qui fait recourir à des estimations imposées par le régulateur national, autrement dit, certains paramètres sont estimés par le régulateur.

L'approche IRB est fondée sur l'évaluation de pertes attendues (EL, expected losses) et de pertes inattendues (UL, unexpected losses). Elle implique le calcul de la valeur de capital couvrant la part d'UL à travers les fonctions de pondération, ces dernières dépendent de la subdivision d'un portefeuille en compartiments, c'est -à-dire nous déterminons la part de capital en fonction d'une pondération par le risque pour chaque « compartiment ».

Dans la pratique, la mise en application de l'approche IRB nécessite les éléments suivants

- ❖ Classifier le portefeuille selon le type d'exposition (État, entreprises, particuliers) et pour chaque type, les estimations des risques sont affectées selon des paramètres standard ou bien des estimations internes de la banque ;
- ❖ Définir une fonction pondérée par les risques permettant de déterminer l'exigence de fonds propres correspondant à chaque type d'exposition;
- ❖ Satisfaire une série d'exigences minimales auxquelles une banque doit satisfaire pour pouvoir prétendre à l'utilisation d'une approche IRB ;
- ❖ Etudier à travers toutes les catégories d'exposition, la conformité de la banque aux exigences minimales.

#### ✓ **L'approche IRB de base**

La banque utilise ses ratings internes et détermine la probabilité de défaut correspondant à chaque emprunteur. L'EAD et la LGD est estimé par l'autorité de contrôle.

#### ✓ **L'approche IRB avancée**

La banque utilise la même méthodologie de l'approche de base, sauf que cette fois elle estime elle-même sa PD, son EAD et sa LGD en fonction de sa propre expérience.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **4. ACCORD DE BALE III**

La crise financière de 2008 a prouvé les insuffisances du dispositif de Bâle II et ses faiblesses face aux situations graves, il est apparu essentiel de renforcer la capacité de résistance du secteur bancaire. C'est l'objet des accords de Bâle III<sup>11</sup> adoptés en 2010.

Ces nouveaux accords prévoient notamment un renforcement du niveau de la qualité des fonds propres et une gestion accrue du risque de liquidité qui a été ignorée jusque-là.

Les grandes mesures de Bâle III sont les suivantes :

#### **4.1 Amélioration de la qualité et quantité des fonds propres**

Les nouvelles exigences de fonds propres mettent l'accent sur :

##### **4.1.1 Modifications du Tier 1**

Les modifications apportées au Tier 1 sont les suivantes :

- ❖ Plus de poids au Core Tier 1 : Il est porté de 2 % à 4,5 % ;
- ❖ Le Tier 1 supplémentaire se voit baisser à 1,5% ;
- ❖ Un « coussin de sécurité » ou « de conservation », égal à 2,5 % des actions ordinaires sera institué, les banques pourront en puiser en cas de difficultés.

Donc dans ce cas, le ratio de solvabilité minimal passe donc de 8% à 10,5%.

##### **4.1.2 Construction de coussin contra cyclique et risque systémique**

En plus des modifications apportées aux Tier 1, deux nouveaux coussins seront introduits au ratio de solvabilité :

- ❖ Pour les établissements d'importance systémique : un coussin « de risque systémique » sera introduit, il pourra atteindre les 5 %.
- ❖ Et aussi, un volant contra cyclique qui est une sorte de « matelas de sécurité » que les banques alimenteront en phase d'expansion économique et dans lequel elles pourront à l'inverse puiser en cas de récession afin de limiter la pro cyclicité. Il pourra atteindre au maximum 2,5% des fonds propres.

---

<sup>11</sup> Catherine Karytos, l'essentiel de la banque, Gualino Extensio éditions (2 eme édition), 2015-2016, p 68

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

*Tableau 4: Synthèse de l'exigence en fonds propres de Bale 3*

<b>Ratio</b>	<b>Valeur</b>	<b>Total</b>
<u>Core Tier 1</u>	4,5%	<u>Tier 1</u> = 8,5%
<u>Tier 1</u> supplémentaire	1,5%	
Coussin de sécurité	2,5%	
<u>Tier 2</u>	2%	<u>Tier 2</u> = 2%
Coussin contra-cyclique	0% à 2,5%	Coussins = 0% à 7,5%
Coussin risque systémique	0% à 5%	
Ratio minimal de solvabilité		10,5% à 18%

*Source : Elaboré par nous-même*

### **4.2 Instauration de ratios de liquidité**

Le comité de Bale a proposé la mise en place de deux ratios :

#### **4.2.1 Le liquidity coverage ratio**

Le liquidity coverage ratio (LCR) aussi appelé ratio court terme, a pour but d'assurer la capacité des banques à résister à un choc de liquidité sévère pendant 30 jours en se dotant d'un coussin d'actifs liquides de haute qualité.

$$LCR = \frac{\text{Encours d'actifs liquide de haute qualité}}{\text{Sorties nettes de trésoreries sur 30 jours}} \geq 100\%$$

#### **4.2.2 Le net stable funding ratio**

Le net stable funding ratio (NSFR) ou ratio long terme permet d'assurer aux banques un financement stable, qui lui permet de poursuivre sagement ses activités pendant une période d'un an dans un scénario de tensions prolongées.

Son but est d'inciter les banques à recourir à des ressources stables pour financer leurs activités (actif).

$$NSFR = \frac{\text{Montant de financement stable disponible}}{\text{Montant de financement stable exigé}} > 100\%$$

Le montant de financement stable disponible désigne la part des fonds propres et des passifs censée être fiable jusqu'à un an.

### **4.3 Mise en place d'un ratio d'effet de levier**

Une des caractéristiques de la crise a été l'accumulation, dans le système bancaire, d'un effet de levier excessif, qui correspond à l'utilisation de l'endettement pour doper la capacité d'investissement d'un organisme.

## **CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT**

Nouvel élément de Bâle 3 est l'instauration d'un ratio de levier, il est défini par le rapport des fonds propres de base (Tier1) sur le total de bilan, c'est-à-dire, total actif ou passif. Il a été convenu de tester un ratio de levier minimal de 3 %.

Ce ratio va permettre de limiter la part des actifs de la banque qui est financée par la dette.

En conclusion, la finalité de Bâle III est relativement simple, il s'agit d'avoir plus de Fonds Propres, de meilleure qualité, et plus de transparence. Cinq mesures principales ont été arrêtées : un renforcement des Fonds Propres (en améliorant la qualité et en relevant les ratios), l'introduction d'un coussin contra-cyclique, l'instauration d'un ratio de liquidité, la mise en place d'un ratio d'effet de levier et la réduction du risque systémique.

### **5. ACCORD DE BALE IV**

Cet accord est introduit en décembre 2017, il est établi par le comité de Bale afin de finaliser le troisième accord de Bale, Selon la Fédération Bancaire Française (2018, p.5), le G20 a décrit cette réforme comme « une harmonisation mondiale des méthodes de calcul du risque, sans augmentation significative des fonds propres ni discrimination entre modèles bancaires ». Autrement dit, l'accord de Bale IV vise à unifier les mesures des risques à l'échelle mondiale sans conduire à augmenter les fonds propres.

Par ailleurs, la réforme devra entrer en vigueur au début de 2022, mais elle a été reporté jusqu'au début 2023, le retard d'application est expliqué par la crise sanitaire de COVID-19 qui a touché le monde entier, tous secteurs confondus, dont le système financier et bancaire international.

#### **5.1 Réformes de Bale IV proposées par le comité de Bale**

Toutes les réformes sont planifiées pour être mises en place au plus tard en 2023, dans cette partie nous nous focalisons uniquement sur les dispositions liées au risque de crédit.

- ❖ Rectification de l'approche standard du risque de crédit, pour améliorer la sensibilité au risque de l'approche existante.
- ❖ Correction de l'approche méthode interne du risque de crédit, avec l'objectif autorisé de limiter le recours à certaines modèles internes surtout pour les portefeuilles à faible risque de défaut.
- ❖ Révision du dispositif d'ajustement de l'évaluation de crédit (CVA) avec une approche standard révisée et la suppression de la méthode interne.



## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **SECTION 3 : GESTION INTERNE DU RISQUE DE CREDIT**

La mesure du risque de crédit a connu des défis considérablement développés au cours des dernières années. Cette attention particulière n'est qu'une réponse au besoin important des banques pour optimiser l'allocation des provisions nécessaires.

En effet, une gestion du risque adéquate permet à la banque de rationaliser l'utilisation de ses provisions. Elle l'amènera à couvrir les pertes attendues d'une part et à maximiser son profit en octroyant plus de crédits d'autre part.

La gestion de ce risque est indispensable afin de maintenir certaine sécurité, mais ce n'est pas suffisant, une évaluation ou une mesure est plus que nécessaire, étant donné son importance au sein des banques.

Il semble alors convenable de gérer et mesurer ce risque pour assurer la pérennité de la banque, par une allocation efficiente des ressources et une allocation adéquate des fonds propres permettant une meilleure couverture contre les pertes futures. D'où la nécessité pour la banque d'adopter des techniques qui leur permet de quantifier et d'anticiper ce risque.

Ces modèles permettent de quantifier le risque potentiel maximum que peut générer un portefeuille de crédit, sous certaines hypothèses et pour un seuil de confiance choisi.

Tout d'abord, il est adéquat de présenter les approches usuelles de mesure de gestion de crédit pouvant être utilisées à l'échelle individuelle ou à l'échelle de portefeuille de crédit.

Toutefois, Il convient ainsi de distinguer les approches de mesure de risques utilisés à l'échelle individuelle à celle utilisées à l'échelle d'un portefeuille de crédit.

La modélisation du risque de crédit au niveau individuel se fait en estimant la perte totale propre à chaque emprunteur en utilisant les trois principaux paramètres PD, EAD et LGD.

Au niveau de portefeuille de crédit, la modélisation est plus globale et complexe, elle conduit à une mesure plus sophistiquée car elle se distingue par plusieurs paramètres

Dans cette section, nous aborderons, d'abord, les mesures usuelles du risque de crédit.

Dans une deuxième partie nous présenterons certains modèles d'évaluation du risque crédit au niveau individuel. La partie suivante portera sur les modèles de gestion de risque crédit au niveau du portefeuille.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **1. MESURES USUELLES DU RISQUE DE CREDIT**

La mesure du risque de crédit se fait par plusieurs méthodes mentionnées dans la littérature. Dans cette partie nous nous intéressons aux mesures usuelles du risque de crédit puisqu'elles constituent un préalable indispensable à la compréhension de la suite de ce travail.

#### **1.1 Perte attendue**

Les banques savent qu'une fraction des crédits ne sera pas remboursée à échéance et connaissent ainsi le montant des pertes moyennes sur leur portefeuille de crédits. Ce montant correspond aux pertes attendues (Expected Losses EL), qui sont couvertes par des provisions bancaires et qui se constituent d'une combinaison de trois composantes à savoir la probabilité de défaut (PD), la perte en cas de défaut (LGD) et l'exposition en cas de défaut (EAD).

En d'autres termes, les pertes potentielles représentent les pertes attendues sur l'ensemble des crédits du portefeuille, le modèle de calcul des EL du risque de crédit est le suivi :

Risque de crédit<sup>12</sup> = montant exposé (Exposure at Default- EAD) \* probabilité de défaut (PD) \* (1- taux de recouvrement) (Loss Given Default).

Donc l'EL est ainsi:

$$EL_t = EAD_t * LGD_t * PD_t$$

Dans le cas d'un portefeuille p pour N individus, la relation précédente devient :

$$EL_p = \sum_{t=1}^N EL_p = \sum_{t=1}^N EAD_t * LGD_t * PD_t$$

L'évaluation du risque crédit vise à apprécier la perte probable attendue d'un portefeuille de crédit sur un horizon donné.

#### **1.2 Perte inattendue**

Il s'agit des pertes extrêmes qui peuvent entraîner la défaillance de la banque. Statistiquement, elles représentent la volatilité des pertes autour de la perte attendue. Ces pertes imprévisibles doivent être couvertes par une dotation en Fonds Propres spécifique : le capital économique<sup>13</sup>.

Le calcul de cette perte inattendue ( $UL_p$ ), se fait par le biais de la perte attendue et de la perte maximale  $L_{max}$  du portefeuille appelée Value At Risk :

$$UL_p = L_{max} - EL_p$$

$$UL_p = VaR_p(pf) - EL_p$$

---

<sup>12</sup> Sylvie de COUSSERGUES, Gautier BOURDEAUX, Thomas PERAN ; Gestion de la banque, DUNOD, 8<sup>e</sup> édition, 2017, p 137.

<sup>13</sup> Capital économique représente le volume des Fonds propres économiques nécessaires afin de couvrir les pertes maximales.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

Cette formule permet d'évaluer en premier lieu les UL à un horizon donné, en modélisant l'incertitude des pertes futures et en construisant la distribution des probabilités des pertes globales au niveau du portefeuille en deuxième lieu. Cela permet de déterminer le montant de capital économique apte à les couvrir à un horizon choisi. Donc toute banque est incitée à détenir des Fonds Propres suffisants afin de couvrir ces UL. En l'occurrence, il s'agit d'appliquer la méthode de la VAR crédit, qui s'agit d'un quantile de la distribution de probabilité des pertes à un horizon retenu, à titre d'exemple : 99,9% à 1 an.

### 1.3 VAR

La Value At Risk crédit est une mesure de gestion interne des banques, elle est basée sur la modélisation de la probabilité des pertes futures sur un portefeuille de crédit. L'application de cette méthode permet d'évaluer le capital économique nécessaire pour couvrir les pertes inattendues dues au risque de crédit.

Sa création fut destinée à la mesure du risque de marché, mais son efficacité l'a vu se répandre assez largement dans la gestion d'un autre risque qui est le risque de crédit.

#### 1.3.1 Définition de la Value At Risk

La Value At Risk ou VaR se définit comme étant la perte potentiel maximale qu'une banque peut subir sur un horizon  $t$  et pour une probabilité donnée  $p$ . Elle peut être déterminée pour un actif isolé ou pour un portefeuille constitué par plusieurs types d'actifs financiers.

D'une façon générale, pour un horizon «  $t$  » et un niveau de probabilité fixé «  $p$  », la perte subie dans l'intervalle]  $0 ; t$  [est défini comme suit :

$$\text{Probabilité [perte} > \text{VaR]} = \alpha$$

Ou encore :

$$\text{Probabilité [perte} \leq \text{VaR]} = 1 - \alpha$$

#### 1.3.2 Estimation de la Value-At-Risk

Pour effectuer le calcul de la VAR, nous distinguons trois méthodes :

- ❖ La méthode historique.
- ❖ La méthode paramétrique.
- ❖ La méthode de Monte Carlo.
- ❖ **VAR historique**

Cette méthode se base sur les variations historiques des facteurs de risque (cours, taux de change, etc...) observés dans le passé pour obtenir une distribution des pertes et profits du portefeuille, cela fait ressortir, la valeur adéquate au seuil de confiance désirée. En d'autre terme, pour un portefeuille de crédits, nous reconstituons sa valeur historique selon le prix des

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

différents actifs et la composition actuelle du portefeuille. Par la suite, nous identifions les facteurs de risques significatifs pour le portefeuille et à la fin nous utilisons l'historique des données collectées pour déduire le montant de perte.

- **Application de la méthode des historiques**

Nous donnons un exemple sur un indice boursier CAC 40 et ses 500 dernières valeurs de clôtures quotidiennes, puis nous calculerons les gains triés et le montant de la VaR historique

*Tableau 5: Calcul du montant de la VaR selon la méthode historique*

N°	Date	Trade close	Gains	Gains triés	Ref VaR=N° ligne/Nbr total de lignes	VaR à x% = 100- Ref VaR
1	20/05/2014	4464,2	-5,56	-140,41	0,20%	99,80%
2	19/05/2014	4469,76	13,48	-119,49	0,40%	99,60%
3	16/05/2014	4456,28	11,35	-117,21	0,60%	99,40%
4	15/05/2014	4444,93	-56,11	-113,62	0,80%	99,20%
5	14/05/2014	4501,04	-3,98	-113,37	1,00%	99,00%

Ainsi, la VaR (99%, 1jour) = -113.37€, donc soit le montant de la perte maximale est de 113.37€.

De la même manière, nous pouvons calculer la VaR historique à un jour d'un portefeuille composé de plusieurs crédits, il suffit d'enlever l'ensemble des pertes et des gains quotidiens réalisés sur n derniers jours. Apres la collecte des données, il faut les classer par ordre croissant et obtenir la VaR à 99%.

### ❖ VaR paramétrique

La méthode paramétrique part de l'hypothèse que la distribution des profits et pertes dépend d'une loi théorique, le plus souvent il s'agit de la loi normale. Ce modèle va se baser sur plusieurs estimateurs statistiques dont l'écart-type et la moyenne.

### Exemple de la méthode des paramétriques

Nous supposons avoir un portefeuille composé de deux actifs d'un total de 50000€ avec 25000€ sur l'action BNP qui a une volatilité annuelle de 15% et 25000€ sur l'action Renault qui a une volatilité de 10%.

Premièrement, nous calculons un coefficient sur Excel en utilisant la loi normale

LOI.NORMAL.INVERSE (0,99;0;1) = 2.33%

Le coefficient de 2.33% correspond à l'écart maximum attendu pour une VaR à 99% et à 1 jour.

Deuxièmement, nous calculons la volatilité quotidienne (écart type à 1j noté  $\sigma_{1j}$ ) pour chaque actif du portefeuille (252j - nombre de jours ou la bourse est ouverte) :

$$\sigma_{1j} \text{ BNP} = 15\% / \sqrt{252} = 0.95\%$$

$$\sigma_{1j} \text{ Renault} = 10\% / \sqrt{252} = 0.60\%$$

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

Alors, nous pouvons calculer la VAR de chaque actif par exemple pour un indice de confiance de 99% à 1 j :

$$\text{Var BNP (99\%,1j)} = 25\,000 * 2.33 * 0.95\% = 553,375 \text{ €}$$

$$\text{Var Renault (99\%,1j)} = 25\,000 * 2.33 * 0.60\% = 349,5 \text{ €}$$

Cette méthode est avantageuse car sa mise en œuvre est simple pour l'utilisateur, des procédés maîtrisables au niveau théorique et technique. Toutefois, l'inconvénient de cette méthode consiste dans le fait qu'elle exige une connaissance parfaite de la loi de distribution des facteurs de risque.

### ❖ **VaR Monte Carlo**

La mise en œuvre de la méthode de VaR Monte Carlo retient des éléments de la VaR historique et paramétrique.

Il s'agit de simuler ou générer un grand nombre de fois des rendements futurs suivant certaines lois de distribution (pas forcément la loi normale). Ensuite, les centaines ou milliers de résultats différents sont classés du plus petit au plus grand comme pour la VaR historique. En fonction du degré de confiance choisi, la VaR sera finalement calculée.

Nous pouvons expliquer la méthode en donnant exemple sur un investisseur qui souhaite acheter des actions pour les revendre dans 3 ans. Il va alors établir une liste des facteurs pouvant influencer le cours de l'action. Par la méthode de Monte Carlo, il va alors simuler une multitude de scénarios (1000 par exemple) et déterminer le résultat espéré à l'issue des 3 ans pour chaque simulation.

Pour obtenir une VAR à 99%, le fonctionnement est le même que pour la méthode historique. Il va trier les résultats par ordre croissant et prendre la 10ème valeur (les pires scénarios). Il aura alors 99% de chance que ces pertes n'excèdent pas ce montant durant les 3 ans de détention du titre.

### **1.3.3 Limites de la Value At Risk**

La VaR n'est qu'un indicateur de risque et son application dépend de la conception de l'utilisateur et son expérience. Cela est confirmé par la banque JP Morgan dans son document d'introduction à RiskMetrics (1995) : « Nous tenons à rappeler au lecteur qu'aucun outil d'analyse sophistiqué ne remplacera le jugement professionnel dans la gestion du risque ».

En effet, la VaR présente certaines limites qu'il ne faut pas négliger. Les limites résident dans les modèles utilisés pour le calcul de la value at Risk. Ces derniers se basent sur des hypothèses qui ne coïncident pas toujours avec la réalité.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **2. MESURES DU RISQUE DE CREDIT AU NIVEAU INDIVIDUEL**

Différentes méthodes modernes d'évaluation et de quantification du risque de crédit au niveau individuel peuvent être utilisées. Chacune de ces approches possède son mode de calcul des exigences en fonds propres. Nous distinguons les méthodes d'évaluation selon Bâle notamment les deux approches standard et IRB que nous avons déjà parlé dans la section précédente. Dans cette partie, nous allons aborder la méthode de notation interne le scoring.

#### **2.1 Modèle du scoring**

A l'heure actuelle, toutes les banques exploitent le crédit scoring pour analyser le risque de crédits destinés aux particuliers d'où la nécessité de présenter l'objectif, la méthode et la portée de cet outil d'analyse du risque.

##### **2.1.1 Définition du crédit scoring**

Le crédit scoring<sup>14</sup> relève des méthodes de notation interne, il représente une technique qui cherche à attribuer le risque de crédit au moyen d'une note « Score » en affectant à chaque information collectée de la solvabilité de l'emprunteur une pondération. Le totale des pondérations sera comparé à une note limite déjà établie, ce qui va permettre de prendre décision d'accord ou de refus de la demande de crédit.

La performance de la technique scoring se réalise si deux conditions sont vérifiées : en premier lieu, nous avons l'homogénéité des comportements des emprunteurs ; en second lieu ; nous trouverons la similitude des caractéristiques de crédit (montant, durée et objet) afin que les risques encourus soient comparables.

##### **2.1.2 Méthode du crédit scoring**

La construction du modèle de crédit scoring fait appel à l'usage des modèles économétriques (modèle Logit et Probit) ou statistique comme l'analyse discriminante.

En effet, le crédit scoring comporte deux étapes ; la détermination d'une note limite et l'utilisation de cette note pour tout nouveau dossier de crédit.

##### **❖ L'analyse discriminante d'un échantillon de dossiers**

Cette analyse est effectuée par la banque en traitant un échantillon des anciens dossiers de demande de crédit. Dans cet échantillon, nous distinguons deux classes puisqu'il s'agit de dossiers archivés : les bons clients qui ont remboursé leur crédit sans incident et les mauvais clients qui ne les ont pas remboursés ou qui ont connu des incidents de remboursement.

---

<sup>14</sup> Sylvie de Coussergues, Grantier Bourdeaux ; La gestion de la banque « du diagnostic à la stratégie » ; Dunod ; Paris, 2010 ; p178

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

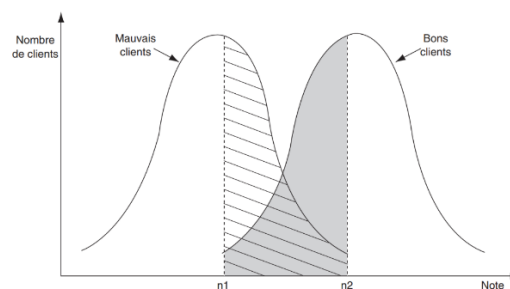
Il s'agit donc de repérer les attributs qui précisent les bons et les mauvais clients et de leur attribuer une note :

### ❖ Les attributs de solvabilité<sup>15</sup>

Le banquier dispose des diverses informations sur chaque emprunteur comme l'adresse, la profession, l'âge, le revenu ou la situation de famille. Ces informations sont mises en rapport avec le fait d'être bon ou mauvais payeur et l'analyse discriminante permet de repérer les informations significatives et de leur affecter une pondération, ce qui revient à établir une liste d'attributs pondérés de solvabilité.

En totalisant pour tout élément de l'échantillon la note affectée à chaque attribut, nous obtenons une note totale (le score) et si l'analyse discriminante a été correctement menée, les deux classes apparaissent clairement au sein de l'échantillon de départ, ce qui peut être visualisé sur un graphique (figure) où la courbe des notes obtenues par les mauvais clients est distincte de celle des bons clients car ces derniers ont obtenu une meilleure note.

**Figure 1 : Discrimination en deux classes d'un échantillon de clients**



**Source : La gestion de la banque « du diagnostic à la stratégie » ; Dunod**

### ❖ La détermination de la note limite

Cette phase consiste à déterminer une note limite, en dessous de laquelle la probabilité que l'emprunteur se révèle insolvable est élevée. Cette étape est cruciale dans la technique du crédit scoring car malgré tout le soin apporté à la discrimination de l'échantillon, de bons clients obtiennent de mauvaises notes et inversement : plus les deux courbes du graphique ont une surface commune, donc plus l'écart entre  $n1$  et  $n2$  est important, plus la détermination de la note limite sera délicate. Fixée à proximité de  $n1$ , elle implique l'acceptation de nombreux mauvais clients (la surface hachurée) ; fixée à proximité de  $n2$ , elle élimine de nombreux bons clients (la surface grisée).

<sup>15</sup> Sylvie de Coussergues, Grantier Bourdeaux ; La gestion de la banque « du diagnostic à la stratégie » ; Dunod ; Paris, 2010 ; p178

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### **2.1.3 Usage du crédit scoring**

Le traitement de toute nouvelle demande de crédit sera effectué à travers une grille d'analyse comprenant les attributs de solvabilité ainsi que leurs pondérations selon le modèle interne de chaque banque.

La grille comporte des attributs de solvabilité qui sont pondérés selon leur influence ; ainsi que leur énoncé est simple et facile à vérifier. La grille est mise à disposition de l'analyste-crédit ou de l'exploitant qui calcule la note du demandeur de crédit, la compare avec la note limite et peut ainsi évaluer le risque et prendre une décision rapide.

#### **❖ Les fonctions score dans le cas du crédit aux entreprises**

Le crédit scoring peut être identiquement utilisé pour les entreprises qui sont groupées en deux classes, les entreprises saines et les entreprises vulnérables.

L'analyse discriminante d'un échantillon d'entreprises exploite les données historiques afin de sélectionner comme les attributs de solvabilité des ratios financiers pondérés en fonction de leur aptitude à distinguer les deux catégories d'entreprises, puis à définir une note limite.

L'analyste de crédit ou l'exploitant de la banque traite toute nouvelle entreprise sollicitant un crédit, il calcul donc sa note et l'entreprise sera classée dans l'une des deux catégories.

### **3. MESURES DU RISQUE DE CREDIT AU NIVEAU D'UN PORTEFEUILLE**

La banque détient un portefeuille de crédit, comportant un ensemble des prêts et produits issues de ses différents métiers et l'exposant à un risque de crédit. La composition d'un portefeuille regroupe les emprunteurs par classe de risques à un horizon donné. L'analyse globale du risque de crédit ne borne pas le cumul des risques de crédit individuels. Il est primordial de disposer d'un modèle d'évaluation du risque de crédit du portefeuille.

Le risque de crédit du portefeuille se définit comme le risque relatif aux pertes possibles de ce portefeuille à un horizon donné. Il correspond à l'incertitude des changements non anticipés de la valeur du portefeuille induits par les variations de risque.

La forte corrélation de défaut entre les composantes du portefeuille subit des pertes potentielles sur un portefeuille de crédit, plus la dépendance entre les risques est élevée, plus la probabilité de perte est importante (que les pertes soient élevées ou faibles).

Le portefeuille de crédit peut être analysé par plusieurs modèles de marché, afin de mieux appréhender ce type de risque et le contrôler, les banques ont utilisé des approches paramétriques, il s'agit de deux grands types de modèles théoriques : les modèles structurels et les modèles à intensité. En effet, l'approche structurelle se fonde sur la structure financière de la firme en recourant à la théorie des options. Dans ce cadre, nous nous intéressons aux deux



## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

modèles les plus pratiqués à savoir le modèle Portfolio Manager et le modèle CreditMetrics de JP Morgan. Contrairement à l'approche structurelle, l'approche à intensité de défaut considère que le défaut n'est pas une conséquence de la valeur de la firme, il n'y a pas de cause précise, ce dernier peut survenir à tout moment, l'un des modèles développés dans ce cadre, le modèle CreditRisk+ de Crédit Suisse First Boston.

Aujourd'hui trois modèles de portefeuille sont les plus présents au sein des banques. Il s'agit de CreditMetrics, de MKMV-Portfolio Manager et de CreditRisk+.

Le CreditRisk+ est basé sur une approche analytique, les deux premières relevant d'une approche calculatoire basée des simulations de Monte-Carlo. La majorité des banques (80%) utilisent au moins l'un de ces modèles.

### 3.1 CreditMetrics

Le modèle CreditMetrics est un outil de gestion de crédit d'un portefeuille du au changement de la valeur de la dette qui est causé par des variations de la qualité de crédit de l'emprunteur. Ces variations de qualité du dossier de crédit sont reliées au défaut de la firme comme le retard des paiements, la faillite, des difficultés financières et également les fluctuations de la cote de crédit de l'entreprise. En outre, le modèle permet aussi d'estimer la valeur à risque (VaR), il a été développé par le groupe de recherche sur la gestion du risque de la firme J.P Morgan.

#### **3.1.1 Inputs de CreditMetrics**

Dans ce modèle, nous avons trois données principales pour la détermination de la distribution de valeur du portefeuille, il s'agit en premier lieu de déterminer les probabilités de migration de crédit incluant la probabilité de défaut ; en deuxième lieu, définir les probabilités conjointes de migration de qualité entre les différents titres du portefeuille. Et enfin déduire les estimations de valeur des titres de crédit étant donné un changement de la notation de l'émetteur.

Ce modèle a été utilisé en premier lieu pour évaluer les obligations, qui comportent le risque de crédit. Selon ce modèle, le risque de crédit comporte la probabilité qu'une obligation soit dans une situation de défaut ou de subir une dégradation de son rating. Ces migrations de crédit sont présentées par les chaînes de Markov, nécessitant la construction d'une matrice de transition. En effet, cette matrice inclut les probabilités de migration d'une notation à une autre ainsi que la probabilité de défaut. L'utilisation de la méthode CreditMetrics exige soit, choisir une matrice de transition d'une agence spécialisée (Moody's) par exemple ou bien recourir à une matrice propre à l'utilisateur. Ce modèle fera l'objet de notre troisième chapitre.

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

### 3.2 MKMV-Portfolio Manager

Ce modèle est fondé sur l'approche structurelle, initié au début des années 70 par Robert Merton. Son principe est simple, à l'aide de la théorie des options, l'auteur considère que les actions et la dette de l'entreprise peuvent être analysées comme des options sur les actifs de l'entreprise. C'est-à-dire, une action est analysée comme une option d'achat sur un actif, alors que, une dette est considérée comme une option de vente sur le même actif.

Concernant, l'estimation du risque de crédit s'appuie sur la probabilité implicite, lorsque les actionnaires ne puissent pas exercer leur call sur les actifs de la firme.

#### **3.2.1 Définition du modèle KMV (Kealhofer, McQuown et Vasicek)**

Le modèle KMV représente un modèle de quantification du risque de crédit, il se base sur le calcul de la «distance au défaut» à partir de la barrière qui enclenche le défaut, cette distance est transformée en probabilité de défaut (aussi appelée « fréquence de défaut espérée » ou « Expected Default Frequency » ou EDF).

#### **3.2.2 Méthodologie du modèle KMV**

La méthodologie est basée sur le modèle Black & Sholes qui sert à déterminer la valeur des options. La première étape s'agit de modéliser la probabilité de défaut (ou Expected Default Frequency pour KMV) à travers l'estimation de la valeur de marché et la volatilité des actifs de l'entreprise, la deuxième étape concerne le calcul de la distance de défaut (DD), qui se définit par la différence entre la valeur espérée des actifs moins le point de défaut, déterminé comme la somme des dettes à court terme et long terme, divisée par la volatilité des actifs.

La troisième étape faut dériver les probabilités de défaut correspondant à la distance de défaut calculée. A titre d'exemple, DD=4 égale à une EDF égale à 40 points de base.

En effet, dans une approche conforme à la théorie optionnelle et au modèle Black & Sholes, la DD peut être exprimée sous la forme suivante :

$$DD = \frac{\ln Va}{Xt} + \frac{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})t}{\sigma\sqrt{t}}$$

Avec : Va : valeur de marché des actifs

SD : seuil de défaut

Xt : valeur comptable des engagements de la firme exigibles à la date t

## CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT

$\mu$  : rendement attendu des actifs de la firme

$\sigma$  : volatilité des actifs de la firme.

La probabilité de défaut, qui correspond à la probabilité que la valeur de marché des actifs de la firme passe sous le point de défaut, sera égale à :  $PD = N(-DD)$

### 3.3 CreditRisk+

Le modèle CreditRisk+ est un modèle statistique du risque de défaut lié au crédit. Aucune hypothèse n'est posée sur les causes du défaut, cependant il considère les taux de défaut et non pas les probabilités de défaut. La méthodologie utilisée par CreditRisk+ est basée sur une approche de portefeuille d'obligation. Ce modèle se base sur le taux de défaut qui est considéré comme une variable aléatoire qui permet l'estimation des probabilités de défaut. La distribution des probabilités du nombre de défaut sur une période donnée suit une loi de Poisson (dont l'intensité est le taux de défaut) :

$$P(n) = \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!} \text{ pour } n = 0, 1, 2, \dots$$

Où  $\mu$  est le taux de défaut moyen pour la période de temps considérée et  $n$  le nombre d'obligation en défaut.

$P(n)$  est la probabilité qu'exactly  $n$  obligations fassent défaut pendant la période de temps considérée

Il conviendra de noter que CR+ n'est pas un modèle à facteurs ; aucune structure de corrélation de facteurs n'est calculée dans ce modèle contrairement aux modèles précédents. Les « facteurs » sont les taux de défaut retenus dans chaque bucket, supposés indépendants.

De tous les modèles de portefeuille, (CR+) est le seul à reposer sur une approche analytique concourant à une plus grande rapidité de calculs des indicateurs de risques sur des portefeuilles contenant un grand nombre de facilités.

**CONCLUSION**

Dans ce chapitre, nous avons tenté d'exposer, à travers une revue de la littérature bancaire, la notion de risque de crédit ainsi que les différents modèles de gestion de risque de crédit, dans un environnement bancaire réglementé à l'international dont l'objectif ultime est d'assurer la stabilité du système bancaire.

Pour une meilleure appréhension, nous avons divisé le premier chapitre en trois sections. Nous avons présenté au niveau de la première, la notion et les types du risque de crédit. Au niveau de la deuxième, nous sommes focalisés sur la gestion externe du risque de crédit.

Cette gestion se réfère aux mesures proposées par les accords bâlois. Enfin, dans la dernière section, nous avons abordés les différents modèles de gestion interne de risque de crédit, partant des mesures usuelles aux mesures individuels et de portefeuille, dont le modèle de CreditMetrics que nous avons retenu comme sujet de notre mémoire.

Nous exploiterons dans le deuxième chapitre, la notion des provisions bancaires et les différentes méthodes d'estimation des provisions tout en développant le système de provisionnement du risque de crédit en Algérie.

***CHAPITRE 2 :***  
***APPROCHES DE PROVISIONNEMENT***  
***DU RISQUE DE CREDIT***

## **CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT**

### **INTRODUCTION**

Les banques veillent à appliquer les pratiques appropriées concernant le risque de crédit, et notamment avoir un système efficace de contrôle interne, pour constituer régulièrement des provisions adéquates conformément aux politiques et procédures de chaque banque, au référentiel comptable applicable et aux recommandations prudentielles en vigueur.

Chaque banque est tenue d'adopter des méthodes saines pour l'évaluation et le calcul du risque de crédit. En effet la détermination des provisions s'appuie sur ces méthodes et permettant à la banque de comptabiliser d'une manière appropriée et précoce des pertes de crédit attendues.

Dans ce contexte, le calcul du montant de la provision s'appuie sur des méthodes de provisionnement et des mesures de pertes attendues notamment les normes comptables IFRS et IAS et les normes prudentielles.

L'intérêt principal de chaque mode de provisionnement est d'anticiper le montant des pertes sur crédit attendues et le niveau des provisions à consacrer pour absorber les éventuelles pertes.

L'objectif de ce chapitre s'articule autour de la présentation théorique de la notion de la provision et les différentes approches disponibles pour la mesure des pertes de crédit attendues, notamment dans un cadre référentiel qui ne cesse d'évoluer en raison des mutations économiques et financières. Aussi, est-il subdivisé en trois sections :

La première s'articule autour de la notion et les types de la provision, afin de mieux comprendre son importance dans le processus de gestion de risque.

La deuxième, quant à elle, s'intéresse aux différentes méthodes de provisionnement et de mesure des pertes sur crédit attendues. Enfin, la troisième section sera consacrée au provisionnement selon la réglementation algérienne.

## **SECTION 1 : CONCEPT ET TYPES DE PROVISIONNEMENT**

### **1. DEFINITION DES PROVISIONS**

La provision<sup>16</sup> se définit comme une constatation comptable d'une diminution de la valeur d'un élément d'actif ( provision pour dépréciation) ou d'une augmentation du passif exigible à plus ou moins long terme ( provisions pour risques et charges) précise quant à sa nature mais incertaine quant à sa réalisation, que des événements survenus ou en cours rendent prévisibles à la date d'établissement de la situation.

La provision<sup>17</sup> permet de constater la perte de valeur d'un actif, c'est-à-dire de mesurer sa dépréciation. Selon les normes comptables internationales, nous considérons qu'un actif financier est déprécié lorsque sa valeur comptable est supérieure à sa valeur recouvrable. En particulier, cette dépréciation peut résulter de la survenance de certains événements qui ont un impact avéré sur les cash-flows futurs de l'actif. Concernant les instruments de dette, les événements pouvant conduire à une dépréciation sont le défaut, le manquement d'une obligation contractuelle sur des flux de remboursement de principal ou intérêts, ou des difficultés financières significatives de l'emprunteur, avant même que des pertes soient constatées.

Selon l'article 141-5 du Code des impôts directs algérien (CID), la provision est un prélèvement sur les résultats de l'exercice en vue de faire face à des pertes et/ou des charges nettement précisées et que des événements en cours rendent probables à la fin de l'exercice. La provision est déductible si elle vérifie les conditions suivantes<sup>18</sup> :

- Si la provision concerne la couverture d'une charge nettement précisée, c'est-à-dire qu'elle porte sur un élément d'actif ou de charge parfaitement individualisé et non global, dont le montant est correctement évalué et non forfaitaire.
- Si la provision constituée porte sur des pertes ou charges probables. A l'exception, les charges ou pertes improbables.
- Et si la provision composée sert à couvrir une charge déductible. Il convient de mentionner qu'il est impossible de provisionner une charge exclue du droit à la déduction.

---

<sup>16</sup> Butsch Jean-Louis. Le provisionnement du risque bancaire. In: Revue d'économie financière, n°19, 1991. La sécurité des systèmes financiers : II/ Les voies de régulation. pp. 133-146.

<sup>17</sup> Vivien Brunel, Le Risque de crédit Bancaire – Cours en ligne, Département Ingénierie financière, Ecole d'ingénieurs généraliste Léonard de Vinci, Février 2016.

<sup>18</sup> Guide des banques et des établissements financiers 2012, KPMG, édition 2012, p 88.

## **CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT**

La perte ou la charge doit avoir sa source dans l'exercice considéré et doit être portée dans le relevé des provisions joint à la déclaration annuelle des résultats (conditions de forme).

En effet, les banques sont autorisées à constituer des provisions relatives à la profession bancaire. Ainsi, conformément aux dispositions du Code des impôts directs, les établissements de crédit effectuant des prêts à moyen ou à long terme sont admis à constituer, en franchise d'impôt sur les bénéfices des sociétés, une provision destinée à faire face aux risques particuliers afférents à ces prêts ou opérations et dont la dotation annuelle ne peut excéder 5% du montant des crédits à moyen ou à long terme utilisés.

Donc une provision se définit comme la constatation comptable d'une charge incertaine (probable) quant à sa réalisation et/ou à son montant, elles sont constatées en vertu du principe de prudence<sup>19</sup>.

### **2. TYPOLOGIES DE PROVISIONS**

Il y a en général deux types de provisions :

- Les provisions pour dépréciation de l'actif (immobilisé, circulant, trésorerie) ;
- Les provisions pour risques et charges (durables ou momentanées).

#### **2.1 Provision pour dépréciation de l'actif**

Les prêts consentis par les banques représentent généralement une grande partie des actifs de leurs bilans. Ces actifs dont le remboursement apparaît peu probable ou bien exclu, ils seront comptabilisés d'une manière spécifique, en leur attribuant le caractère de créances douteuses et litigieuses et en les distinguant des créances saines.

Chaque banque est libre de laisser une marge d'appréciation aussi large que possible, aussi elle doit appliquer les dispositions relatives aux classements des créances et donc effectuer un classement aux créances de toute nature même assorties de garanties, que doivent être :

- ❖ Présentant un risque probable ou certain de non-recouvrement total ou partiel ;
- ❖ Ou ayant un caractère contentieux (faillite, liquidation de biens, règlement judiciaire) ;
- ❖ Ou donnant lieu à un recouvrement litigieux.

Une fois la banque classe ces créances, la deuxième étape consiste à provisionner tout ou partie de ces encours jugés compromis, et là, il y a des règles qui sont fixées par des textes réglementaires. La dotation au compte de provision dépendra du degré de risque lié à l'actif

---

<sup>19</sup> Principe de prudence est un principe comptable en vertu duquel les pertes de valeur (moins-value) doivent être enregistrées dès qu'elles apparaissent comme probables



## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

concerné, mais aussi de la capacité de la banque à supporter cette charge dans son compte de résultats, et donc de sa rentabilité d'exploitation.

### **2.2 Provision pour risque et charge**

Les banques appliquent le principe de prudence pour bien appréhender les risques liés à leurs activités. En effet, la banque doit prévoir des événements possibles d'avoir des conséquences dommageables sur son activité. Elle est tenue à identifier les grands facteurs de risque, susceptibles à causer des pertes ou des charges dont la réalisation est probable mais l'évolution incertaine. Elle constituera, ensuite, et dans les mêmes conditions de liberté que pour les provisions pour dépréciation d'actif, des provisions pour risques et charges.

Généralement, les principales provisions pour risques et charges comprennent les provisions pour risques d'exécution d'engagements de hors-bilan, les provisions pour risques généraux, les provisions pour pertes de change, les provisions pour litiges, ainsi qu'un certain nombre de provisions spéciales constituées en franchise d'impôt (provisions pour risques afférents aux opérations de crédits à moyen et à long terme, provisions pour risques afférents aux crédits à moyen terme résultant d'opérations faites à l'étranger...).

Par opposition aux provisions pour dépréciation qui sont inscrites en déduction de l'actif qu'elles concernent, les provisions pour risques et charges sont parfois appelées provisions de passif.

### **3. TYPES DE PROVISIONS SELON LE REFERENTIEL COMPTABLE L'IASB**

Selon le traitement comptable IASB<sup>20</sup>, la provision pour perte probable d'un crédit représente une couverture contre un risque de crédit avéré, cette perte probable doit donc être prise en considération à travers une dépréciation enregistrée en déduction de cet encours.

Les provisions pour créances douteuses sont inscrites à l'actif du bilan, elles sont déduites des créances concernées.

Les provisions pour risque de crédit peuvent être défini :

- ❖ Sur la base d'un examen individuel des créances douteuses - ces provisions sont dites « affectées ».
- ❖ Ou bien sur la base d'un examen collectif des encours de créances non douteuses. (ou douteuses non dépréciées sur base individuelle) – ces provisions sont dites « non affectées ».

---

<sup>20</sup> Olivier GRANDI, Provisionnement du risque de crédit : justification des principes et réflexions sur de nouvelles méthodes, MEMOIRE D'ACTUARIAT, Centre d'Etudes Actuarielles, juillet 2011, p 34.

## **CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT**

Nous distinguons ensuite :

- ❖ Parmi les provisions non affectées : les provisions collectives et les provisions sectorielles.
- ❖ Parmi les provisions affectées : les provisions spécifiques dossier par dossier (appelées souvent provisions manuelles) et les provisions statistiques.

### **3.1 Définition de Provisions non affectées (sur base de portefeuille)**

#### **3.1.1 Provisions sectorielles**

L'objectif de ce type de provision est de couvrir les pertes attendues sur un segment de clientèle spécifique (ou qui découlerait d'une région géographique réputée sensible dans le cadre de la provision sectorielle pour risque pays) et que la conjoncture économique aurait contribué à fragiliser davantage. Ces provisions sont réalisées sur des encours sains et sensibles.

#### **3.1.2 Provisions collectives**

Ce genre de provisions sont composées pour combler des pertes attendues, provenant des encours sensibles<sup>21</sup> et dans certains cas des encours en défaut non couverts par une provision affectée individuellement.

### **3.2 Définition de Provisions affectées (sur risque avéré : déductibles)**

#### **3.2.1 Spécifiques dossier par dossier (dites « provisions manuelles »)**

Cette catégorie de provisions est liée aux encours douteux litigieux. Elles sont constituées par les gestionnaires du recouvrement dossier par dossier.

#### **3.2.2 Statistiques**

Ces provisions couvrent les pertes dues aux encours douteux litigieux, constituées par un provisionnement individualisé de niveau créance obtenu par un calcul automatique, et donc le montant de la provision est calculé selon une modélisation statistique de l'espérance de perte future fonction d'éléments signalétiques de la créance à provisionner au jour de la dotation : typologie du produit concerné (crédit immobilier, crédit permanent, crédit personnel, débit en compte ...), ancienneté du défaut Bâle 2, marché concerné (marché des particuliers ou des professionnels ...).

---

<sup>21</sup> En situation non douteuse mais dont la cotation risque est dégradée

## **SECTION 02 : METHODES D'EVALUATION DES PROVISIONS BANCAIRES**

En matière de gestion du risque de crédit, les provisions constituent un volant de sécurité contre les pertes attendues du risque de crédit, elles jouent un rôle essentiel pour les banques dans l'amélioration de la transparence des bilans et leurs impacts sur la volatilité et l'évolution cyclique des bénéfices.

L'intérêt croissant du provisionnement du risque de crédit se manifeste dans les référentiels de Bale et IFRS. Toutefois, plusieurs approches ont été présentées pour le traitement des pertes attendues d'un point de vue comptable et prudentiel.

Certes, les deux référentiels présentent des interactions sur les provisions pour risque de crédit, qui ont des points en commun (concept de perte estimée, probabilité de défaut...) mais elles comportent des différences<sup>22</sup> significatives. Principalement, les idées divergent en matière de l'ampleur de la dégradation objective de la qualité de crédit qui donne lieu à la constitution d'une provision et l'impact de la tarification sur les décisions de provisionnement. Ainsi, elles se différencient quant à la base de calcul des pertes anticipées et au taux d'intérêt retenu pour actualiser les flux de trésorerie futurs.

La présente section passe en revue les principales caractéristiques des approches de traitement des provisions, en s'attachant notamment aux aspects qui les distinguent. Aussi nous souhaitons présenter par la suite le provisionnement selon la réglementation algérienne

### **1. MODELES D'EVALUATION DES PERTES DE CREDITS ATTENDUES**

Plusieurs approches ont été initiées pour fonder le système de provisionnement de pertes de crédits attendues, nous allons dans cette partie traitée ces modèles.

#### **1.1 Norme comptable IAS 39**

La norme comptable IAS 39 a été établie par l'International Accounting Standards Board (IASB), qui est entrée en vigueur en 2001, et qui est relative à la comptabilisation et l'évaluation des instruments financiers.

##### **1.1.1 Présentation de la norme IAS 39**

Cette norme impose la comptabilisation d'un prêt en un encours, si et seulement s'il existe une « indication objective » de dépréciation, résultant d'un ou de plusieurs événements intervenus après la comptabilisation initiale de l'actif, et que ces événements générateurs de

---

<sup>22</sup> Claudio Borio, Philip Lowe, Rapport trimestriel BRI, septembre 2001, p 36.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

pertes ont un impact sur les flux de trésorerie anticipés, actualisés au taux d'intérêt effectif initial, de l'actif financier ou du groupe d'actifs financiers, qui peut être estimé de façon fiable. Autrement dit, L'IAS 39 autorisait l'enregistrement des provisions que lorsque le risque de crédit s'avère, donc elle reconnaît les pertes trop tardivement.

### **1.1.2 Caractéristiques de la norme IAS 39**

#### ❖ Principe

Ce modèle s'appuie sur le principe de la prise en compte de la perte qu'après la survenance de l'événement c'est-à-dire que les provisions ne sont comptabilisées que lorsqu'un événement s'est produit d'où une constatation tardive des provisions.

Concernant la classification des actifs, l'IAS 39 décompose les actifs en quatre catégories : juste valeur par le biais du résultat net, actifs détenus jusqu'à leurs échéances, prêts et créances, actifs disponibles à la vente.

#### ❖ Calcul

Selon cette norme comptable, les provisions sont équivalentes à la différence entre la valeur comptable brute de la créance (capital restant dû) et la valeur actualisée des flux de trésorerie futurs attendus (au taux d'intérêt effectif d'origine).

Les pertes de crédit attendues égalent à la moyenne des pertes de crédit pondéré suivant les risques de défaillance respectifs. Les pertes de crédit représentent la valeur actualisée de tous les manques à gagner en flux de trésorerie<sup>23</sup> sur la durée de vie attendue d'un instrument financier au taux d'intérêt effectif initial.

En effet, l'estimation des flux de trésorerie nécessite la prise en compte de toutes les modalités contractuelles de l'instrument financier (options de paiement anticipé, de prolongation, de rachat...) sur sa durée de vie attendue.

La durée de vie attendue d'un instrument financier est supposée être déterminée de manière fiable. Toutefois, si l'estimation de la durée de vie sera difficile, l'entité peut utiliser la durée contractuelle restante de l'instrument financier.

Il est primordial de définir le Taux d'Intérêt Effectif qui sert à actualiser exactement les décaissements et les encaissements de trésorerie futurs sur la durée de vie attendue de l'instrument financier à la valeur comptable brute de l'actif financier ou le coût amorti du passif financier. Il inclut l'intégralité des commissions et des frais proportionnels payés ou reçus par les parties au contrat, des coûts de transaction.

---

<sup>23</sup> Flux de trésorerie : différence entre les flux de trésorerie dus à une entité et ceux qu'elle s'attend à recevoir.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

Ce taux ne tient pas en compte les pertes de crédit attendues, contrairement au Taux d'Intérêt Effectif Ajusté, qui est en fonction de la qualité du crédit tenant compte des pertes de crédit attendues à l'égard de l'actif financier.

Donc, la formule de calcul du montant de la perte de valeur est la suivante :

**Provision = valeur comptable brute de la créance (capital restant dû réel) -  $\sum$  flux futurs estimés, actualisés au taux d'intérêt effectif d'origine.**

Dans la pratique, l'écart entre le montant en encours et cette valeur actualisée est ensuite passé en charges dans le compte de résultat. Il est appelé «provision» (générale<sup>24</sup> ou spécifique<sup>25</sup>).

### ❖ Critiques

Au cours des années et principalement depuis la crise financière, la norme IAS 39 a présenté des insuffisances et a été fortement critiquée, d'où l'arrivée de la nouvelle norme IFRS09.

En effet et à cause du principe des « pertes encours » et les règles de provisionnement du référentiel comptable IAS 39 sont jugées « trop limitées et trop tardives ». Ce défaut du modèle est apparu avec la crise des subprimes d'ailleurs, ce qui a poussé l'IASB à faire face à ce problème à travers la notion de perte attendue de la norme IFRS 9.

Donc la norme comptable IAS 39 a été remplacé par la norme IFRS 09 «Instruments financiers», cette dernière a été appliqué depuis les exercices à compter du 1<sup>er</sup> janvier 2018.

### **1.2 Norme comptable IFRS 09**

L'IFRS 09<sup>26</sup> « Instruments financiers », c'est une norme qui traite des règles de comptabilisation (et de décomptabilisation), d'évaluation, de dépréciation et de couverture des instruments financiers. Cette nouvelle disposition s'applique notamment à la comptabilisation des pertes de valeur sur les créances clients.

#### **1.2.1 Contenu de la norme IFRS 09**

Le projet de IFRS 9 a été initié en 2008 et la dernière version complète de cette norme qui regroupé les trois phases (classification et évaluation, dépréciation, et comptabilité de couverture) a été publiée en juillet 2014 pour être appliquée en Europe par les entreprises financières, industrielles, et commerciales à partir de 2018.

---

<sup>24</sup> Les provisions générales : elles sont constituées en regard de prêts regroupés en portefeuilles.

<sup>25</sup> Les provisions spécifiques servent à se protéger contre les pertes sur prêts évalués individuellement

<sup>26</sup> Ridha ZARROUK, IFRS 2021, éditions 2021, p749.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

Selon ce modèle, une entité doit prendre en compte non seulement de toutes les informations disponibles sur les événements passés et les circonstances actuelles, mais aussi des prévisions appropriées et disponibles relatives à la conjoncture économique à venir.

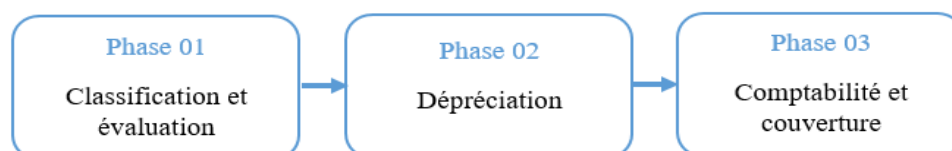
Sous l'égide de cette approche, l'évaluation des pertes de crédit attendues, elle exige l'utilisation d'un modèle de perte de valeur basé sur les pertes attendues (expected loss model), en revanche de la norme IAS 39 qui exige l'application d'un modèle fondé sur les pertes encourues (incurred loss model), selon lequel les pertes de valeur étaient prises en considération uniquement lorsqu'il existait une indication objective de perte de valeur à la date de clôture<sup>27</sup>.

### **1.2.2 Phases de la norme IFRS 09**

La mise en œuvre de la norme IFRS 9 a passé par plusieurs étapes. La première approche a été publiée le 12 novembre 2009. C'est une version relative à « la classification et l'évaluation » des actifs financiers et qui a été complété par une deuxième approche qui inclut les passifs financiers. En novembre 2013, l'IASB a publié un nouveau chapitre de la norme IFRS 9 qui porte sur « la comptabilité de couverture ».

Finalement le 24 juillet 2014, une approche finale de la norme IFRS 9 a été publiée et elle regroupait les trois phases du projet :

*Figure 2 : Phases de la norme IFRS 9*



L'objectif de cette norme consiste à combler les lacunes de la norme IAS 39, comme nous l'avons déjà mentionné et d'assurer plus de couverture contre le risque de crédit, particulièrement pour les banques puisqu'une grande partie de l'actif du bilan des banques est composé de créances clients.

Cette norme doit être appliquée au niveau des banques, afin d'établir ces états financiers en normes internationales. Maintenant, nous allons aborder le modèle d'évaluation de la perte attendue de crédit selon la norme IFRS 09.

<sup>27</sup> FABIEN BRYOIS, JESSICA MOËS, IFRS 9 « INSTRUMENTS FINANCIERS » : LE MODÈLE DES PERTES DE CRÉDIT ATTENDUES Application d'une matrice pour calculer les pertes de valeur sur les créances clients, pratique comptable, 2019, p30.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

### 1.2.3 Evaluation de la perte attendue de crédit (ECL) selon la norme IFRS 9

#### ❖ Principe général d'évaluation

Contrairement à la norme IAS 39, IFRS 9 prévoit la dépréciation de l'actif avant la survenance de l'évènement c'est-à-dire d'une manière préventive.

Cette norme indique que les pertes de crédit attendues doivent être comptabilisées avant que l'instrument financier ne devienne en souffrance car généralement le risque de crédit augmente avant que des facteurs observables se manifestent.

La même norme explique que l'évaluation des pertes de crédit attendue doit être effectuée d'une façon qui reflète :

- « un montant objectif et fondé sur des pondérations probabilistes, qui est déterminé par l'évaluation d'un intervalle de résultats possibles ;
- la valeur temps de l'argent ;
- les informations raisonnables et justifiables sur des événements passés, des circonstances actuelles et des prévisions de la conjoncture économique encore à venir, qu'il est possible, à la date de clôture, d'obtenir sans devoir engager des coûts ou des efforts déraisonnables »<sup>28</sup>

#### ❖ Règles de provisionnement des créances client selon la norme l'IFRS 9

IFRS 09 a introduit un nouveau concept de perte attendue, qui se base sur le provisionnement dynamique. Autrement dit, le nouveau modèle de perte de valeur initié par la norme IFRS 09, se serve des informations anticipées ou encore le «forward looking» dans le but d'anticiper les éventuelles pertes futures et les comptabiliser. Ainsi, l'entité est tenue de constater la dépréciation de l'actif d'une manière systématique, avant même que l'effet générateur de perte se produit, même pour les créances saines. Dans ce cadre, la norme IFRS 09 apporte un référentiel composé de trois phases de provisionnement qui classent les instruments en trois « stages » ou « bucket ».

Bucket 1 pour les créances saines, bucket 2 pour les encours sensibles, et bucket 3 pour les encours non performants. Et chaque bucket prévoit un calcul particulier du risque de crédit.

- Bucket 1 : A ce niveau, les actifs ne sont pas risqués, ni détériorés car ils sont détenus par des clients qui honorent leurs engagements et n'enregistrent aucun retard de paiement, qui dépasse les 30 jours. La perte sur crédit attendue est calculée sur les douze mois à venir.

---

<sup>28</sup> Paragraphe 5.5.17 de la norme IFRS 9

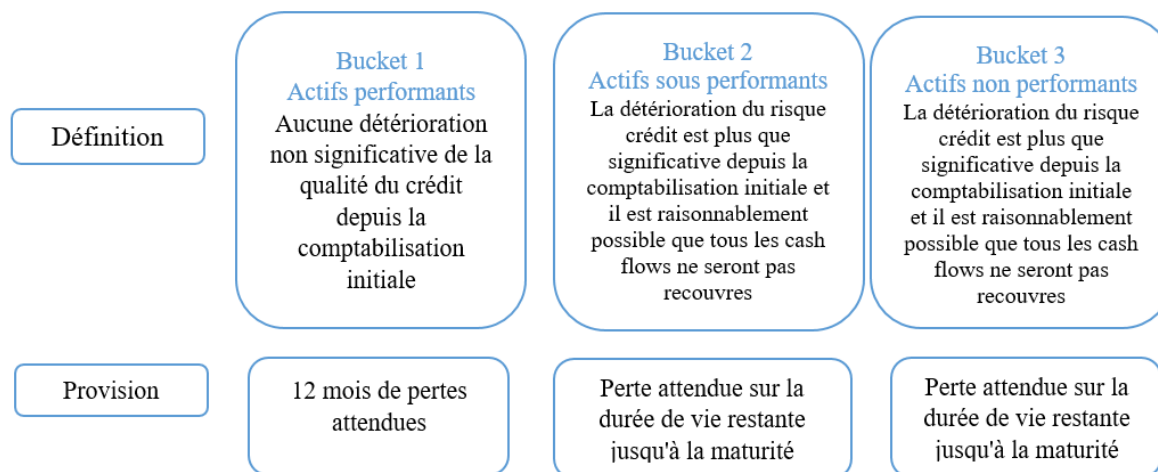
## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

- Bucket 2 : ça concerne les actifs risqués, qui connaissent une dégradation de la qualité du crédit, mais sans l'observation de la perte car il y a un retard de paiement entre 31 jours et 90 jours. La perte sur crédit attendue est estimée sur la durée de vie résiduelle de l'instrument. En effet, il n'y a pas que le retard de paiement qui détermine le passage de bucket 1 au bucket 2, il y a notamment d'autres facteurs qui reflètent la dégradation de la créance comme le rating, le score ou la probabilité de défaut.
- Bucket 3 : présente les créances détériorées avec l'observation d'une perte (un retard de paiement dépassant 90 jours). De la même façon du bucket 2, la perte sur crédit attendue est estimée sur toute la durée de vie résiduelle du contrat.

L'intérêt principal de ce modèle est qu'il renvoie à la détérioration ou à l'amélioration du risque de crédit, à travers les provisions, sur toute la maturité résiduelle du contrat (à l'exception des engagements classés en bucket 1) et non pas sur une seule année tel que le cas constaté en IAS 39.

En plus, il permet de constater une provision prospective, qui comptabilise la perte future avant même la survenance d'un événement de perte (les actifs classés en bucket 1), et dynamique qui évolue en fonction des stages.

**Figure 3 : Classification d'actifs financiers selon la norme IFRS 9**



**Source :** [Les interactions des référentiels Bâle III et IFRS \(revue-banque.fr\)](http://www.banque-france.fr/les-interactions-des-referentiels-bale-iii-et-ifs-9)

### 1.2.4 Modèles d'évaluation de perte de crédit

Deux modèles existent pour calculer la perte de crédit attendue :

- Le modèle général ;
- Le modèle simplifié.



## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

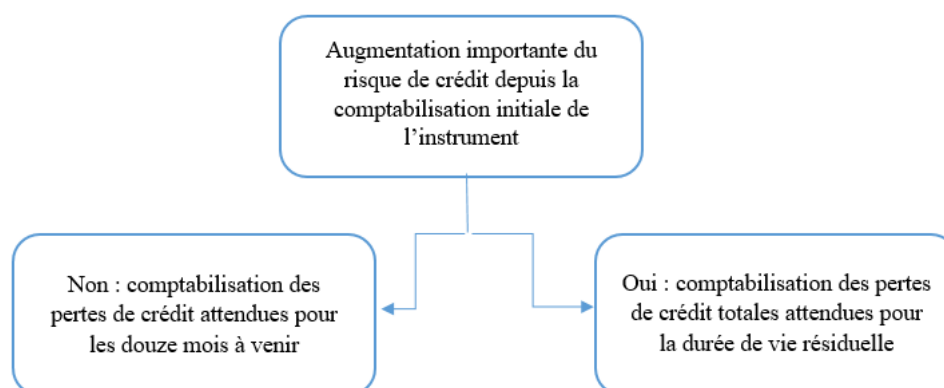
### ❖ Modèle général de pertes de valeur

Le modèle général prévoit qu'à chaque date de déclaration, l'entité apprécie si le risque de crédit associé à un instrument financier a augmenté de façon significative depuis la comptabilisation initiale en s'appuyant sur la variation du risque de défaillance entre la date de reporting et la date de comptabilisation initiale. C'est-à-dire que l'entité évalue le risque de crédit périodiquement en procédant à une classification des créances, qui sont en détérioration ou en amélioration.

Les actifs financiers à l'exception ceux qui présentent déjà une perte de valeur au moment de leur comptabilisation, les pertes de crédit attendues doivent être comptabilisés à la valeur suivante:

- Perte attendue pour les douze mois à venir se calcule à partir de la valeur actuelle des pertes sur créances dus aux défaillances liées à des instruments financiers, qui peuvent avoir lieu dans les douze mois suivant la date de clôture. Ce modèle est utilisé pour les créances, qui ne connaissent pas une augmentation du risque de crédit.
- Ou perte totale attendue pour la durée de vie résiduelle de l'instrument calculée sur la base de la valeur actuelle des pertes sur créances défaillantes tout au long de la durée de vie résiduelle de l'instrument. La figure ci-dessus représentent les deux modes de comptabilisation des pertes de crédit attendues ;

**Figure 4 : Mode de comptabilisation des pertes de crédits attendues**



En effet, si le risque de crédit associé à l'instrument financier n'a pas augmenté de façon importante depuis la comptabilisation initiale d'un tel instrument, il convient de comptabiliser la valeur pour pertes au montant des pertes attendues sur les douze mois à venir. L'entité détermine à la date de reporting, que le risque est faible.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

Toutefois, l'entité détermine si une augmentation significative du risque de crédit est survenue depuis la comptabilisation initiale, dans ce cas la perte sur crédit attendue est déterminée sur la durée de vie résiduelle.

L'IFRS 09 ne donne aucune définition du terme « défaillance ». L'entité peut utiliser ses propres principes d'évaluation et de comptabilisation, et utiliser une définition conforme à celle qui est appliquée dans son système interne de gestion des risques de crédit pour l'instrument concerné.

En outre, cette définition doit être appliquée de manière cohérente pour tous les instruments. Donc, si le modèle général de pertes de valeur devait être appliqué aux créances clients, il en découlerait pour les entités qu'elles apprécieraient l'augmentation du risque de crédit de manière importante depuis la comptabilisation initiale de l'instrument. Les créances seraient ensuite classées en deux catégories, de sorte à opérer une distinction entre la comptabilisation des pertes pour les douze mois à venir et pour l'ensemble de la durée de vie résiduelle.

Les créances clients ont fréquemment un délai de paiement de seulement trente jours.

Dans le cas de délais de paiement courts, le modèle général ne mène généralement pas à une classification des pertes en deux catégories différentes.

- **Montant de la perte de crédit attendue**

La perte attendue de crédit (ECL) est déterminée par la formule suivante :

$$\text{Pertes de crédit attendues} = \text{PD} \times \text{EAD} \times \text{LGD}$$

Selon la norme IFRS 9, la perte de crédit attendue est composée de la probabilité de défaut (PD) et de la perte en cas de défaut (LGD) et le montant exposé au défaut (EAD). Chaque paramètre est évalué de la manière suivante :

La PD des encours non détériorés (bucket 1) est une PD d'un horizon d'un an, à l'opposition la PD des encours détériorés et douteux (bucket 2 et bucket 3) est une PD à maturité c'est-à-dire jusqu'à échéance.

La LGD est estimé par le taux bâlois de 45%.

- ❖ **Modèle simplifié de perte de valeur pour les créances clients**

IFRS 09 a introduit des mesures de simplification permettant aux entités de calculer les pertes de crédit attendues pour la durée de vie résiduelle totale, même dans le cas d'une détérioration significative de la qualité du crédit.

IFRS 09 prévoit la correction de valeur pour perte au montant des pertes de crédits attendues sur **la durée de vie** (à maturité) :

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

- Pour les créances clients ne comportant pas de composante de financement importante, l'entité applique la mesure de simplification relative au contrat n'excédant pas un an.
- Pour les créances clients avec composante de financement importante, l'entité peut appliquer le modèle général consistant à suivre l'évolution de la qualité de crédit sur la durée de vie de la créance.

Il convient de tenir compte du risque ou de la probabilité qu'une perte de crédit survienne ou non même si la probabilité de perte de crédit est faible.

Il faut prendre en compte la période maximale pour évaluer les pertes de crédit attendues qui sera la période contractuelle maximale pendant laquelle l'entité est exposée au risque de crédit.

- **Mesures de simplification pour l'évaluation de la perte de valeur attendue**

Les pertes de crédit attendues sur les créances clients, sans composante financement importante, peuvent être déterminées en fonction d'une matrice de calcul spécifiant des taux de provisionnement fixes établis en fonction du nombre de jours de souffrance<sup>29</sup> de la créance.

Ces taux de provisionnement sont des taux historiques<sup>30</sup> de pertes qui doivent être mis à jour, à la date de clôture, avec des informations et prévisions actuelles. Il est possible de déterminer ainsi les pertes attendues pour la durée de vie résiduelle sous forme de pourcentages forfaitaires, en relation avec différentes durées de souffrance.

Ce type de matrice est utilisé pour les créances ayant un délai de paiement court (p. ex. 30 jours), lorsque l'échéance est plus longue, l'application de la matrice n'est pas facile.

Cependant, la conjoncture économique ne subit pas de grandes fluctuations dans une durée courte de trente jours, pour cette raison les taux historiques de pertes constituent une bonne base pour évaluer les défauts de paiement attendus des créances clients de trente jours.

L'entité qui applique le modèle simplifié, doit tenir compte deux éléments essentiels :

D'une part, le regroupement de créances c'est-à-dire former des groupes de créances présentant des caractéristiques communes de risques de crédit.

D'autre part, l'ajustement des taux historiques de pertes en se basant sur des données prévisionnelles. Il faut s'assurer que les taux historiques de pertes ont été conçus dans des conjonctures économiques qui sont représentatives pour le portefeuille à la date du bilan. A cet

---

<sup>29</sup> 1% si la créance n'est pas en souffrance ; 2% si la période de souffrance se situe entre [1-30] jours ; 3% si la période de souffrance se situe entre [31-90] jours ; 20% si la période de souffrance se situe entre [91-180] jours et ainsi de suite.

<sup>30</sup> FABIEN BRYOIS, JESSICA MOËS, IFRS 9 «INSTRUMENTS FINANCIERS»: LE MODÈLE DES PERTES DE CRÉDIT ATTENDUES Application d'une matrice pour calculer les pertes de valeur sur les créances clients, pratique comptable, 2019, p30.

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

égard, l'entité doit savoir dans quelle mesure les informations actuelles et prévisionnelles influencent sur les taux historiques de pertes de leurs clients. Elle est tenue ainsi d'évaluer dans quelle mesure ces informations ont une incidence sur les pertes futures.

L'entité détient plusieurs possibilités pour créer une telle matrice de calcul. L'une d'entre elles se compose de cinq phases, à savoir :

### **Phase 01: regroupement de créances**

Le regroupement de créances clients peut être établi en s'appuyant sur les critères suivants : région géographique, type de produit, note financière du client, type de garantie, assurance-crédit ou type de client (par exemple, de gros ou de détail).

Dans un premier temps, il faut assembler les créances ayant un risque similaire. Ensuite, il est primordial de déterminer les facteurs significatifs du risque de crédit de chaque groupe.

### **Phase 2: sélection de la durée pertinente pour la détermination des taux historiques de pertes**

Une fois les groupes sont identifiés, l'entité doit recueillir des données historiques de pertes pour chacun des groupes définis. Il est laissé à l'appréciation de chaque entité de définir dans quelle mesure elle peut recueillir des données historiques fiables et pertinentes pour le futur. Dans la pratique, nous pouvons envisager une durée de deux à cinq ans en arrière pour la collecte des données historiques.

### **Phase 03: détermination des taux d'historiques de pertes**

Après avoir identifié les groupes et la durée appropriée pour collecter les données historiques de pertes, l'entité doit déterminer les taux de pertes attendus pour chaque groupe, en fonction des différentes échéances. L'IFRS 9 ne mentionne pas d'exigences précises quant à la détermination des taux historiques de pertes. Cet aspect est donc laissé à l'appréciation de l'entité.

- Etape 3.1 : Le montant total des créances et pertes totales passées : Après la fixation de la période de collecte des données historiques, nous passent à l'estimation du montant total des créances pendant cette durée ainsi que les défaillances afférentes.
- Etape 3.2 : La date d'encaissement des créances : Il convient dans cette étape déterminer le facteur d'ancienneté. Pour ce faire, en se basant sur ses données, l'entité doit, évaluer le temps qui est passé jusqu'à ce qu'elle a pu récupérer la totalité de ses créances, et la part des créances non recouvrées à chaque niveau d'ancienneté.
- Etape 3.3 : La détermination des taux historiques de pertes : Une fois les étapes précédentes sont achevées, l'entité est capable de calculer les taux historiques de pertes,

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

en divisant le montant des défaillances totales par le solde de créances à recouvrer d'un niveau d'ancienneté.

### **Phase 04: prise en compte de facteurs macroéconomiques prévisionnels**

Les taux historiques de pertes calculés à l'étape 3 reflètent les circonstances économiques telles qu'elles se présentaient au moment de la collecte des données historiques. Bien qu'ils constituent un bon point de départ pour l'identification de pertes attendues, ils ne se prêtent pas forcément au calcul de la valeur comptable des créances. Divers ajustements peuvent s'avérer nécessaires pour prendre en compte les particularités du risque de crédit à la date du bilan.

Il faudra alors ajuster en conséquence les taux historiques de pertes pour pouvoir calculer les pertes attendues. Cet ajustement exige de prendre des décisions d'appréciation importantes et doit être étayé par des prévisions fiables sur la situation économique future.

### **Phase 05: calcul des pertes attendues**

L'historique des pertes a été calculé à l'étape 3 puis ajusté en fonction des facteurs macroéconomiques futurs à l'étape 4. Cet historique peut maintenant être utilisé pour calculer les pertes attendues. Les pertes attendues doivent être déterminées de manière distincte, à l'aide des taux historiques de pertes respectivement calculés, pour chacun des groupes définis à l'étape 01. Pour ce calcul, nous multiplions le solde à recouvrer à la date du bilan par l'historique des pertes attendues. Une fois que les pertes attendues ont été déterminées selon cette méthode pour chaque niveau d'ancienneté, nous pouvons calculer le montant total des pertes attendu.

En résumé, le modèle d'IFRS 09 pose de nouvelles exigences applicables au calcul de pertes de valeur concernant presque toutes les entreprises. Lorsque l'état de la situation financière contient un montant important de créances clients, l'entité devra veiller à appliquer une méthode appropriée pour calculer les pertes attendues.

À cela s'ajoute, les entités doivent examiner quel niveau d'information s'impose, notamment lors de la première application de l'IFRS 9. Il est important que les lecteurs des états financiers comprennent l'augmentation des pertes de valeur, les méthodes comptables appliquées ainsi que les principales décisions d'appréciation liées à l'application de la norme IFRS 9.

### **1.3 Réglementation prudentielle**

Dans le cadre des approches de notation interne prévoyaient par le Comité de Bale, trois paramètres dont la banque doit prendre en compte pour calculer la perte sur crédit attendue (EL-expected loss), à savoir PD, LGD et EAD. La formule de calcul est la suivante :

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

$$EL = EAD * PD * LGD$$

Chaque paramètre est estimé selon l'approche de notation interne adoptée par la banque. En effet, dans la méthode avancée, la banque détermine tous les paramètres. En méthode simple, seulement la probabilité de défaut est estimée par la banque, les autres sont fournis par les autorités de tutelle.

### **2. POINTS MISES EN COMMUN ENTRE LES METHODES DE PROVISIONNEMENT**

Plusieurs points de similitude sont en commun entre les normes comptables et les règles prudentielles en matière de méthode de provisionnement et de mesure de pertes attendues, ces normes sont attachées par des définitions communes (théorie de perte estimée, PD, LGD...).

D'une part, la norme IAS 39 présume le concept de « perte avérée », par contre la norme IFRS 9 repose sur la notion de « perte estimée », la même chose pour le comité de Bale, qui applique la notion de « perte estimée » afin de calculer les exigences en capital des encours en méthode « IRB ».

D'autre part, la notion de PD est définie selon le concept de « défaut », par contre, la norme comptable ne reprend pas cette définition mais utilise le critère de « douteux ».

### **3. DIFFERENCES ENTRE LES METHODES DE PROVISIONNEMENT**

Toutefois, il est utile de mentionner les points de divergences :

- La PD comptable correspond à l'estimation en date de clôture (« *point in time* ») c'est-à-dire une PD d'une année donnée qui tient en compte la position du cycle économique; par contre la PD sous Bale est « *through the cycle* » puisqu'elle correspond à une moyenne de cycle autrement dit une moyenne calculée sur toute la période du cycle économique ;
- L'horizon d'étude s'étale à un an pour la PD bâloise. Toutefois, le modèle IFRS 9 a deux horizons d'étude selon les trois buckets, nous trouverons notamment la provision du bucket 1 est à un an pendant que le bucket 2 et le bucket 3 sont calculés sur la maturité des prêts ;
- La LGD comptable est « *point in time* » alors que la LGD réglementaire est *downturn* (c'est-à-dire qui correspond à une moyenne sur un cycle bas ou les risques sont importants et les pertes inattendues sont maximales).

Malgré les divergences mentionnées, les modèles utilisent les mêmes données. Et même, le processus de calcul de la provision comptable est calqué sur les processus

## **CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT**

réglementaires. Ces processus permettront d'avoir, une perte estimée de chaque portefeuille mais qui est ajustée.

### **SECTION 03 : PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT SELON LA REGLEMENTATION ALGERIENNE**

Afin de permettre aux banques algériennes de déterminer le niveau de provisionnement de leurs créances, les règles issues de la Banque d'Algérie ont fixées des critères de classement de la créance, en fonction du degré des risques de non remboursement.

Le règlement N°14-03 du 16 février 2014, relatif aux classements et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers, a pour objet de fixer les règles de classement et de provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers et leurs modalités de comptabilisation.

#### **1. PROVISIONNEMENT DES PERTES SUBIES (EX POST)**

##### **1.1 Présentation du provisionnement ex post**

Le modèle de provisionnement se diffère d'une banque à une autre et d'un pays à un autre. En Algérie le modèle de provisionnement est qualifié de « modèle fondé sur les pertes subies ou avérées » ou provisionnement ex post parce qu'il exige l'enregistrement des provisions après la survenance du défaut.

##### **1.2 Provisionnement ex post selon les normes algériennes**

Selon la réglementation bancaire algérienne, il existe deux classes de créances, à savoir, créances courantes et créances classées, par la suite nous allons détaillées les caractéristiques de chacune.

###### **1.2.1 Classement des créances**

###### **❖ Créances courantes**

Ce sont des créances dont le recouvrement intégral est certain dans les délais contractuels. De plus, cette classe de créance est composée de plusieurs types de créances, à savoir :

- ❖ Les créances assorties de la garantie de l'Etat ;
- ❖ Les créances garanties par les dépôts constitués auprès de la banque ou de l'établissement financier prêteur ;
- ❖ Les créances garanties par les titres nantis pouvant être liquidés sans que leur valeur ne soit affectée.
- ❖ Créances classées

Elles regroupent trois catégories de créances, qui représentent les deux caractéristiques suivantes :

## CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT

- ❖ Un risque probable ou certain de non recouvrement total ou partiel ;
- ❖ Des impayés depuis de trois mois.

### **Catégorie 01 : créances à problèmes potentiels**

Dans cette classe, sont classées les créances qui ne sont pas honorés depuis 90 jours et donc connaissent une incertitude de recouvrement total ou partiel, du fait d'une dégradation de la situation financière de la contrepartie (secteur d'activité en difficulté, baisse significative du chiffre d'affaire, endettement excessif,...) ou connaissant des difficultés internes comme litiges avec les actionnaires. Il est à noter que les créances relatives aux crédits immobiliers destinés aux particuliers sont classées dans cette catégorie si le règlement de l'échéance n'est pas effectué depuis six (6) mois.

### **Catégorie 2 : Créances très risquées**

Sont classées dans cette catégorie toutes les créances non réglées depuis 180 jours, et qui n'ont pas enregistrées aucun mouvement créditeur pendant la période 180 jours à 360 jours.

Concernant les créances liées aux crédits immobiliers sont classées dans cette catégorie si le règlement n'est pas effectué depuis, au moins douze (12) mois.

### **Catégorie 3 : Créances compromises**

A ce niveau, sont classées toutes les créances dont le recouvrement total ou partiel est compromis. Il s'agit notamment des créances ayant une échéance non réglée depuis plus d'un an.

#### **1.2.2 Taux de provisionnement des créances**

Dans ce même règlement, il indique le taux de provisionnement général, pour les créances courantes, le taux de provisionnement général est à hauteur de 1 % annuellement jusqu'à atteindre un niveau total de 3 %.

Pour les créances à problèmes potentiels, les créances très risquées et les créances compromises sont provisionnées respectivement au taux minimum de 20 %, 50 % et 100 %.

#### **1.2.3 Adoption des approches de provisionnement par les banques algériennes**

Comme nous l'avons déjà mentionné que l'approche de provisionnement utilisée par les banques algériennes est l'approche Ex post c'est-à-dire que la provision sera constituer qu'après la survenance du risque de crédit, cela est approuvé par l'article 18 du règlement N°14-03 qui annonce que la comptabilisation des provisions s'effectue qu'après la survenance du risque de non recouvrement, au plus tard à la fin de chaque trimestre. Donc en résumé, les banques algériennes n'adoptent pas le référentiel IFRS 9. Concernant le provisionnement, les banques algériennes appliquent le référentiel bâlois I.



## **CONCLUSION**

A travers ce chapitre, nous avons commencé par la détermination des provisions et ces différents types, puis nous avons présenté les multiples méthodes de provisionnement et de mesures de pertes attendues selon les normes IFRS et les normes prudentielles, ainsi que les normes algériennes.

Par la suite, nous avons exposé les nouvelles normes introduites par l'IFRS 09, qui ont engendré un changement de l'approche adoptée par les banques concernant les dépréciations des pertes ainsi que la manière qu'elles maîtrisent le risque de crédit. En effet, dès qu'un prêt est consenti, la banque doit refléter l'évaluation des pertes estimées et calculées dans leurs états financiers.

***CHAPITRE 3 :***  
***ESTIMATION DES PROBABILITES DE***  
***DEFAUT PAR LES CHAINES DE***  
***MARKOV***

## **CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV**

### **INTRODUCTION**

Les banques algériennes traitent les créances impayées en suivant la réglementation algérienne imposée par la banque d'Algérie, ce règlement a pour objet de fixer une politique de classement des créances et de provisionnement, permettant en premier lieu de classer la créance détenue selon le critère de retard de paiement, ainsi de constituer des provisions en appliquant le taux de provisionnement correspondant à la classe de risque. Cependant, les banques algériennes appliquent le provisionnement ex post c'est-à-dire constitué des provisions après la survenance du risque alors que d'autres banques traitent les créances d'une manière proactive. Toutefois les banques algériennes n'ont pas encore adoptées des outils issus de la réglementation prudentielle. Elles continuent à appliquer les règles et recommandations du premier accord de Bale. Dans cette optique, nous allons élaborer un modèle afin de créer une stratégie de provisionnement d'un portefeuille de créances bancaires, il permet ainsi d'estimer les probabilités de défaut des emprunteurs et donc de mesurer les pertes dues au risque de crédit des banques sur un horizon donné.

**SECTION 01 : PRESENTATION THEORIQUE DES CHAINES DE MARKOV**

Dans cette section, nous avons opté par la présentation d'un modèle de migration, qui permet l'affectation des créances à des classes de risque appelée un Rating, l'objectif de notre modèle est d'aboutir à une constitution suffisante des provisions nécessaires à la couverture des pertes attendues, tout en évitant l'immobilisation importante des fonds de la banque constitués en provision.

**1. CONSTRUCTION D'UN MODELE DE MIGRATION BASE SUR LES « CHAINES DE MARKOV »**

Le modèle de Creditmetrics est un modèle de migration, qui s'appuie sur l'estimation des probabilités de transition des créances d'une classe de risque à une autre et sur la construction des matrices de passage correspondante suivant le processus de Markov.

L'usage des chaînes de Markov en finance apparaît dans la modélisation du changement de la notation de crédit, en permettant de déterminer l'état d'un système à un instant  $t$  à partir d'un certain nombre de ses états historiques.

**1.1 Définition des chaînes de Markov**

Le processus de Markov se définit comme une suite de variables aléatoires  $(X_t, n \in \mathbb{N})$  qui permet de modéliser l'évolution dynamique d'un système aléatoire :  $X_t$  représente l'état du système à l'instant  $t$ . Chaque état change vers un autre état au cours d'un temps discret dans un espace fini  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ , et chaque nouvel état se caractérise par une fonction de distribution :

$$P_{ij} = P \{X_t = e_j / X_{t-1} = e_i\} = P \{X_{t+k} = e_j / P_{t-1+k} = e_i\}, \text{ avec } k \geq 1$$

La probabilité de se trouver dans l'état  $e_j$  à  $t$  est la probabilité de migrer d'un certain état  $e_i$  à l'état  $e_j$  pondéré par la probabilité d'être à  $e_i$  à  $t-1$ .

Une chaîne de Markov est une suite de variables aléatoires  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ , définie sur un espace d'état fini  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ ,  $e_k$  représente un certain nombre d'états. Au cours d'un temps discret, l'état change d'un état à un autre. A chaque transition, le nouvel état est choisi avec une distribution de probabilité fixée préalablement, et ne dépendant que de l'état présent.

**1.2 Propriétés des chaînes de Markov**

Une chaîne de Markov d'espace d'états  $E$  doit vérifier deux propriétés dans  $E$  :

❖  $P (X_t = e_t, \dots, X_0 = e_0) > 0$

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

❖  $P(X_{t+1} = e_{t+1} / X_t = e_t, \dots, X_0 = e_0) = (X_{t+1} = e_{t+1} / X_t = e_t)$

❖ La chaîne est dite homogène si nous avons pour tout  $t \in \mathbb{N}$  et tout  $i, j \in E$ , nous avons :

$P(X_{t+1} = j / X_t = i) = P(X_1 = j / X_0 = i) = P_{ij}$ , Avec  $P_{ij}$  est la probabilité de transition de l'état  $i$  vers l'état  $j$ .

❖ La chaîne est dite non homogène, si elle s'appuie sur le fait que les probabilités de transition d'un état  $i$  à un état  $j$  changent au fil du temps. De ce fait pour tout couple  $(i, j)$ ,

$P(X_t = e_j / X_{t-1} = e_i) \neq P(X_{t+k} = e_j / X_{t-1+k} = e_i) = P_{ij}$ . Selon Raftery, cette probabilité de transition de l'état  $e_j$  à l'instant  $t$  est approximé à une combinaison linéaire des probabilités de transition entre la période  $(t-k$  et  $t)$  :

$$P(X_t = e_{jt} / X_{t-1} = e_{it-1}) = P(X_t = e_{jt} / X_{t-1} = e_{it-1}, X_{t-2} = e_{it-2}, \dots, X_{t-k} = e_{it-k})$$

$$= \alpha_1 P(X_t = e_{jt} / X_{t-1} = e_{it-1}) * \alpha_2 P(X_t = e_{jt} / X_{t-2} = e_{it-2}) * \dots * \alpha_k P(X_t = e_{jt} / X_{t-k} = e_{it-k})$$

$$= \sum_{s=1}^K \alpha_s P(X_t = e_{jt} / X_{t-s} = e_{it-s})$$

### **2. DEFINITION DES PROBABILITES DE TRANSITION ET MATRICE DE TRANSITION**

Soit  $T_t$  la table de transition constitue les éléments  $n_{ci cj}$ , qui représentent le nombre des créances classées  $C_i$  en  $t-1$  puis classées en  $C_j$  en  $t$  avec  $C_i$  et  $C_j \in E$ , alors la matrice de transition est sous la forme suivante :

$$T_t = \begin{pmatrix} n_{c_0c_0} & n_{c_0c_1} & n_{c_0c_2} & n_{c_0c_3} \\ n_{c_1c_0} & n_{c_1c_1} & n_{c_1c_2} & n_{c_1c_3} \\ n_{c_2c_0} & n_{c_2c_1} & n_{c_2c_2} & n_{c_2c_3} \\ n_{c_3c_0} & n_{c_3c_1} & n_{c_3c_2} & n_{c_3c_3} \end{pmatrix}$$

En effet, les éléments de la diagonale, c'est-à-dire les  $n_{ci cj}$  avec  $i = j$  consiste au nombre des créances qui n'ont pas changé de classe pendant la période  $t - 1$  à  $t$  ; Les éléments qui sont en dessous de la diagonale, c'est-à-dire les  $n_{ci cj}$  avec  $i > j$  constitue le nombre de créances qui ont changé de classe en amélioration vers une classe moins risquée sur la période de  $t - 1$  à  $t$  ; Les éléments qui sont en dessus de la diagonale, c'est-à-dire les  $n_{ci cj}$  avec  $i < j$  représente le nombre de créances qui ont changé de classe en dégradation vers une autre classe plus risquée sur la période de  $t - 1$  à  $t$  ;

La somme des éléments d'une ligne représente le nombre de créances classées  $C_i$  en  $t - 1$  ;  $\sum_{j=0}^3 n_{ci cj} = N_{ci}^{(t-1)}$  avec  $N_{ci}^{(t-1)}$  = nombre de créances classées  $C_i$  en  $t - 1$ . La somme des

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

éléments d'une colonne représente le nombre de créances classées  $C_i$  en  $t$  :  $\sum_{i=0}^3 n_{C_i C_j} = N_{C_j}^{(t)}$   
 Avec  $N_{C_j}^{(t)}$  correspond au nombre de créances classées  $C_j$  en  $t$ . Une fois nous avons établi les tables de transition, nous passons à la construction des matrices de transition stochastiques  $M_t$  indiquant la probabilité de transition d'un état à un autre sur la période  $t - 1$  à  $t$ . Ces matrices sont calculées par la méthode des cohortes, elle consiste à faire le rapport entre le nombre de passage d'une classe  $C_i$  à une classe  $C_j$  sur la période allons de  $t - 1$  à  $t$  et le nombre de créances classées  $C_i$  en  $t - 1$  :  $P_{C_i C_j} = n_{C_i C_j} / N_{C_i}^{(t-1)}$

Les matrices de transition  $M_t$  se présentent comme suit :

$$M_t = \begin{pmatrix} P_{C_0 C_0} & P_{C_0 C_1} & P_{C_0 C_2} & P_{C_0 C_3} \\ P_{C_1 C_0} & P_{C_1 C_1} & P_{C_1 C_2} & P_{C_1 C_3} \\ P_{C_2 C_0} & P_{C_2 C_1} & P_{C_2 C_2} & P_{C_2 C_3} \\ P_{C_3 C_0} & P_{C_3 C_1} & P_{C_3 C_2} & P_{C_3 C_3} \end{pmatrix}$$

Avec  $P_{C_i C_j} = P(X_t = C_j / X_{t-1} = C_i)$ .

L'ensemble des éléments de ces matrices sont des probabilités conditionnelles. Chaque ligne de ces matrices constitue une distribution d'une loi de probabilité ce qui implique la somme des éléments de chaque ligne est égale à 1.

$$\begin{cases} 0 \leq P_{C_i C_j} \leq 1 & \forall i, j \in E \\ \sum_{i \in E} P_{C_i C_j} = 1 \end{cases}$$

### **3. DISTRIBUTION FUTURE DES VECTEURS DE PROBABILITE D'ETATS**

L'analyse d'une chaîne de Markov consiste à déterminer le vecteur  $\pi^{(t)}$  des probabilités d'état à l'instant  $t$  :

$$\pi^{(t)} = \{\pi^{(t)}_{C_0}, \pi^{(t)}_{C_1}, \pi^{(t)}_{C_2}, \pi^{(t)}_{C_3}\}$$

$$\pi^{(t)} = \{p(N_t = C_0), p(N_t = C_1), p(N_t = C_2), p(N_t = C_3)\}$$

Ce vecteur dépend de la distribution initiale  $\pi^{(0)}$  et des matrices de transition  $M_t$ . Nous distinguons deux cas de figure ; si les matrices  $M_t$  sont homogènes et égales à  $M$  :  $M_1 = M_2 = M_3 = M$  quel que soit  $n \in E$ , nous avons :  $\pi^{(n)} = \pi^{(0)} M_n$ . Le deuxième cas de figure consiste à une chaîne inhomogène, dans lequel chaque matrice de transition est différente dans chaque période, à cet effet, nous avons :  $\pi^{(n)} = \pi^{(0)} * M_1 * M_2 * \dots * M_n$  Avec  $M_n$  la matrice de transition de la période  $n$ .

### **CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV**

Dans cette section nous avons construit un modèle suite à une formulation mathématique du phénomène de transition des créances entre les classes de risque, il convient de l'exploiter comme un outil de gestion de risque au sein des banques algériennes pour évaluer le risque de passage d'un client d'une classe  $C_i$  vers une autre classe  $C_j$  avec  $j$  supérieur à  $i$  (risque de dégradation) donné par les matrices de transition.

#### **SECTION 02 : PRESENTATION ET ANALYSE DESCRIPTIVE DE LA BASE DE DONNES**

Dans le cadre de la réglementation prévue par Bale II et sur laquelle la réglementation bancaire algérienne prévoit de s'aligner, tous les modèles de gestion de risque du crédit ont pour objectif d'anticiper la perte future sur un portefeuille de crédit.

Dans ce contexte, le but de notre travail est de proposer aux banques l'usage du CreditsMetrics. Cet outil d'aide à la décision permet de mesurer le risque de transition (de la classe moins risquée à la classe la plus risquée) et le risque de défaut aux différentes dates dans le futur.

Donc, avant de procéder à l'application empirique du modèle, nous présentons dans la deuxième section du chapitre, le portefeuille retenu dans notre application ainsi qu'une analyse descriptive des variables figurant dans notre base de données.

##### **1. PRESENTATION DU PORTEFEUILLE**

Dans notre étude empirique, nous avons choisis une base de données constituée d'un portefeuille de créances liées à la Petite et moyenne entreprise (PME). Ce choix est justifié par le fait que la stratégie commerciale du CPA s'appuie sur la diversification de son portefeuille (particulier, entreprise, professionnel), mais consacre une large gamme de produits et services bancaires dédiée à la promotion de la petite et moyenne entreprise, labellisée « PME by CPA ».

Le portefeuille de créances est observé entre 2018 et 2021 sur le nombre total des clients ayant bénéficiés des crédits pour financer les PME auprès du CPA ; Donc il s'agit de l'ensemble des créances sur des crédits accordés aux PME.

Par ailleurs, le portefeuille de créances est décomposé conformément à la classification prévue par la réglementation algérienne en vigueur, plus déterminent par le règlement de la Banque d'Algérie N° 14-03 du 16 Février 2014 qui a pour objectif d'imposer à chaque banque le suivie des règles de classement et de provisionnement des créances et leurs modalités de comptabilisation.

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

Les créances courantes sont les créances dont le recouvrement intégral est certain. Quant aux créances classées, la réglementation bancaire nationale prévoit trois classes de risque qui sont réparties selon le nombre de retard de paiement comme suit :

Classe 1 concerne les créances à problèmes potentiels. Il s'agit des créances dont le retard de paiement dépasse les 90 jours et dont le recouvrement est incertain, cela est dû à une dégradation de la situation financière des entreprises (secteur d'activité en difficulté) ou des difficultés internes (litiges entre les actionnaires).

Classe 2 détermine les créances très risqués. Ce sont des créances dont l'échéance n'est pas réglée depuis 180 jours et dont le recouvrement est plus qu'incertain ; qui sont détenues sur des entreprises ayant une situation financière fortement dégradée et qui pourraient faire l'objet d'une procédure d'alerte.

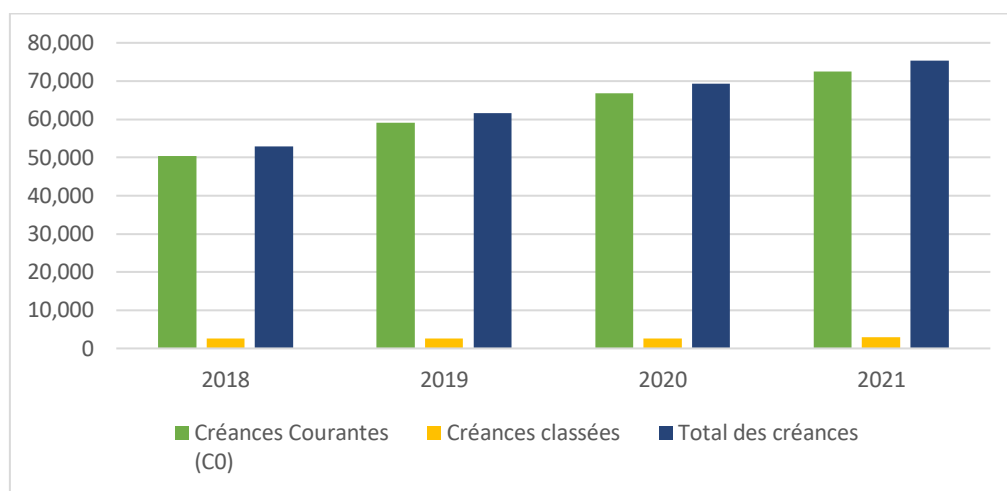
Classe 3 définit les créances comprises dont le remboursement n'est pas honorée depuis plus de 360 jours. Ces créances sont détenues par des entreprises en faillite, en liquidation ou en cessation d'activité. Nous considérons une classe supplémentaire notée 0 qui correspondent aux créances courantes. La classe 0 s'intéressent aux créances courantes dont il n'y a pas de retard de paiement.

#### **2. COMPOSITION GENERALE DU PORTEFEUILLE**

Dans ce portefeuille de créances relatif au PME, nous avons pris deux paramètres, le nombre et le volume des créances pour chacune des classes prévues par la réglementation bancaire. Le tableau suivant représente la composition en pourcentage du portefeuille en distinguant entre les créances courantes et les créances classées.



**Graphique 1: Répartition du portefeuille entre créances courantes et créances classées**



*Source : élabore par nous-même à partir des données internes du CPA*

Le graphique ci-dessus indique la composition du portefeuille des créances en nombre, en distinguant entre les créances courantes et les créances classées. Nous constatons que notre portefeuille est composé de plus de créances courantes que de créances classées.

En effet, cette différence a resté au cours du temps entre 2018 et 2021 presque la même car les créances classées ne représentent qu'un pourcentage quasi insignifiant dans la totalité des créances.

**Tableau 6: Composition du portefeuille de créances relatives aux PME en %**

Année	Créances Courantes (C0)	Créances classées
2018	95,10%	4,90%
2019	95,82%	4,18%
2020	96,37%	3,63%
2021	96,14%	3,86%

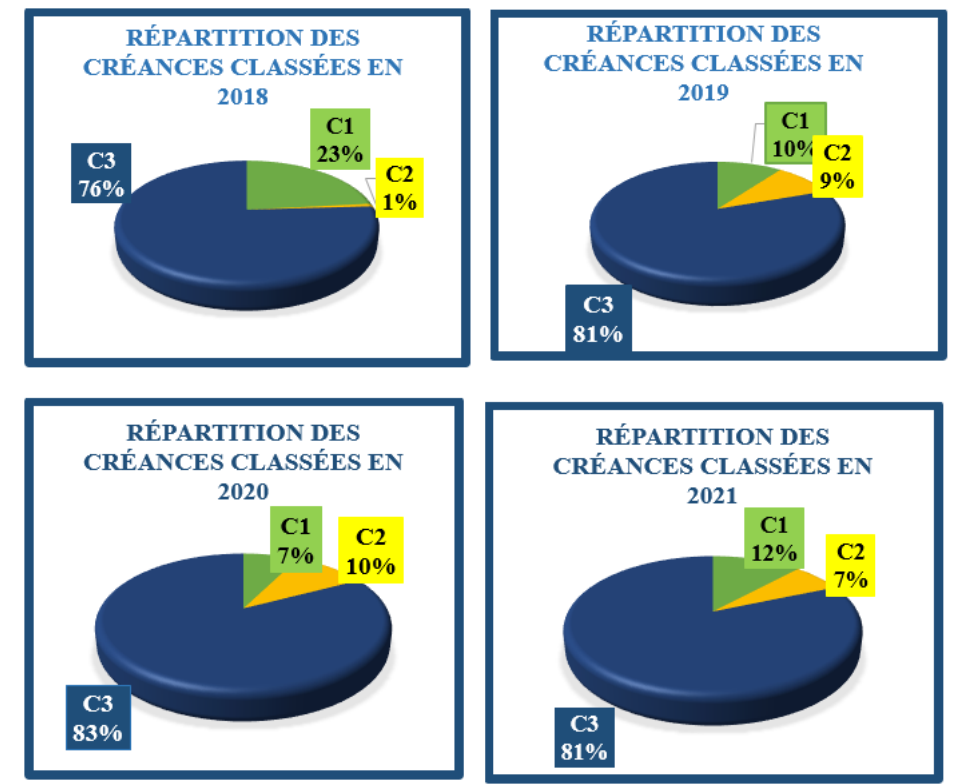
*Source : élabore par nous-même à partir des données internes du CPA*

### **3. COMPOSITION DETAILLE DU PORTEFEUILLE**

Afin d'étudier la composition détaillé du portefeuille, nous présentons la répartition des créances entre les classes de risque relative à la période d'observation, à partir des représentations graphiques comme indiquées ci-dessous.

**3.1 Répartition des créances classées de risque selon le nombre (en %)**

*Figure 5: Répartition des créances classées entre 2018-2021*



*Source : élaboré par nous-même à partir des données internes du CPA*

Comme la montre la figure ci-dessus, l'évolution des créances classées sera détaillée comme suit :

Les créances de la classe 1 qui représente 23% du total engagement en 2018 ont connu une diminution en 2019 pour aboutir 10% ensuite 7% en 2020, puis une augmentation en 2021 pour arriver à 12%. Ces créances sont détenues sur des entreprises ayant des retards de paiements des intérêts ou du principal entre 90 à 180 jours.

Par ailleurs, les créances classées dans la deuxième catégorie représentent 1 à 10% du total engagement au cours de la période 2018-2021. Nous observons à travers notre portefeuille, qu'il est peu habituel de détecter des retards de paiement relatifs aux crédits très risqués entre 180 à 360 jours.

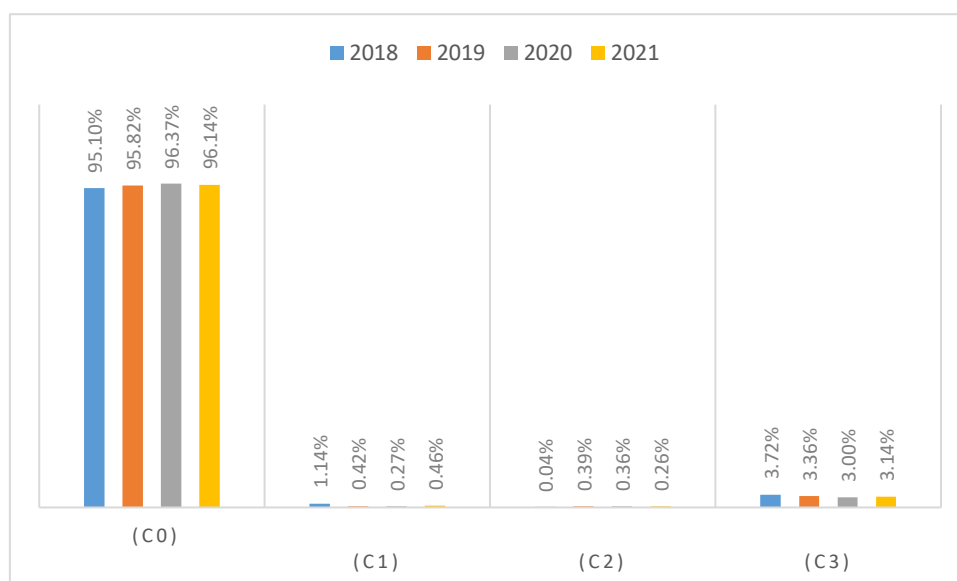
Ces faibles pourcentages peuvent être justifiés par le fait que ces deux classes de risque sont des classes transitoires. En effet, les créances classées 1 ne peuvent pas rester pour

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

longtemps dans cette catégorie. Cette classe se trouve face à deux états de nature, le premier état, au bout des 90 jours, si l'entreprise honore ses engagements et rembourse sa dette, dans ce cas la créance migre de la classe 1 à la classe courante. Le deuxième état est qu'au bout des 90 jours, l'entreprise n'honore pas ses engagements, celle-ci passe en classe 2 caractérisée par un retard de paiement allant de 180 à 360 jours. Une fois cette échéance passe, deux nouveaux états apparaissent ; en cas de recouvrement, la créance migre soit à la classe 1 ou classe courante. En revanche, en cas de défaut de paiement, elle migre vers la classe 3 consacrée aux crédits compromis.

Enfin, les créances compromises classées 3, qui dominent notre portefeuille de créances classées, avec un pourcentage dépassant les 70% durant la période d'observation. Ces crédits pour lesquels les retards de paiement des intérêts ou du principal sont supérieurs à 360 jours, augmentent à 83% en 2020. Ils représentent durant la dernière année de la période 81% de l'ensemble des créances classées. La majorité des créances sont donc liées à un retard de paiement supérieur à une année.

**Graphique 2 : Evolution des créances classées entre les années 2018-2021**



**Source : élaboré par nous-même à partir des données internes du CPA.**

Pendant la période d'étude, l'évolution des créances classées montre d'une façon évidente la prédominance des engagements relatifs aux entreprises intégralement solvables au niveau de la totalité du portefeuille. En effet, les créances courantes classées 0 représentent la majorité de l'ensemble des créances.

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

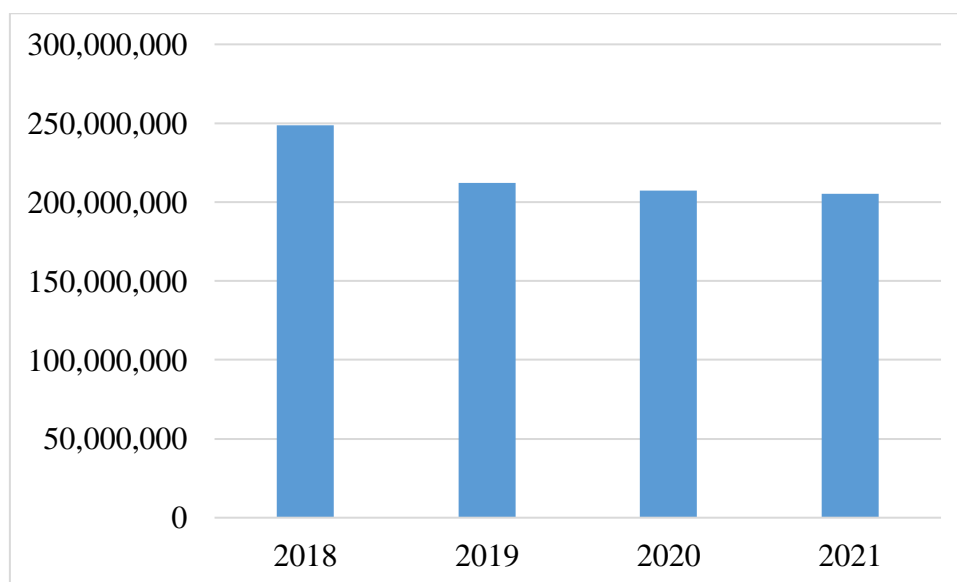
De plus, la classe 3, relative aux créances compromises, demeure stable durant les 4 années d'étude avec une composition annuelle avoisinant les 3%.

Au final, nous remarquons que la classe 1 et la classe 2 sont pratiquement inexistantes au niveau de notre portefeuille. Leurs proportions par rapport à la totalité des créances sont très faibles avec une moyenne de 0,5% pour les créances classées 1 et une moyenne de 0,3% pour les créances classées 2 et ça au titre de toute la période d'étude.

#### **3.2 Répartition des créances selon le volume des engagements**

Le volume global des engagements de la banque, durant la période allant de 2018 à 2021, est représenté sur le graphe suivant :

*Graphique 3 : Evolution du volume global des engagements de la banque durant la période allant de 2018 à 2021 (en milliers de dinars)*



*Source : élaboré par nous-même à partir des données internes du CPA.*

Comme le montre le graphique ci-dessus, le volume des engagements de la banque, composant notre portefeuille est décroissant tout au long de la période considérée.

En effet, le total engagement est aux alentours de 248 582 833 000 dinars en 2018. L'année suivante, le volume des engagements enregistre une baisse de 15% pour arriver à 212 084 143 000 dinars. Au bout de la troisième année de la période étudiée, le CPA baisse ses créances à 2%. Enfin de période, lesdits crédits baissent à 205 280 405 000 dinars soit une diminution équivalente à 1% par rapport à l'année 2020.

#### **4. REPARTITION GLOBALE DES ENGAGEMENTS**

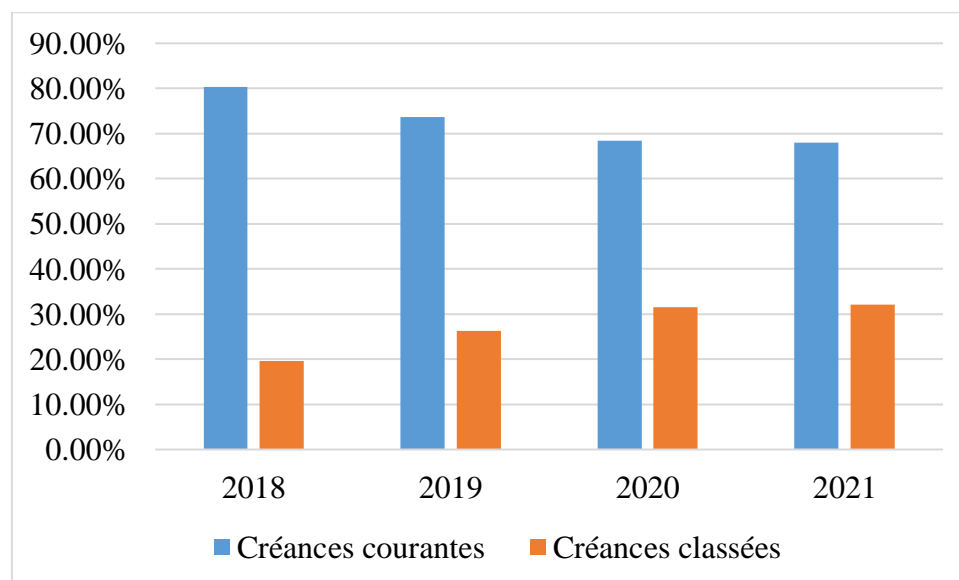
Dans cette partie, nous allons distinguer entre les engagements relatifs aux créances courantes et ceux liés aux créances classées. Ainsi, nous indiquons sur le tableau suivant, le volume des engagements de la banque en milliers de dinars et durant la période allant de 2018 à 2021, dont nous faisons une représentation graphique sous forme de pourcentage.

*Tableau 7: Evolution du volume des engagements de la banque durant la période allant de 2018-2021 (unité: mille dinars)*

<b>Année</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>
<b>Créances courantes</b>	<b>199 732 096</b>	<b>156 241 525</b>	<b>141 769 710</b>	<b>139 510 518</b>
<b>%</b>	<b>80,35%</b>	<b>73,67%</b>	<b>68,42%</b>	<b>67,96%</b>
<b>Créances classées</b>	<b>48 850 737</b>	<b>55 842 618</b>	<b>65 446 798</b>	<b>65 769 887</b>
<b>%</b>	<b>19,65%</b>	<b>26,33%</b>	<b>31,58%</b>	<b>32,04%</b>
<b>Total engagements</b>	<b>248 582 833</b>	<b>212 084 143</b>	<b>207 216 508</b>	<b>205 280 405</b>

*Source : élabore par nous-même à partir des données internes du CPA*

*Graphique 4 : Evolution du volume des engagements de la banque en % durant la période allant de 2018 à 2021*



*Source : élabore par nous-même à partir des données internes du CPA.*

Le tableau montre qu'en 2018, les créances courantes dont le recouvrement intégral est certain représentent 80% du portefeuille. En 2019, ce pourcentage diminue pour arriver à 74%

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

contre un surcroît des créances classées qui atteignent les 26%. Enfin en 2021, les créances courantes sont à leur plus bas niveau par rapport à toute la période retenue avec un pourcentage de 68%. En contrepartie, les créances classées sont au plus haut pourcentage, aboutissant les 32%.

En effet, avec un montant égal à 200 milliards de dinars, les créances courantes représentent 80% du volume total des engagements de la banque, au cours de l'année 2018. A la fin de l'année 2019, elles baissent de 7%. A partir de 2020, le volume des créances courantes ne cesse de baisser. Ce volume enregistre une baisse de 12% en 2021 par rapport à 2018 et atteint les 140 milliards de dinars en 2021.

Par contre, le volume des créances classées, arrive au début de la période d'étude, les 20% avec un montant d'engagement total égal à 49 milliards de dinars. En 2019, ces créances augmentent considérablement de 7%. Concernant le volume des créances classées au cours de cette même année avoisinent les 56 milliards de dinars.

Au cours de l'année 2020, et comme le montre la figure ci-dessus, 32% du volume des engagements sont des créances classées. Ces dernières ont augmenté de 5% par rapport à l'année précédente. Cette augmentation est due à l'impact de la conjoncture induite par la crise de la Covid-19 sur les entreprises algériennes, qui ont affichés des situations de difficultés passagères, et dont le recouvrement de leurs créances n'est plus assuré.

Au titre de l'année 2021, les créances classées ont gardé le même niveau que l'an 2020, elles représentaient que 32% du volume total des engagements, Cette stagnation peut être expliqué par le fait que les banques ont pris des mesures d'allègements en faveur des entreprises nationales. En effet, ces mesures sont imposées par l'instruction n°05 du 06 Avril 2020 de la Banque d'Algérie. Il s'agit selon cette note de rapporter le paiement des tranches de crédit arrivant à échéance, ou de procéder au rééchelonnement des créances de la clientèle impactée par la conjoncture suite à la Covid-19, et d'assurer le suivi des financements au profit des bénéficiaires des mesures de report ou de rééchelonnement des créances.

#### **4.1 Répartition des engagements classés**

Durant notre période d'étude qui s'étale entre 2018 et 2021, les créances classées représentent en moyenne 4,14% de la totalité des créances de notre portefeuille.

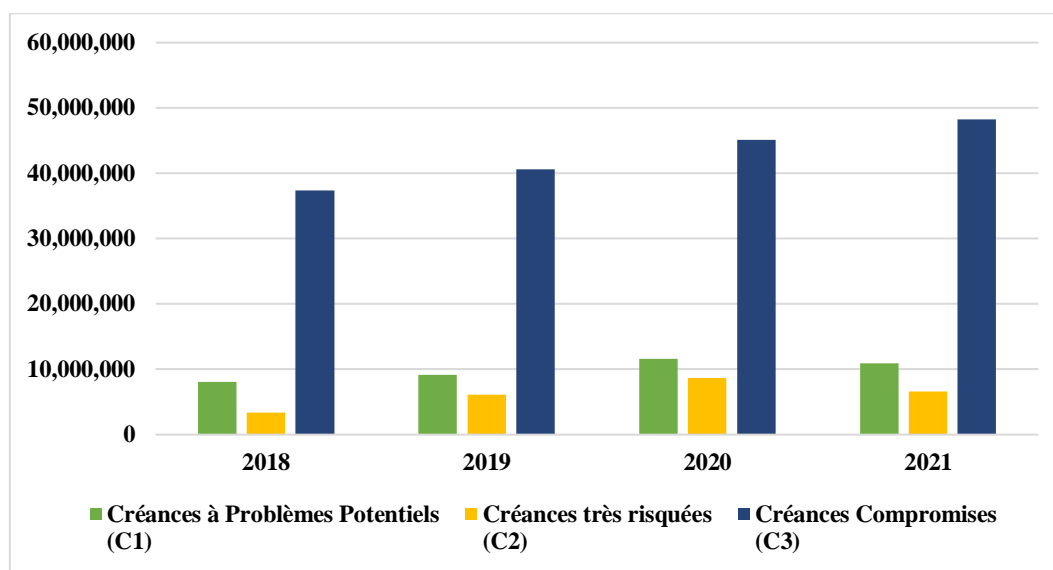
Cette partie est consacré à la description de l'évolution des créances toutes les catégories sont comprises, allant de la classe 1, dont le recouvrement intégral paraît assuré pour les

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

entreprises ayant des difficultés financières, jusqu'à la classe 3, qui est réservée aux créances compromises.

Le graphique ci-dessous montre l'évolution du volume des engagements classe par classe au fil du temps. Son observation indique une concentration massive des volumes des créances au niveau de la classe 3 suivi par la classe 1.

*Graphique 5: Evolution du volume des créances classées entre les années 2018-2021*



*Source : élabore par nous-même à partir des données internes du CPA*

Au fil des quatre années d'étude, la contribution moyenne des créances classées 3 est équivalente à 73% par rapport à la totalité des créances classées. Nous remarquons que les créances classées 3 présentent un niveau moyen d'engagements aux horizons de 42 846 066 000 dinars. Ce volume représente 19,87% de la totalité des créances.

Par ailleurs, les engagements classés au niveau de la classe 1 et 2, consacrés successivement aux créances à problèmes potentiels et aux créances risquées sont très faibles par rapport aux autres engagements. En moyenne le volume perçu au niveau de la classe 1 est proche de 9 940 467 000 dinars, soit 16,8% de l'ensemble des engagements classés. Ce même volume ne traduit que 4,6% de la totalité des engagements de la banque.

De même, le volume de la classe 2 s'élève en moyenne à 6 190 977 000 dinars. Une contribution moyenne de 10,3% par rapports aux créances classées, d'une part, et de 3% par rapport à la totalité des engagements.

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

En concluant, l'analyse descriptive du portefeuille montre que plus de 65% des engagements qui le composent correspondent à des engagements classés en classes courantes. En outre, la plus grande majorité des crédits qui composent le portefeuille sont sans risque et ne cessent de diminuer durant la période d'étude. En effet, concernant les créances classées, l'analyse descriptive nous a permis de dégager une forte prédominance des créances classées en classe 3. En revanche, les créances classées en classes 1 et 2 affichent les pourcentages les plus faibles dans la composition de la base de données. Ces deux classes sont des classes transitoires qui ne peuvent pas rester dans la même classe de risque, plus de 90 jours pour les créances classées 1 et plus de 180 jours pour les créances classées 2.

Notre objet dans la prochaine section de notre étude est la construction des matrices de transition desdites classes de risque.

### **SECTION 3 : APPLICATION DE LA METHODE CREDITSMETRICS SUR LE CAS ALGERIEN**

#### **1. FORMULATION DU PROBLEME PAR LES CHAINES DE MARKOV**

Nous considérons la variable  $X_t$ , une variable aléatoire avec  $t \in \mathbb{N}$ . Ladite variable représente le nombre de créances, durant la période  $t$  définie sur un espace d'état discret  $E = (C_0, C_1, C_2, C_3)$ , composé par les quatre classes de risque. A temps discret  $T$  veut dire que l'état d'une créance change au cours d'un temps discret, à chaque changement le nouvel état de ladite créance est choisi avec une distribution de probabilité et ne dépendant que de l'état présent.

En effet, nous déterminons dans ce qui suit chacun des états composant l'espace  $E$ .

$C_0$  : se référant au premier état de nature à savoir les créances courantes.

$C_1$  : correspond au deuxième état de nature qui regroupe les créances à potentiels problèmes.

$C_2$  : se référant au troisième état de nature constitué par les créances risquées.

$C_3$  : correspond au quatrième état de nature intégrant les créances compromises.

Dans le cadre de ce mémoire, la variable que nous allons étudiée correspond au nombre des créances par classe de risque, observé annuellement durant la période qui s'étale entre 2018 à 2021. A l'aide de cette base de données, nous allons construire, en premier lieu, les trois tables de transition relatives à la période observée.



### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

#### 2. DETERMINATION DES TABLES DE TRANSITION

Dans ce qui suit, nous exposons les trois tables de migration relatives aux trois périodes 2018-2019, 2019-2020, 2020-2021. Ces tables représentent le passage des créances d'une classe de risque à une autre.

2018-2019					
	C0 (0%)	C1 (20%)	C2 (50%)	C3 (100%)	Total
C0 (0%)	<b>48700</b>	<b>112</b>	<b>20</b>	<b>104</b>	48936
C1 (20%)	<b>235</b>	<b>145</b>	<b>208</b>	<b>10</b>	598
C2 (50%)	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	19
C3 (100%)	<b>23</b>	<b>0</b>	<b>5</b>	<b>1936</b>	1964
Total	48961	258	240	2058	51517

*Table 03 : Table de transition relative à la période 2018-2019*

2019-2020					
	C0 (0%)	C1 (20%)	C2 (50%)	C3 (100%)	Total
C0 (0%)	<b>55737</b>	<b>133</b>	<b>35</b>	<b>48</b>	55953
C1 (20%)	<b>161</b>	<b>40</b>	<b>34</b>	<b>24</b>	259
C2 (50%)	<b>23</b>	<b>13</b>	<b>179</b>	<b>24</b>	239
C3 (100%)	<b>82</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1982</b>	2064
Total	56003	186	248	2078	58515

*Table 04 : Table de transition relative à la période 2019-2020*

2020-2021					
	C0 (0%)	C1 (20%)	C2 (50%)	C3 (100%)	Total
C0 (0%)	<b>55343</b>	<b>282</b>	<b>43</b>	<b>129</b>	55797
C1 (20%)	<b>32</b>	<b>33</b>	<b>45</b>	<b>72</b>	182
C2 (50%)	<b>31</b>	<b>7</b>	<b>97</b>	<b>108</b>	243
C3 (100%)	<b>25</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>2040</b>	2067
Total	55431	322	187	2349	58289

*Table 05 : Table de transition relative à la période 2020-2021*

Il est à noter que dans la première période de notre étude, 2018-2019, nous avons un total de créances de 51517, dont 50788 des créances ont gardé le même niveau de risque durant l'année avec plus de 98%. La majorité de ces créances stables sont des créances classées dans la catégorie 0 avec un pourcentage de 95%. Un tel résultat peut être expliqué par la bonne

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

gestion de la banque, en matière d'étude des dossiers d'octroi de crédits et de la solvabilité de ses clients avant d'accorder des crédits.

Cependant, le nombre de créances qui sont en dessous de la diagonale est de 267. Ces créances ont connu une amélioration de leurs qualités de crédit.

Par ailleurs, 462 des créances ont vu une dégradation de leur qualité de crédit en migrant vers des classes de risque plus élevée.

Durant la deuxième période de notre étude, à savoir 2019-2020, nous remarquons que le niveau de stabilisation des créances est presque le même que celui de la période précédente à savoir 99%, Seulement 279 des créances ont perçu une amélioration de leur qualité de crédit. Et uniquement 165 entreprises ont assisté une aggravation de leur situation en termes de niveau de risque.

A partir de cette table, nous pouvons déduire que notre banque ne se trouve pas devant une situation très risquée et n'a pas besoin de remettre en cause sa politique de distribution des crédits.

La table de transition relative à la troisième période 2020-2021, montre que les éléments stables représentent plus de 98% sur un total de 58289 créances. En outre, 97 des entreprises PME ont vu une amélioration et 397 ont connu une dégradation de leurs situation en terme de niveau de risque.

Nous convergions à partir de l'analyse de ces trois tables de migration que le risque auquel la banque est exposée est résumé sur la partie supérieure de la diagonale, cette partie explique le passage de la créance d'un état de nature  $C_i$  vers un autre état plus risqué  $C_j$  tel que  $j > i$ . Alors, la somme de ces éléments nous permet de calculer le nombre de créances ayant une dégradation dans le rating. Ainsi, nous pouvons conclure que le nombre des créances classées considérées risquées a de faibles proportions par rapport aux créances courantes. Cela se traduit par la politique sélective lors de la distribution des crédits au sein du Crédit Populaire d'Algérie.

### **3. CONSTRUCTION DES MATRICES DE TRANSITION**

Le processus markovienne permet de modéliser le risque de transition par la probabilité de transition conditionnelle suivante :  $P(X_t = C_j / X_{t-1} = C_i)$ .

La table de transition sera convertie à une matrice de transition, cette matrice peut être définie par une matrice carrée à double entrée de dimensions  $4 * 4$ , elle est construite par la transformation de chaque ligne de la table en une distribution de probabilité. Pour ce faire, nous

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

divisons chaque chiffre de chaque ligne sur le nombre total d'observations relatives à ladite ligne. En effet, afin d'obtenir les probabilités conditionnelles, nous devons appliquer la formule suivante :  $P_{ij} = \frac{n_{i,j}}{N_i}$

Sachant que  $P_{ij} = P(N_t = C_j / N_{t-1} = C_i)$  : désigne la probabilité qu'un nombre de créances se trouvant à la date t, dans la classe  $C_j$ , à savoir qu'à la date t-1 il était en  $C_i$ . Il s'agit de la probabilité de migration d'un état à un autre au cours d'une année.

$N_i$  : représente le nombre de créances classées dans la catégorie  $C_i$ , au début de l'année.

$n_{i,j}$  : concerne le nombre des créances qui ont migré de  $C_i$  à  $C_j$  à la fin de la même année.

En effectuant la formule précédente sur les lignes, et pour toutes les périodes, nous obtenons les trois matrices de transition, il convient de préciser que les chiffres sont exprimés en pourcentage (%).

$$P_{2018-2019} = \begin{pmatrix} 99,52\% & 0,23\% & 0,04\% & 0,21\% \\ 39,30\% & 24,25\% & 34,78\% & 1,67\% \\ 15,79\% & 5,26\% & 36,84\% & 42,11\% \\ 1,17\% & 0\% & 0,25\% & 98,57\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2018-2019</sub> : Matrice de transition relative à la période 2018-2019*

$$P_{2019-2020} = \begin{pmatrix} 99,61\% & 0,24\% & 0,06\% & 0,09\% \\ 62,16\% & 15,44\% & 13,13\% & 9,27\% \\ 9,62\% & 5,44\% & 74,90\% & 10,04\% \\ 3,97\% & 0\% & 0\% & 96,03\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2019-2020</sub> : Matrice de transition relative à la période 2019-2020*

$$P_{2020-2021} = \begin{pmatrix} 99,19\% & 0,51\% & 0,08\% & 0,23\% \\ 17,58\% & 18,13\% & 24,73\% & 39,56\% \\ 12,76\% & 2,88\% & 39,92\% & 44,44\% \\ 1,21\% & 0\% & 0,10\% & 98,69\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2020-2021</sub> : Matrice de transition relative à la période 2020-2021*

Une matrice de transition sur un an permet de percevoir le changement de rating de chaque emprunteur entre le début et la fin de l'année. Elle fournit, aussi des informations sur les facteurs de risque reliés à chaque emprunteur, qui influencent sa notation.

En effet, chaque matrice est constituée des éléments, qui représentent des probabilités conditionnelles et historiques, vérifiant ainsi deux conditions : chaque élément est compris entre 0 et 1 et la somme de chaque ligne est égale à 1.

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

En ce qui concerne la lecture de la matrice, chaque élément est une intersection entre une ligne et une colonne indiquant la probabilité de migration sur une année. A titre d'exemple, nous supposons qu'à la date  $t-1$  en 2018, un certain nombre d'entreprises est classé dans la classe courante notée  $C_0$ . Afin de déterminer la probabilité de ces entreprises, qu'elles restent encore dans cette classe en  $t$  c'est-à-dire en 2019, nous observons le croisement de la ligne du rang  $i = 0$  et de la colonne du rang  $j = 0$ .

Il s'agit de la probabilité  $P_{00} = P(N_{2019} = C_0 / N_{2018} = C_0) = 99,52\%$ . Donc 99,5% des entreprises de notre portefeuille sont restées dans la même classe de risque pendant l'année entre 2018 à 2019. Cette probabilité est appelée la probabilité de retour vers  $C_0$  en 2019, autrement dit c'est la probabilité que le système retourne à l'état  $C_0$  après une année. Si elle est égale à 1, donc l'état  $C_i$  est absorbant ou persistant. En revanche, si la probabilité de retour est inférieure à 1, L'état  $C_i$  est dit transitoire.

Nous remarquons que les probabilités de transition varient d'une année à une autre, donc elles ne sont pas stables dans le temps. Cela est justifié par la variation du risque de chaque entreprise.

#### 3.1 Test d'homogénéité des matrices de transition

Nous avons utilisés les matrices de transition afin de pouvoir anticiper le risque futur, c'est-à-dire le passage d'une classe de créance moins risqué vers une classe de créance risqué à différents horizons.

Nous supposons qu'à partir d'une matrice de transition à horizon d'un an, nous pouvons déduire la matrice de transition à différents horizons ( $k$ ). Cette hypothèse peut être vérifiée en faisant appel au test d'homogénéité :  $M1 = M2 = M3$ .

Cependant, l'observation des trois matrices de transition nous a permis de constater que les probabilités de migration sont différentes d'une année à une autre, donc il est impossible de déduire les probabilités de transition à divers horizons par la seule observation de la matrice à l'horizon d'un an. A ce stade, nous pouvons dire que les dites matrices ne sont pas stables, elles sont hétérogènes. Le test nous confirme cette hétérogénéité des matrices :

$$\left\{ \begin{array}{l} - H0: P_{2018-2019} = P_{2019-2020} = P_{2020-2021} \\ - H1: au moins deux matrices sont différentes \end{array} \right\}$$

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

Il est à noter que les matrices de transition utilisées pour appliquer le test sont des matrices en termes de nombre. A cet effet, nous faisons appel aux statistiques de Khi-deux de degré de liberté  $\frac{m(m-1)}{2} (d - 1)$  tel que :

$$K = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 \frac{\left( N_{c_i}^{(1)} P_{(c_i, c_j)}^{(1)} - N_{c_i}^{(2)} P_{(c_i, c_j)}^{(2)} \right)^2}{N_{c_i}^{(2)} P_{(c_i, c_j)}^{(2)}} \rightarrow \chi_{r-1}^2$$

Avec m le nombre d'état (m = 4), d le nombre de matrices de transition (d = 3)

$N_{c_i}^{(1)}$  : Le nombre de créances classées en  $c_i$  à la période une.

$P_{(c_i, c_j)}^{(1)}$  : La probabilité de passage de  $c_i$  à  $c_j$  à la période une.

$N_{c_i}^{(2)}$  : Le nombre de créances classées en  $c_i$  à la période p=2.

$P_{(c_i, c_j)}^{(2)}$  : La probabilité de passage de  $c_i$  à  $c_j$  à la période p=2.

Selon ce test, nous acceptons l'hypothèse  $H_0$  si  $K \leq \chi_{r-1}^2 5\%$  (tabulée). Dans ce cas, les matrices sont homogènes.

En revanche, si  $K \geq \chi_{r-1}^2 5\%$ , nous rejetons l'hypothèse  $H_0$ . Les matrices sont hétérogènes.

Avec un nombre d'états de transition m = 4 et un nombre de transition d = 3, nous obtenons un degré de liberté égal à :  $\frac{m(m-1)}{2} (d - 1) = \frac{4*(4-1)}{2} * (3 - 1) = 12$ . D'où, la table nous avons :  $\chi_{r-1}^2 5\% (12) = 21,03$

Les calculs relatifs à K ont permis de dégager le résultat suivant :  $K = 2\,202,70 > 21,03$ . Donc l'hypothèse  $H_0$  est rejetée.

D'après le test, nous retenons que les matrices de transition ne sont pas homogènes, alors il convient de dire qu'il est impossible de déduire une anticipation du risque de migration des classes les moins risquées vers les classes les plus risquées à tous les horizons futurs, à partir de la simple connaissance de la matrice de transition à l'horizon d'un an ou le risque est évalué pour une année.

#### **3.2 Matrice de transition à différents horizons futurs**

Pour fixer le problème d'inhomogénéité des matrices de transition qui nous empêcherons d'estimer les distributions de probabilités futures, nous faisons recourir au modèle

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

autorégressif de Markov selon lequel il est possible de dépasser cette limite et d'anticiper les matrices à différents horizons futurs.

Dans ce contexte, il convient de calculer les matrices à un, deux et trois horizons. Ces matrices peuvent être utilisées pour anticiper le risque futur ou encore estimer les probabilités de migration d'une classe de risque à une autre classe plus risquée, pour la période future 2021-2022.

Par la suite, nous déterminons les matrices à différents horizons ( $k$ ) dans le futur en se basant sur la loi des probabilités totales. Pour ce faire, nous calculons les probabilités de migration entre les classes de risque pour un horizon de deux périodes, ou ( $k = 2$ ). En effet, la loi des probabilités totales prévoit les équations suivantes :

$$P(N_{t+2} = C_j / N_t = C_i) = P(N_t = C_i, N_{t+2} = C_j) / P(N_t = C_i)$$

$$P(N_t = C_i, N_{t+2} = C_j) = \sum_{k=0}^3 P(N_t = C_i, N_{t+1} = C_k \text{ et } N_{t+2} = C_j)$$

$$P(N_{t+2} = C_j / N_t = C_i) = P(N_t = C_i) \sum_{k=0}^3 P_{C_i C_k} * P_{C_k C_j} / P(N_t = C_i)$$

$$P(N_{t+2} = C_j / N_t = C_i) = \sum_{k=0}^3 P_{C_i C_k} * P_{C_k C_j}$$

$P_{C_i C_k}$  : est la probabilité de migrer de la catégorie  $C_i$  vers  $C_k$  entre  $t$  et  $t + 1$ .

$P_{C_k C_j}$  : est la probabilité de migrer de la catégorie  $C_k$  vers  $C_j$  entre  $t$  et  $t + 2$ .

L'usage de cette loi permet de retirer trois matrices de transitions à horizon d'un an, deux ans et trois ans. Ce sont les matrices qui combinent les probabilités de migration entre les différentes créances composantes notre portefeuille, entre les périodes 2018-2019, 2018-2020 et 2018-2021.

Pratiquement, pour dégager ces matrices à divers horizons dans le futur, il suffit de multiplier ces matrices de migration successives. Nous notons  $S_h$  la matrice de transition à l'horizon  $h$ . Nous obtenons :

$$S_1 = P_{2018-2019}$$

$$S_2 = P_{2018-2019} * P_{2019-2020}$$

$$S_3 = P_{2018-2019} * P_{2019-2020} * P_{2020-2021} = S_2 * P_{2020-2021}$$

$$S_h = S_{h-1} * P_{2018+h}$$

Nous trouvons les résultats suivants à savoir que les chiffres sont exprimés en pourcentage (%).

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

$$P_{2018-2019} = \begin{pmatrix} 99,52\% & 0,23\% & 0,04\% & 0,21\% \\ 39,30\% & 24,25\% & 34,78\% & 1,67\% \\ 15,79\% & 5,26\% & 36,84\% & 42,11\% \\ 1,17\% & 0\% & 0,25\% & 98,57\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2018-2019</sub> : Matrice de transition à horizon 1 an : 2018-2019*

$$P_{2018-2020} = \begin{pmatrix} 99,29\% & 0,27\% & 0,12\% & 0,31\% \\ 57,63\% & 5,73\% & 29,26\% & 7,38\% \\ 24,22\% & 2,85\% & 28,29\% & 44,63\% \\ 5,11\% & 0,02\% & 0,19\% & 94,68\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2018-2020</sub> : Matrice de transition à horizon 2 ans : 2018-2020*

$$P_{2018-2021} = \begin{pmatrix} 98,55\% & 0,56\% & 0,19\% & 0,70\% \\ 61,99\% & 2,17\% & 13,15\% & 22,69\% \\ 28,67\% & 1,45\% & 12,06\% & 57,81\% \\ 6,24\% & 0,03\% & 0,18\% & 93,55\% \end{pmatrix}$$

*P<sub>2018-2021</sub> : Matrice de transition à horizon 3 ans : 2018-2021*

#### **4. ESTIMATION DE LA PROBABILITE DE DEFAUT PAR LE MODELE AUTOREGRESSIF DES CHAINES DE MARKOV**

Dans cette partie, nous s'appuyons dans l'estimation des probabilités de transition futures sur le modèle autorégressif de chaîne de Markov, introduit par Raftery (1985) et développé par A. Berchtold. En effet, l'usage de cette modélisation permet de déterminer la distribution future des probabilités de transition dans le cas des matrices de transition hétérogènes. Il convient alors de définir la distribution d'une variable aléatoire aux différents horizons dans le futur en usant des matrices de migration différentes pour chaque période du temps.

Après le calcul des matrices de migration à divers horizons (k) dans le futur, nous appliquons le modèle autorégressif à partir de la matrice de transition à horizon d'un an  $P_{2018-2019}$  ayant la formule suivante :

$$P_t = \sum_{k=1}^3 \alpha_k P_{t-k} P_k$$

A savoir,  $P_t$  : représente la matrice de transition future qui traduit l'ensemble des probabilités pour une créance d'être classée dans chaque état de l'espace E, à la date t.

$P_{t-k}$  : représente la matrice de transition qui traduit l'ensemble des probabilités pour une créance d'être classée dans chaque état de l'espace E, à la date t - k.

$P_k$  : représente les matrices de transition à horizon k.

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

$\alpha_k$  : représente les paramètres autorégressifs d'ordre k et estimable par la relation suivante :

$$\alpha_k = \frac{PP_{ik}}{\sum_{i=0}^n pp_k}$$

Avec,  $\alpha_k$  doit être comprise entre 0 et 1.

$pp_k$  : représente le pouvoir prédictif de la matrice de transition d'ordre k.

$PP_i$  : représente le pouvoir prédictif de la distribution de probabilité, il se calcul conformément à la formule suivante :

$$PP_i = m \sum_{i=1}^m pi^2 - 1 / (m - 1)$$

Le calcul des paramètres autorégressifs nous a donné les résultats résumés dans le tableau suivant :

**Tableau 8: Tableau récapitulatif des calculs relatifs au paramètre autorégressif  $\alpha_k$**

Horizon k	$\sum_{i=0}^n pi^2$	$\sum_{i=0}^n pi^2 - 1$	$PP_{(p)}$ $= m \sum_{i=1}^m pi^2 - 1 / (m - 1)$	Poids de la matrice $\alpha_k$
k = 1	2,6374	1,6374	2,1832	0,3260
k = 2	2,6502	1,6502	2,2002	0,3285
k = 3	2,7351	1,7351	2,3134	0,3454
Somme			6,696883486	1

*Source : élaboré par nous-même à partir des données internes du CPA.*

L'ensemble des calculs relatifs à la détermination des probabilités de transition pour la période future 2021-2022 est présenté dans ce qui suit. Ces calculs nous ont permis d'obtenir la matrice prévisionnelle  $P_{2021-2022}$  exprimée en pourcentage (%) :

$$P_t = \sum_{k=1}^3 \alpha_k P_{t-k} P_k$$

Pour k = 1 : Calcul de  $\alpha_1$  ( $P_{2018-2019}$ ) avec  $\alpha_1 = 0,3260$

$$\begin{pmatrix} 0,3244 & 0,0007 & 0,0001 & 0,0007 \\ 0,1281 & 0,0790 & 0,1134 & 0,0055 \\ 0,0515 & 0,0172 & 0,1201 & 0,1373 \\ 0,0038 & 0,0000 & 0,0008 & 0,3214 \end{pmatrix}$$

Pour k = 2 : Calcul de  $\alpha_2$  ( $P_{2018-2020}$ ) avec  $\alpha_2 = 0,3285$



$$\begin{pmatrix} 0,3262 & 0,0009 & 0,0004 & 0,0010 \\ 0,1893 & 0,0188 & 0,0961 & 0,0242 \\ 0,0796 & 0,0094 & 0,0930 & 0,1466 \\ 0,0168 & 0,0001 & 0,0006 & 0,3111 \end{pmatrix}$$

Pour  $k = 3$  : Calcul de  $\alpha_3$  ( $P_{2018-2021}$ ) avec  $\alpha_3 = 0,3454$

$$\begin{pmatrix} 0,3404 & 0,0019 & 0,0007 & 0,0024 \\ 0,2142 & 0,0075 & 0,0454 & 0,0784 \\ 0,0990 & 0,0050 & 0,0417 & 0,1997 \\ 0,0215 & 0,0001 & 0,0006 & 0,3232 \end{pmatrix}$$

#### **4.1 Estimation de la matrice de transition prévisionnelle 2021-2022**

La matrice de transition prévisionnelle de 2021-2022 que nous avons obtenue en utilisant les estimations de  $\alpha_k$  et en s'appuyant sur la formule du modèle autorégressif suivante :

$M_{prev} = \sum_{k=1}^3 \alpha_k M_k$ , nous a donné la matrice ci-dessous :

$$P_{2021-2022} = \begin{pmatrix} & \mathbf{C0} & \mathbf{C1} & \mathbf{C2} & \mathbf{C3} \\ \mathbf{C0} & 99,11\% & 0,36\% & 0,12\% & 0,42\% \\ \mathbf{C1} & 53,16\% & 10,54\% & 25,49\% & 10,81\% \\ \mathbf{C2} & 23,01\% & 3,16\% & 25,47\% & 48,36\% \\ \mathbf{C3} & 4,21\% & 0,02\% & 0,21\% & 95,56\% \end{pmatrix}$$

##### ***P<sub>2021-2022</sub> : Matrice de transition prévisionnelle relative à la période 2021-2022***

La matrice de transition prévisionnelle nous renseigne que la probabilité dans une année pour qu'une créance courante deviendra une créance classée est moins de 1% et moins de 0,5% pour que cette créance passera à la classe des créances compromises.

Quant aux créances à problèmes potentiels leur probabilité de passage aux créances compromises est de 10,81%.

Le passage des créances risquées en créances compromises est avec une probabilité de transition prévisionnelle de l'ordre de 48,36%.

En ce qui concerne la probabilité de migration des créances classées en catégorie 1 à la classe courante est relativement élevée de l'ordre de 53,16%. Cette probabilité nous informe sur l'effort d'accompagnement de la banque aux PME avec essentiellement le rééchelonnement des crédits et les crédits de consolidation.

Ainsi, nous remarquons que la probabilité de rester dans la même classe est égale à 99,11% pour la classe courante et 95,56% pour la classe compromise contre 10,54% de la classe à problèmes potentiels et 25,47% de la classe risquée.

Nous allons par la suite le vecteur des probabilités d'états.

#### **4.2 Le vecteur des probabilités d'états**

Le vecteur des probabilités d'état noté  $\pi^{(t)} = (\pi_{C0}^{(t)}, \pi_{C1}^{(t)}, \pi_{C2}^{(t)}, \pi_{C3}^{(t)})$  est un vecteur dont chaque composante  $\pi_{C_i}^{(t)}$  représente la probabilité que le système est dans l'état  $C_i$  au moment  $t$ . Les composantes des vecteurs peuvent être calculées à partir des tables de migration avec la formule suivante :

$$\pi_{C_j}^{(t)} = \sum_{i=0}^3 n_{C_i C_j} / N \quad (t = 0, 1, 2)$$

$\sum_{i=0}^3 n_{C_i C_j}$  : représente la somme des éléments de la colonne  $j$ .

$N$  : représente le nombre total des créances  $N = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 n_{C_i C_j}$

La somme de toutes les entrées d'un vecteur de probabilité d'état est égale à l'unité

$$\sum_{i=0}^3 \pi_{C_i}(t) = 1$$

En faisant les calculs nécessaires, nous trouvons les vecteurs de probabilités d'états

$$\pi^{(2019)} = (0,95 \quad 0,005 \quad 0,005 \quad 0,04)$$

$$\pi^{(2020)} = (0,957 \quad 0,003 \quad 0,004 \quad 0,036)$$

$$\pi^{(2021)} = (0,951 \quad 0,006 \quad 0,003 \quad 0,04)$$

Dans notre cas le modèle s'écrit sous la forme suivante:

$$N_t = \sum_{k=1}^3 \alpha_k N_{t-k} M_k$$

$N_t$  : défini les probabilités d'être dans chaque état de E.

$\alpha_k$  : Les paramètres autorégressifs d'ordre  $k$ .

$N_{t-k}$  : Les probabilités d'être dans chaque état de E à l'instant  $(t - k)$ .

$M_k$  : Les matrices de transition entre les périodes  $(t - k$  et  $t)$ .

$\alpha_k$  : mesure le poids de la matrice  $M_k$  dans la modélisation estimée, qui nous donne :

$$\alpha_1 = 0,32$$

$$\alpha_2 = 0,33$$

$$\alpha_3 = 0,35$$

$$\alpha_1 N_{t-1} M_1 = (30,31\% \quad 0,13\% \quad 0,12\% \quad 1,44\%)$$

### CHAPITRE 3 : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAUT PAR LES CHAINES DE MARKOV

$$\alpha_2 N_{t-2} M_2 = (31,44\% \quad 0,13\% \quad 0,10\% \quad 1,33\%)$$

$$\alpha_3 N_{t-3} M_3 = (33,17\% \quad 0,14\% \quad 0,12\% \quad 1,56\%)$$

D'où

$N_{2022} = (94,93\% \quad 0,40\% \quad 0,34\% \quad 4,33\%)$  est le vecteur des probabilités d'état, il représente le poids relatif des créances accordées.

#### 4.3 Résultat de l'application du Creditmetrics

L'objectif de notre travail est d'appliquer le modèle Creditmetrics sur notre portefeuille de créances relatives à des crédits destinés aux PME, ce modèle nous a permis d'arriver à tirer des estimations futures des probabilités de défaut, qui nous serviront à fixer une stratégie de provisionnement de notre portefeuille. A travers notre étude nous déduisons que :

- ❖ Pour les PME de la classe 1, la probabilité d'appartenir à cette classe est de 0,40%, donc moins de 0,5% sera provisionné à la fin de 2022 à 20%.
- ❖ Concernant les PME de la classe 2, la probabilité rattachée à cette classe est de 0,34% alors uniquement 0,34% de ce portefeuille sera provisionné à la fin 2022 à 50%.
- ❖ En matière des PME classées dans la catégorie 3, la probabilité relative à cette classe égale à 4,33%, cependant moins de 5% de ce portefeuille sera provisionné à la fin de 2022 à 100%.
- ❖ A propos des PME classées en classe saine (0), la probabilité liée à cette classe est de 94,93%, et qui sera provisionné à la fin 2022 à 1% à 3%.

Cette dernière probabilité représente une forte proportion des PME qui ne vont pas faire défaut, nous remarquons ainsi une tendance baissière des créances classées. Ceci peut être expliqué par le fait que le CPA possède un système de recouvrement efficace avec un processus de sélection des clients très performant, ce qui permet au CPA de prendre la bonne décision de gestion et de suivi des risques, ainsi la disposition des compétences en matière d'analyse de crédit et de gestion des créances classées.

## CONCLUSION

Dans un contexte d'une bonne évaluation et maîtrise du risque de crédit, les banques sont tenues à renforcer leurs systèmes de contrôle interne. A travers les trois sections ci-dessous, nous avons essayé d'appliquer le modèle de gestion du risque de crédit appelé CreditMetrics sur un ensemble de données relatifs au Crédit Populaire d'Algérie.

Nous nous sommes basés sur un portefeuille composé de 259 119 créances sur des crédits à moyen et long terme accordés aux PME et ce sur la période allant de 2018 à 2022.

L'application de la première étape du modèle, nous a permis de tirer trois matrices de transition des créances. Celles-ci résument les probabilités de migration des créances d'une classe de risque à une autre. Après, nous avons pu estimer les probabilités de transition de la période à venir, grâce à l'utilisation d'un modèle autorégressif des chaînes de Markov. Ces estimations permettent à chaque banque d'appréhender le niveau de dégradation des crédits accordés et d'approcher, par conséquent, le niveau nécessaire de provisionnement pour couvrir le risque de crédit.

Nous précisons, que le modèle CreditMetrics n'est qu'un outil d'aide à la décision, parmi d'autres, et que la décision finale revient toujours aux responsables de gestion de crédit de la banque.

## CONCLUSION GENERALE

### CONCLUSION GENERALE

Durant la réalisation de l'activité bancaire, qui a pour fonctions, l'intermédiation bancaire et la proposition de plusieurs services annexes, la banque s'expose à des risques inhérents plus particulièrement le risque de crédit. En effet, la gestion de ce dernier répond principalement aux objectifs suivants : permettre à la banque d'anticiper les pertes moyennes à venir et donc déterminer le niveau de capital pour couvrir ces éventuelles pertes et, aussi, fournir à la banque une estimation des pertes maximales possibles, c'est-à-dire le plafond des pertes que la banque peut potentiellement avoir à supporter. Ces pertes maximales permettant donc, de fixer le montant des fonds propres nécessaires pour assurer le risque total sur son encours de prêt.

Pour atteindre ces objectifs, la banque fait appel à des outils traditionnels et à de nouveaux outils permettant à la fois la gestion individuelle du risque de crédit et la gestion de portefeuille de ce dit risque. Il existe, en effet, les outils les plus classiques tels que les règles prudentielles, sous l'égide du comité de Bale, qui ont proposé trois mesures (standard, IRB de base et IRB avancée). De même, l'accord de Bale II incorpore la notion de Value At Risk (VAR). Ces outils se sont par la suite dotés par l'apparition de d'autres mesures de risque au niveau de portefeuille de crédit par la banque, telles que CreditRisk+, Portfolio Manager, CreditMetrics.

Au cours de notre mémoire, nous avons tenté de répondre à notre problématique, qui porte sur l'estimation des probabilités de défaut futures en appliquant sur des données algériennes, l'une de ces approches proposées par les réglementations internationales, et qui nous a semblé la mieux adaptée pour répondre à notre questionnement. Il s'agit du modèle Creditmetrics établi par J.P Morgan en 1997. C'est un outil permettant d'estimer les pertes attendues suite à la construction des matrices des probabilités de migration d'une classe de risque à une autre en utilisant le processus de Markov. L'intérêt de l'estimation de la probabilité de défaut est aidé la banque à gérer, d'une manière optimale et dynamique les provisions bancaires indispensables pour couvrir la perte attendue des crédits. A partir des résultats obtenus, nous jugeons que cette technique mérite d'être adoptée par les banques algériennes comme étant un moyen d'aide à la décision.

## CONCLUSION GENERALE

Par ailleurs, notre étude empirique est basée sur le total d'un portefeuille de créances classées par catégories de risque de crédit et relatives à des crédits accordés aux PME du Crédit Populaire d'Algérie, afin de suivre la dynamique des créances à travers les classes de risque et ce entre la période 2018-2021. Notre base de données composée de nombre de créances et leurs valeurs en dinar algérien, nous a servis pour construire, en premier lieu, les tables de transition représentant le passage de classe de risque d'une année à l'autre, correspondantes aux années suivantes : 2018-2019, 2019-2020, 2020-2021, après cette phase, nous avons construit trois matrices de transition à travers la conversion des tables de transition, pour les mêmes périodes déjà mentionnées en haut. Cette conversion se fait à travers la transformation de chaque ligne de la table en distribution de probabilité. A cet effet, nous avons divisé chaque élément de chaque ligne par le nombre total d'observations relatives à ladite ligne.

La phase suivante consiste à dégager les probabilités de défaut futures, mais avant cela, il convient de tester l'homogénéité des matrices précédemment mentionnées. Nous avons appliqué le test de Khi-deux, pour vérifier l'homogénéité des matrices. Le résultat obtenu de ce test est qu'elles ne l'étaient pas homogènes, ces matrices sont hétérogènes. Dans ce cas, nous avons appliqué le modèle autorégressif des chaînes de Markov. Cette modélisation nous a servis pour déterminer la distribution d'une variable aléatoire aux différents horizons dans le futur en utilisant des matrices de transition différentes pour chaque période du temps.

Toutefois, nous avons remarqué lors de la construction des trois matrices de transition, que généralement, il y a une forte concentration des probabilités de transition au niveau des classes courantes au niveau de toute la période d'étude. Cette tendance peut-être expliquer par la bonne gestion de la banque ainsi son efficacité quant à sa politique de crédit. Et même, au cours de la période Covid-19, les probabilités de transition ont gardé la même tendance car la banque a procédé au rééchelonnement des créances suivant les instructions de la Banque d'Algérie.

L'application du modèle autorégressif, nous a permis de dégager une matrice prévisionnelle pour la période 2021-2022. Cette matrice nous a servis à définir le vecteur de probabilités d'états, ce dernier permet à la banque d'anticiper une stratégie de provisionnement optimale. Dans notre cas, le vecteur nous renseigne que 0,40% de notre portefeuille PME sera provisionné avec un taux de provisionnement de 20% d'ici la fin de 2022. Alors que 0,34% de notre portefeuille sera provisionné de 50% en fin 2022, tandis que 4,33% seront provisionné à 100%.

## CONCLUSION GENERALE

Quant aux créances courantes représente 94,93% de notre portefeuille, et qui seront provisionné d'un taux entre 1% à 3% à la fin de 2022.

De plus, l'estimation de la matrice de migration prévisionnelle nous informe sur le niveau de dégradation de la notation des crédits octroyés et nous approche le niveau suffisant de provision que la banque est tenue de maintenir pour se couvrir contre les pertes de crédit.

La méthode Creditmetrics peut être généralisée sur la totalité des crédits bancaires notamment les crédits accordés aux entreprises quelques soient leurs tailles ou les crédits destinés aux particuliers.

Aussi, il convient de dire, que certes la méthode Creditmetrics est un outil de très bonne qualité, dont les banques peuvent se servir afin d'obtenir de meilleurs résultats mais elle ne peut pas remplacer l'expérience et le jugement professionnel des gestionnaires des risques.

Pour conclure, il convient de souligner que notre modèle Créditmetrics est très sophistiqué, mais qui peut être appliqué par l'ensemble des banques algériennes. Il permet de capter la dynamique des transitions entre les classes qui permettra de prévenir le risque de crédit d'une manière plus précise.

## BIBLIOGRAPHIE

## BIBLIOGRAPHIE

### Articles

- BENJAMIN H. COHEN, GERALD A. EDWARDS JR, « **La nouvelle ère des provisions pour pertes de crédit attendues** », Rapport trimestriel BRI, Mars 2017.
- BUTSCH JEAN-LOUIS, « **Le provisionnement du risque bancaire** », Revue d'économie financière, n°19, 1991, pp. 133-146.
- FABIEN BRYOIS, JESSICA MOËS, « **IFRS 9 «INSTRUMENTS FINANCIERS» : LE MODÈLE DES PERTES DE CRÉDIT ATTENDUES Application d'une matrice pour calculer les pertes de valeur sur les créances clients** », Pratique comptable 2019.
- FIGUET, JEAN-MARC, « **Le traitement du risque de crédit dans l'Accord de Bâle II : une évaluation** », Revue d'économie financière, Année 2003, pp. 277-293.
- KHERCHI HANYA, « **ESTIMATION DES PROVISIONS BANCAIRES PAR LE CALCUL DES PROBABILITES DE DEFAULT** », Algerian Scientific Journal Platform Asjp, 2016.
- Riad BAHA, « **Risque de crédit et défaillance des entreprises, quelle démarche pour une évaluation a priori ? Une Revue De Littérature** », Revue d'Economie et de Statistique Appliquée, Numéro 22 Décembre 2014.
- VINCENT BOUVATIER, LÆTITIA LEPETIT, « **Canal des provisions bancaires et cyclicité du marché du crédit** », Revue économique, Vol. 62, No, Janvier 2011, pp. 67-85.

### Ouvrages

- ARNAUD DE SERVIGNY, IVAN ZELENKO, « **Le risque de crédit face à la crise** », édition DUNOD, Paris, 2010.
- CATHERINE KARYTOS, « **l'essentiel de la banque** », Gualino Extensio éditions (2<sup>eme</sup> édition), 2015-2016, p 68.
- COUSSERGUES S, Gautier BOURDEAUX, Thomas PERAN, « **Gestion de la banque : Normes et réglementation à jour, Nouvelles stratégies bancaires** », 8<sup>ème</sup> édition, Edition DUNOD, 2017.
- DESMITCH F., Pratique de l'activité bancaire, Edition DUNOD, Paris, 2004.



## **BIBLIOGRAPHIE**

- GASSOUMA M, « **Gestion et couverture du risque de crédit bancaire** », Editions Universitaires Européennes, 2014.
- KHAROUBI C, THOMAS PHILIPPE, « **Analyse du risque de crédit : banque et marchés** », 2ème édition Revue Banque, Paris, 2016.
- Ridha ZARROUK, « **IFRS 2021** », éditions 2021.
- ROUACH M et ROUACH E., « **Finance et gestion dans la banque** », 3ème édition, Edition Revue Banque, 2018, France.
- SYLVIE DE COUSSERGUES, GRANTIER BOURDEAUX ; **La gestion de la banque « du diagnostic à la stratégie »** ; Dunod ; Paris, 2010.

### Travaux universitaires

- Olivier GRANDI, « **Provisionnement du risque de crédit : justification des principes et réflexions sur de nouvelles méthodes** », MEMOIRE D'ACTUARIAT, Centre d'Etudes Actuarielles, juillet 2011.

### Documents

- Guide des banques et des établissements financiers 2012, KPMG, édition 2012.
- RiskMetrics™—Technical Document, J.P.Morgan/Reuters, Fourth Edition, 1996.
- Vivien Brunel, **Le Risque de crédit Bancaire – Cours en ligne**, Département Ingénierie financière, Ecole d'ingénieurs généraliste Léonard de Vinci, Février 2016.

### Règlements

- Règlements de la Banque d'Algérie N°14-03 du 16 février 2014 relatif aux classements et provisionnement des créances et des engagements par signature des banques et établissements financiers.

### Rapports

- Bullentin de la banque de France, N° 95, Novembre 2001.
- Claudio Borio, Philip Lowe, Rapport trimestriel BRI, septembre 2001.
- NOUVEL ACCORD DE BALE SUR LES FONDOS PROPRES, Banque Des Règlements Internationaux, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Avril 2003.
- Rapport trimestriel BRI, Mars 2017.

### Sites

- *Les interactions des référentiels Bâle III et IFRS (revue-banque.fr).*

## Table des matières

### Table des matières

REMERCIEMENT.....	<a href="#">A</a>
DEDICACE.....	<a href="#">B</a>
LISTE DES TABLEAUX.....	<a href="#">C</a>
LISTE DES FIGURES.....	<a href="#">C</a>
LISTES DES GRAPHES.....	<a href="#">C</a>
ABREVIATIONS.....	<a href="#">D</a>
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 : NOTIONS THEORIQUES SUR LE RISQUE DE CREDIT.....	6
INTRODUCTION.....	6
SECTION 1: RISQUE DE CREDIT, DEFINITION ET TYPOLOGIE.....	7
1. Definition du risque de credit.....	7
2. Analyse et identification du risque de credit.....	8
3. Typologie du risque de credit.....	9
4. Decomposition du risque de credit.....	10
SECTION 2 : GESTION EXTERNE DU RISQUE DE CREDIT : LES REGLES PRUDENTIELLES INTERNATIONALES.....	11
1. Présentation du comité de bête.....	11
2. Accord de bale I.....	11
3. Accord de bale II.....	13
4. Accord de bale iii.....	16
5. Accord de bale IV.....	18
SECTION 3 : GESTION INTERNE DU RISQUE DE CREDIT.....	19
1. Mesures usuelles du risque de crédit.....	20
2. Mesures du risque de crédit au niveau individuel.....	24
3. Mesures du risque de crédit au niveau d'un portefeuille.....	26
CONCLUSION.....	30
CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT.....	31
CHAPITRE 2 : APPROCHES DE PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT.....	32
INTRODUCTION.....	32
SECTION 1 : CONCEPT ET TYPES DE PROVISIONNEMENT.....	33
1. Definition des provisions.....	33

## Table des matières

2. Typologies de provisions .....	34
3. Types de provisions selon le référentiel comptable l'iasb .....	35
SECTION 02 : METHODES D'EVALUATION DES PROVISIONS BANCAIRES .....	37
1. Modèles d'évaluation des pertes de crédits attendues .....	37
2. Points mis en commun entre les méthodes de provisionnement .....	48
3. Différences entre les méthodes de provisionnement .....	48
SECTION 03 : PROVISIONNEMENT DU RISQUE DE CREDIT SELON LA REGLEMENTATION ALGERIENNE .....	49
1. Provisionnement des pertes subies (ex post) .....	49
CONCLUSION .....	51
CHAPITRE III : ESTIMATION DES PROBABILITES DE DEFAULT PAR LES CHAINES DE MARKOV .....	54
INTRODUCTION .....	54
SECTION 01 : PRESENTATION THEORIQUE DES CHAINES DE MARKOV .....	55
1. Construction d'un modèle de migration basé sur les « chaînes de Markov » .....	55
2. Définition des probabilités de transition et matrice de transition .....	56
3. Distribution future des vecteurs de probabilité d'états .....	57
SECTION 02 : PRESENTATION ET ANALYSE DESCRIPTIVE DE LA BASE DE DONNES .....	58
1. Présentation du portefeuille .....	58
2. Composition générale du portefeuille .....	59
3. Composition détaillé du portefeuille .....	60
4. Répartition globale des engagements .....	64
SECTION 3 : APPLICATION DE LA METHODE CREDITSMETRICS SUR LE CAS ALGERIEN .....	67
1. Formulation du problème par les chaînes de Markov .....	67
2. Détermination des tables de transition .....	68
3. Construction des matrices de transition .....	69
4. Estimation de la probabilité de défaut par le modèle autorégressif des chaînes de Markov .....	74
Conclusion .....	79
CONCLUSION GENERALE .....	82
BIBLIOGRAPHIE .....	85