



Mémoire de fin d'Etudes

Thème :

Estimation du risque de défaut des promoteurs immobiliers : cas de la BH Bank

Présenté et soutenu par :

Maryem BEN GHALI

Encadré par :

Mr.Radhouene GOUJA

Etudiant(e) parrainé(e) par :

BH Bank

Dédicaces

*À tous ceux qui, par un mot, m'ont donné la force de
continuer...*

Remerciement

*Je tiens à remercier tout particulièrement Mr. **Radhouane GOUJA**, pour la confiance qu'il m'a donnée en acceptant de m'encadrer, pour ses conseils judicieux et précieux qui m'ont permis de porter ce travail à un niveau supérieur.*

*J'adresse mes sincères remerciements pour toutes les personnes qui m'ont reçu au sein de mon entreprise de parrainage la « BH Bank », plus particulièrement Mr. **Chokri MHIRI**, qui m'a accueilli très chaleureusement et qui a facilité mon accès à la base de données. Je le remercie, ainsi que son équipe, de m'avoir permis de travailler sous des bonnes conditions.*

Je tiens à remercier les membres du jury, qui ont accepté de faire partie de ma commission d'évaluation de mon travail.

Je tiens également à souligner le soutien et les encouragements que j'ai reçus de tous mes professeurs pendant les années de mon étude.

Enfin, un grand merci à mes parents, à ma famille et à mes amis pour leur soutien.

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT	3
SECTION I : La notion du risque de crédit.....	4
I. Le risque de crédit	4
II. Les composantes du risque de crédit.....	5
III. Le risque de crédit des promoteurs immobilier	6
SECTION II : L'évolution du cadre réglementaire et prudentiel de la gestion des risques bancaires.....	11
I. La réglementation prudentielle nationale	11
II. La réglementation prudentielle internationale.....	15
CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAULT.....	22
SECTION I : Les modèles d'estimation du risque crédit	23
I. Les modèles de notation interne	23
II. Les modèles de portefeuille de gestion du risque crédit	25
SECTION II : Les méthodes de gestion du risque de crédit	32
I. Les méthodes traditionnelles de gestion du risque de crédit	32
II. Les nouvelles méthodes de gestion du risque de crédit.....	34
CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAULT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK.....	39
SECTION I : La méthodologie et la construction du portefeuille	40
I. Choix de la méthodologie : la régression logistique	40
II. Définition du périmètre de l'étude	41
III. L'échantillonnage.....	41
SECTION II : La modélisation du défaut des promoteurs immobiliers	45
I. Filtrage des variables.....	45
II. Construction du modèle : la régression logistique	51
CONCLUSION GENERALE	60
Bibliographie.....	61
Annexes	65

Liste des Abréviations

- AFH** : Agence Foncière d'Habitation
- AUC** : Area under the ROC Curve
- BCT** : Banque centrale de la Tunisie
- BCBS** : Comité de Bâle pour la Supervision Bancaire
- BRI** : Banque des Règlements Internationaux
- CBCB** : Comité de Bâle sur le contrôle bancaire
- CNEL** : Caisse Nationale d'Épargne Logement
- CLO** : collateralized loan obligation
- CDS** : Credit Default Swaps
- CVA** : Credit Valuation Adjustment
- DD** : Distance to Default
- DCT** : Dettes à court terme
- DLT** : Dettes à long terme
- EAD** : Exposure at Default
- EDF** : Expected Default Frequency
- FOPROLOS** : Fonds de Promotion du Logement Social
- FPN** : Fonds Propres Nets
- LGD** : Loss Given Default
- LCR** : Liquidity Coverage Ratio
- NSFR** : Net Stable Funding Ratio
- PD** : Probabilité de défaut
- RCR** : ratio de concentration des risques
- ROC** : Receiver Operating Characteristics
- RWA** : Risk-Weighted Assets
- SA** : Société anonyme
- SARL** : Société à responsabilité limitée
- SNIT** : Société Nationale Immobilière de Tunisie
- TVA** : taxe sur la valeur ajoutée

Liste des Tableaux

<i>Tableau 1: Le total crédit, impayé et contentieux du secteur immobilier, location et services aux entreprises</i>	9
<i>Tableau 2 : Les provisions accordées aux actifs classés</i>	13
<i>Tableau 3 : Les pondérations accordés aux actifs de la banque</i>	16
<i>Tableau 4 : Avantages et limites du modèle CreditRisk+</i>	26
<i>Tableau 5 : La matrice de transition à 1an</i>	27
<i>Tableau 6 : Les taux d'actualisation de chaque catégorie</i>	28
<i>Tableau 7 : Avantages et limites du modèle CreditMetrics</i>	29
<i>Tableau 8 : Avantages et limites du modèle KMV</i>	31
<i>Tableau 9: Les avantages et les inconvénients de la titrisation</i>	36
<i>Tableau 10 : Répartition de l'échantillon de construction</i>	41
<i>Tableau 11: La liste des ratios</i>	42
<i>Tableau 12: La liste des variables qualitatives</i>	44
<i>Tableau 13: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre les variables qualitatives et le défaut</i>	46
<i>Tableau 14: Test Student des variables quantitatives avec le défaut</i>	48
<i>Tableau 15 : La matrice de corrélation</i>	49
<i>Tableau 16 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre les variables qualitatives</i>	50
<i>Tableau 17 : Test t-Student des variables quantitatives avec le classement du dirigeant</i>	50
<i>Tableau 18 : Test Student des variables quantitatives avec la situation des chèques impayés du dirigeant</i>	51
<i>Tableau 19 : Test Student des variables quantitatives avec le type de crédit</i>	51
<i>Tableau 20 : Résultat de la régression logistique</i>	52
<i>Tableau 21: Odds ratio</i>	54
<i>Tableau 22 : Test du rapport de vraisemblance</i>	55
<i>Tableau 23 : Les tests de Cox et Snell et Nagelkerke</i>	55
<i>Tableau 24 : La matrice de bon classement</i>	56
<i>Tableau 25 : Répartition de l'échantillon-test</i>	57
<i>Tableau 26 : La matrice de bon classement l'échantillon-test</i>	57
<i>Tableau 27 : Répartition de l'échantillon hors temps</i>	57
<i>Tableau 28 : La matrice de bon classement l'échantillon hors temps</i>	58

Liste des figures

<i>Figure 1: Indice des prix des terrains à usage d'habitation</i>	<i>7</i>
<i>Figure 2: Répartition de l'offre de logement des promoteurs privés par catégorie.....</i>	<i>8</i>
<i>Figure 3 : Principaux secteurs engagés auprès du secteur bancaire en % du total des engagements</i>	<i>9</i>
<i>Figure 4: Répartition des créances classées du secteur de la promotion immobilière</i>	<i>10</i>
<i>Figure 5 : Les piliers de Bâle II</i>	<i>17</i>
<i>Figure 6 : La répartition des rendements selon les bandes de notation</i>	<i>27</i>
<i>Figure 7: schéma de titrisation</i>	<i>35</i>
<i>Figure 8 : La courbe ROC</i>	<i>56</i>

Liste des annexes

Annexe 1 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'appartenance à un groupe et le défaut	65
Annexe 2 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le type de crédit et le défaut	65
Annexe 3: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la forme juridique et le défaut	66
Annexe 4: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'engagement avec la BH Bank et le défaut	66
Annexe 5 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'engagement avec la qualité du gérant et le défaut	67
Annexe 6: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques du gérant et le défaut	67
Annexe 7: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le classement du gérant et le défaut	68
Annexe 8 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la qualité du projet et le défaut	68
Annexe 9 :Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la localité du projet et le défaut	69
Annexe 10 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le type du projet et le défaut	69
Annexe 11 : Test Student des variables quantitatives avec le défaut	70
Annexe 12 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques impayés du gérant et le classement du gérant	72
Annexe 13 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le classement du gérant et type de crédit	72
Annexe 14 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques impayés du gérant et type de crédit	73
Annexe 15 : Test Student des variables quantitatives avec le classement du gérant	73
Annexe 16 : Test Student des variables quantitatives avec la situation des chèques impayés du gérant	74
Annexe 17: Test Student des variables quantitatives avec le type de crédit	74
Annexe 18 : Résultat de la régression logistique	75

INTRODUCTION GENERALE

Dans les années quatre-vingt, de nombreux changements sont survenus dans l'environnement bancaire mondial. Dans ce nouveau cadre, les banques devraient renforcer leurs investissements en développant de nouvelles techniques de contrôle des risques afin d'améliorer leur gestion des risques. En effet, la gestion des risques est un outil de gestion de la performance et un facteur concurrentiel clé offrant une visibilité suffisante.

Dans ce cadre, le Comité de Bâle -le principal superviseur l'activité bancaire à l'échelle internationale- a été créé. Sa principale mission est de garantir la stabilité et la sécurité du système financier. En fait, les autorités prudentielles promettent souvent de modifier leurs accords pour assurer la pérennité de la banque et donc la stabilité de l'économie. À leur tour, les banques doivent se conformer à ces réglementations afin de pouvoir quantifier, prévoir et contrôler les risques.

À travers le dispositif de Bâle II, mis en place en 2004, le Comité de Bâle a constitué un cadre prudentiel destiné à mieux appréhender les risques bancaires. En fait, l'enjeu central de chaque établissement bancaire est la mesure et la gestion du risque de crédit, et ce à travers les modèles internes exigés par les autorités dans le but de calibrer les exigences en fonds propres réglementaires.

Dans le même contexte, et afin de doter les banques des outils nécessaires, la circulaire 2016-06 impose aux banques de mettre en place un système de notation interne afin que chaque contrepartie se voie attribuer une note reflétant la santé financière de l'emprunteur et donc le montant de la provision à prendre en compte.

En effet, la nécessité au recours à une gestion du risque de crédit est devenue de plus en plus accrue pour les établissements bancaires. L'utilisation des méthodes d'évaluation du risque de crédit peuvent être les meilleures techniques qui permettent pour mesurer, évaluer et prévoir ce risque.

Dans ce contexte, le présent travail vise à traiter le sujet du risque de défaillance des promoteurs immobiliers. En effet, le secteur de la promotion immobilière en Tunisie est confronté à l'une des pires crises de son histoire. Depuis 2011, les professionnels assistent à une baisse continue du volume d'affaires et du nombre de maisons construites. Outre les problèmes structurels, le secteur de la promotion immobilière fait face à des graves perturbations conjoncturelles liées notamment au contexte macroéconomique difficile. En conséquence, la problématique de l'endettement bancaire devient de plus en plus grave ce qui engendre un risque important aux banques.

À cet effet, l'objectif de ce présent mémoire est d'appliquer un des modèles qui se conforment avec les finalités de Bâle II pour répondre à la problématique suivante :

Dans un environnement financier de plus en plus instable, fortement impactés par la flambée des prix de l'immobilier, l'aggravation de l'endettement des ménages et la majoration du taux directeur¹, comment la banque évalue-t-elle le risque de défaut des

¹ Rapport annuel de la BCT 2019

promoteurs immobiliers en développant un modèle de notation interne destiné à prédire ce risque ?

Afin de répondre à cette problématique, nous avons organisé notre travail en trois chapitres. Le premier sera consacré à la présentation de la notion de risque de crédit ainsi que l'évolution du cadre réglementaire et prudentiel de la gestion du risque de crédit. Dans le second chapitre, seront présentées les principales méthodes de modélisation du risque de défaut. Enfin, un troisième chapitre sera consacré à une étude empirique sur un échantillon des promoteurs immobiliers appartenant à la BH Bank. Au niveau de ce dernier chapitre, on va établir un modèle de notation interne qui va nous permettre de prévoir le risque de défaillance des promoteurs immobiliers.

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

INTRODUCTION

Le risque de crédit est l'une des causes majeures de la défaillance et de la faillite des établissements de crédit. Il est soumis à la fois à la conjoncture économique et au secteur d'activité des emprunteurs.

Compte tenu de l'importance de l'activité de l'intermédiation des banques, les autorités nationales et internationales ont formulé un ensemble de réglementations pour réduire les risques associés cette activité et harmoniser les normes prudentielles.

La réforme bâloise a largement contribué à l'émergence de la gestion des risques dans le secteur bancaire. L'aspect prudentiel de la réglementation a amplement façonné la gestion des risques en imposant aux banques et aux établissements de crédit à mettre en place des dispositifs de suivi et de contrôle des risques afin de garantir la sécurité et d'éviter les faillites.

Grâce à la modification continue, à l'élimination des anciennes règles ou à l'introduction de nouvelles règles, la réglementation prudentielle continue d'évoluer sous le patronage de la direction du Comité de Bâle et des autorités nationales tout en assurant la couverture du risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel.

Le but du présent chapitre est de présenter la notion de risque de crédit, ses différentes formes et ses caractéristiques ainsi que le risque de crédit présenté par les promoteurs immobiliers, l'évolution de la réglementation bancaire internationale et nationale en mettant l'accent sur les grandes lignes prudentielles et ses principales dispositions en matière de gestion des risques, essentiellement le risque de crédit. Il sera divisé en deux sections :

- La première présente le risque de crédit d'une manière générale et le risque de crédit des promoteurs immobiliers d'une manière spécifique.
- La deuxième sera réservée aux normes prudentielles nationales et internationales.

SECTION I : La notion du risque de crédit

I. Le risque de crédit

Généralement, le risque est un événement qui peut affecter la chronique des flux à recevoir par une banque. Il est également lié à l'incertitude qui a comme résultat des conséquences négatives sur le produit net bancaire.

1. Définition du risque de crédit

Le risque de crédit consiste en une baisse potentielle de la valeur nette réalisable d'un ensemble de créances suite à des changements dans la capacité et la volonté aperçus des emprunteurs à répondre à leurs obligations contractuelles. Une autre définition donnée par **Verboomen et De Bel (2011)** affirme que « Le risque de crédit est, en manière générale, le risque encouru par le créancier de perdre tout ou une partie de sa créance en raison de défaillance de son emprunteur »². En effet, le risque de crédit est associé à l'activité traditionnelle de la banque, qui est la collecte des dépôts et l'octroi de crédits.

Le terme « risque de crédit » est un terme général qui englobe :

- Le risque de défaut
- Le risque de contrepartie

1.1. Le risque de défaut

Le risque de défaut est le risque que l'émetteur ne soit pas capable de rembourser l'emprunt contracté. C'est un risque qui touche le sous-jacent. C'est un risque du marché primaire.

Selon **Longstaff et al. (2011)**, le risque de défaut représente le risque de perte financière résultant de l'incapacité d'un débiteur à satisfaire ses obligations de dettes.

Il existe plusieurs définitions exclusives à chaque organisme qu'il soit un régulateur tel que le Comité de Bâle, une banque ou encore une agence de notation.

La défaillance d'une entreprise est définie par le Comité de Bâle de la manière suivante : Le défaut est constaté lorsque l'une au moins des deux conditions suivantes est vérifiée³ :

- Condition 1 : La banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité son crédit bancaire sans qu'elle ait besoin de prendre des mesures appropriées telles que la réalisation d'une garantie.
- Condition 2 : L'arriéré du débiteur sur un crédit dû à une banque dépasse 90 jours.

Selon l'agence Moody's⁴, lorsqu'un des trois événements suivants survient, le débiteur est réputé en défaut :

- Un défaut ou un retard de paiement du principal ou des intérêts.
- Une modification ou une révision du contrat initial afin d'autoriser au débiteur de diminuer ses engagements financiers ou d'éviter le défaut de paiement.
- Une faillite du débiteur.

² Alain Verboomen, Louis De Bel : « Bâle II et le risque de crédit », Larcier. Cahiers financières, 2011

³ Article 414 du « nouvel accord de Bâle », Avril 2003

⁴ Rating Policy, « Understanding Moody's Corporate Bond ratings and rating process », 2002

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

D'autres institutions de crédit considèrent qu'une contrepartie est défaillante dès qu'elle est classée dans la catégorie de clients douteux et litigieux. En effet, la défaillance d'une entreprise est définie par la présence de l'une des situations suivantes :

- L'existence d'un ou de plusieurs impayés depuis trois mois au minimum.
- La situation de la contrepartie présente des caractéristiques à partir desquelles des risques avérés peuvent être déduits, indépendamment de l'existence d'impayé.
- La présence des procédures contentieuses entre la banque et sa contrepartie.

1.2. Le risque de contrepartie

Le risque de contrepartie est le risque que, dans un contrat financier, le débiteur n'est pas capable d'honorer ses engagements financiers. C'est un risque du marché secondaire.

II. Les composantes du risque de crédit

La littérature propose plusieurs mesures possibles pour déterminer le risque de crédit. Dans ce paragraphe, l'accent est mis sur les mesures habituelles du risque de crédit

1. Le défaut

Pour pouvoir mener une étude sur le risque de crédit, il faut définir la notion de défaillance. Il existe différentes définitions de la notion de défaut propres à chaque institution financière, qu'il s'agisse d'un régulateur, d'une agence de notation ou d'une banque.

2. Perte de crédit (Credit Loss)

C'est la perte en cas de défaut qui est en fonction du taux de récupération et de l'exposition en cas de défaut :

$$CL = LGD \times EAD$$

3. Les pertes moyennes (EL) et les pertes inattendues (UL)

Le risque de crédit tient principalement à l'incertitude des pertes, d'où l'intérêt au recours à une évaluation de la distribution des pertes futures encouru par une institution financière.

A. Les pertes attendues (EL)

Lorsqu'une banque accorde un nombre important de prêts, elle prévoit un certain pourcentage d'entre eux de faire défaut, ce qui entraîne une perte appelée la perte moyenne ou la perte attendue. Elle représente en moyenne le montant qu'un établissement de crédit risque de perdre sur son portefeuille de crédits à un horizon donné.

Dans la terminologie du Comité de Bâle, la perte moyenne est composée par trois paramètres tels que le taux de perte en cas de défaut (Loss-Given-Default) qui dépend notamment du taux de récupération en cas de défaillance, l'exposition en cas de défaut (Exposure-at-Default) et la probabilité de défaut. Nous pouvons illustrer la relation dans l'équation suivante :

$$EL = EAD \times PD \times LGD$$

B. Les pertes inattendues (UL)

Le rôle d'une banque est d'estimer la perte maximale susceptible de se produire sur un portefeuille de crédits à un horizon donné pour dégager un capital dit « capital économique »

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

qui est nécessaire comme un coussin contra-cyclique pour faire face au risque global d'une perte inattendue auquel s'expose la banque.

Cette perte se caractérise par une probabilité d'occurrence très faible mais elle affiche un risque sérieux, qui peut engendrer une faillite pour un établissement bancaire.

La perte inattendue est une fonction de la perte maximale et de la perte moyenne. La formule est décrite par la relation suivante :

$$Perte\ inattendue = Perte\ maximale - Perte\ attendue$$

III. Le risque de crédit des promoteurs immobilier

1. Evolution du secteur de la promotion immobilière

Depuis l'indépendance, l'Etat Tunisien s'est engagé dans le secteur immobilier par la création de la SNIT (Société Nationale Immobilière de Tunisie) qui était l'acteur principale et unique du secteur de la promotion immobilière. En 1973, les tâches de la promotion immobilière ont été divisé sur trois acteurs :

- L'AFH (Agence Foncière d'Habitation) est en charge du lotissement
- La SNIT a le rôle de promoteur
- La CNEL (Caisse Nationale d'Epargne Logement) est l'organisme de financement des projets. Ainsi, elle est en charge de la gestion du FOPROLOS (Fonds de Promotion du Logement Social). La CNEL est devenu la Banque de l'Habitat en 1989 et BH Bank en 2019.

À partir des années 1990, le rôle de l'État dans le secteur de la promotion immobilière a progressivement disparu ce qui a permis au secteur privé de prendre progressivement le relais de l'État. En effet, et afin de réglementer l'activité des promoteurs, la loi 90-17 du 26/2/1990 a soumis la profession de promoteur immobilier à un agrément et a formulé des avantages et des incitations pour promouvoir cette activité.

Actuellement, le secteur de la promotion immobilière fait face à l'une des plus graves crises de son histoire. Depuis 2011, les promoteurs assistent à une diminution continue et régulière du volume d'activités.

En outre, le prix de l'immobilier, reflété par l'indice général du secteur a été multiplié par 4 en 20 ans (soit 33.3 au cours du premier trimestre de 2000 à 134.8 en T2 2020)⁵. Sur cette même période, les prix des maisons ainsi que les appartements ont été majoré par 5 et 6 respectivement (soient 26.8 et 25.1 en T1 2000 à 131.4 et 146.4 en T2 2020)⁶.

Ceci est dû aux fortes perturbations conjoncturelles liées notamment au contexte macroéconomique difficile :

- Une inflation élevée durant ces dernières années et une baisse du pouvoir d'achat
- Une pression fiscale sur le secteur de la promotion immobilière

⁵ <http://www.ins.tn/fr/themes/prix>

⁶ <http://www.ins.tn/fr/themes/prix>

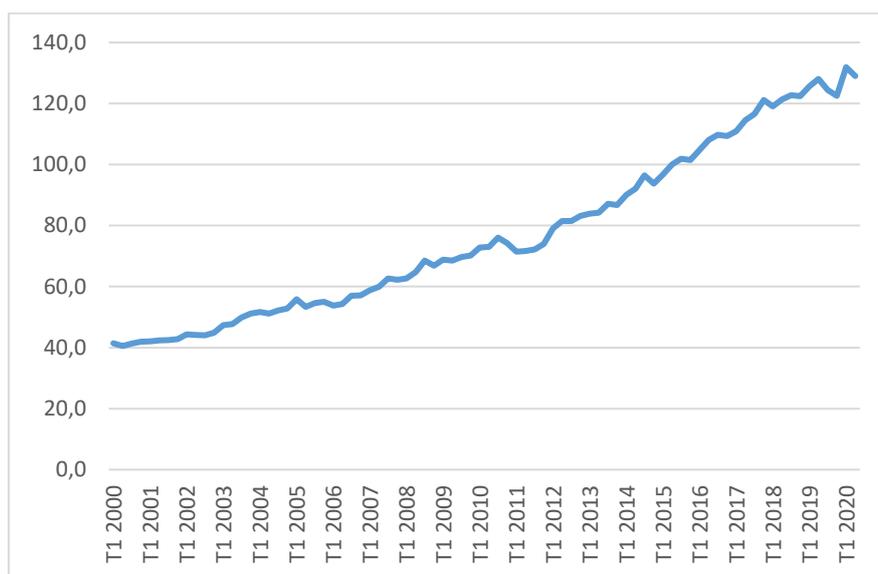
2. Les contraintes de développement des promoteurs immobiliers

2.1 Un marché fortement contraint par la rareté des terrains

Le secteur de la promotion immobilière fait face à une problématique majeure : la pénurie de terrains constructibles.

L'offre de l'AFH de lots de terrain ne couvre pas les besoins des promoteurs ce qui a accentué la spéculation sur les terrains.

Figure 1: Indice des prix des terrains à usage d'habitation



Source INS

En effet, la figure 1 montre que durant les deux dernières décennies, le prix des terrains à usage d'habitation a été multiplié par 3 (soit 41.4 en T1 2000 à 129 en T1 2020).

2.2 Le coût de la construction en hausse

Outre l'évolution des coûts fonciers, d'autres facteurs ont également conduit à une forte hausse des coûts de construction. Ce sont particulièrement le ciment et les produits « rouges » qui ont enregistré les plus fortes hausses de prix : +80% depuis 2010.⁷ En effet, l'indice des prix du ciment et des « produits rouges » a été multiplié par 3.3 en 20 ans.

Par ailleurs, il est devenu difficile aux ménages d'acquérir un logement, en parallèle les promoteurs ne peuvent pas baisser le prix car ils ont des coûts à couvrir.

2.3 Le renchérissement du crédit

Le marché immobilier dépend fortement du crédit bancaire, du côté de l'offre et de la demande.

Pour le secteur de la promotion immobilière, tous les projets sont réalisés avec un important levier financier. « Compte tenu du coût important d'un projet immobilier, le secteur est une composante significative des engagements du secteur bancaire : 5,6 milliards de dinars fin 2019. »⁸

⁷ PBR-Rating : SECTEUR DE LA PROMOTION IMMOBILIERE EN TUNISIE 2020

⁸ PBR-Rating : SECTEUR DE LA PROMOTION IMMOBILIERE EN TUNISIE 2020

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

2.4 La pression fiscale

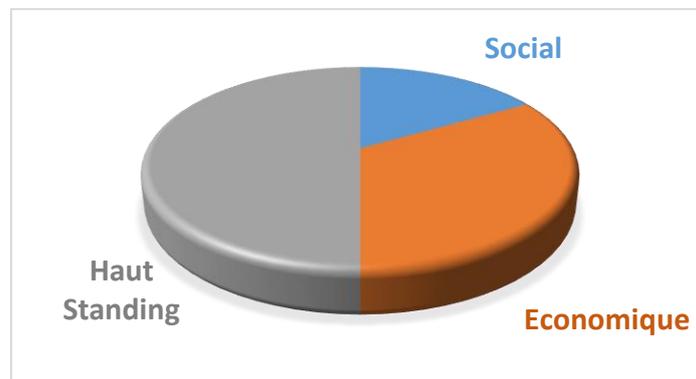
Le secteur de la promotion immobilière a été fortement perturbé par la pression fiscale : la TVA imposée sur la vente des logements bâtis par les promoteurs immobiliers a passé de 13% en 2018 à 19% en 2020⁹, ainsi qu'une augmentation des droits d'enregistrement.

En outre, le refus de l'administration de permettre aux promoteurs de récupérer la TVA sur leur ancien stock de biens mis en vente a aussi perturbé le marché.

2.5 Une offre inadéquate avec la demande

L'activité de la majorité des promoteurs est concentrée sur le segment haut standing (65%) et puis l'économique (33%) et presque pas d'offre de logement social (2%).

Figure 2: Répartition de l'offre de logement des promoteurs privés par catégorie



Source PBR Rating

L'immobilier de prestige est destiné à une clientèle fortunée : il s'agit particulièrement d'étrangers puisque la crise économique en Tunisie ne permet pas aux nationaux de devenir propriétaires.

En effet, la forte augmentation de l'offre de l'immobilier de lux n'est pas suivie d'une demande soutenue à cause notamment de la crise économique et de la flambée des prix, qui ont détérioré le pouvoir d'achat des Tunisiens. Par conséquent, il est devenu difficile pour un citoyen Tunisien d'acquérir une maison.

Ainsi, le faible niveau de production de logements sociaux est en inadéquation avec le volume de la demande sur ce segment. Ceci est dû à la discordance entre le coût de construction du logement social et les prix administrés ce qui pousse les promoteurs à se tourner vers le haut standing et l'économique vu que le logement social n'est pas assez rentable.

3. Le risque bancaire

Du côté des engagements bancaires, le secteur de promotion immobilière est sur le podium des secteurs les plus engagés de l'économie et les crédits aux particuliers destinés au logement ont été multiplié quasiment par 10 depuis 2002¹⁰.

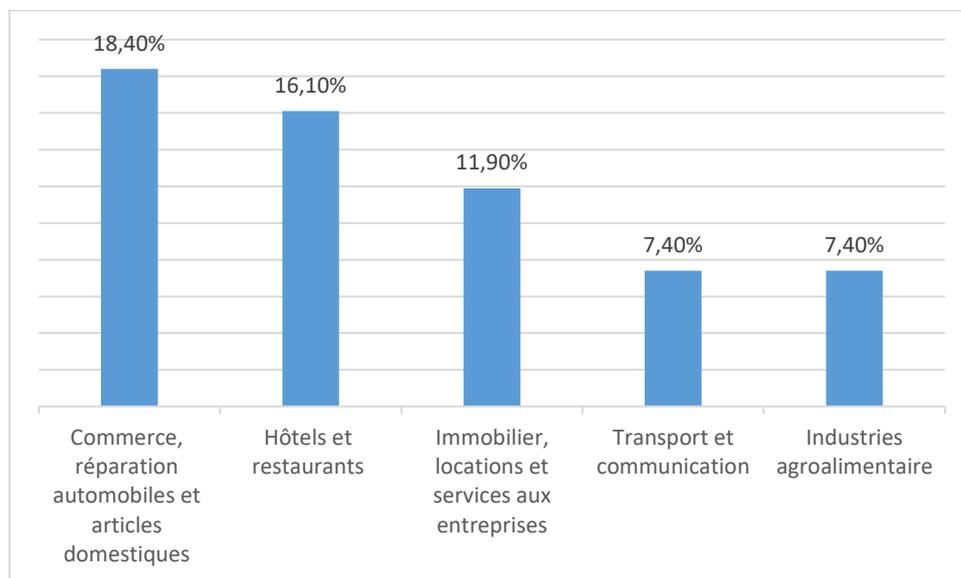
⁹ Loi de finance 2020

¹⁰ PBR-Rating : SECTEUR DE LA PROMOTION IMMOBILIERE EN TUNISIE 2020

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

L'encours total des crédits « Immobilier, location et autres services aux entreprises » a atteint 7.463 milliards de dinars en 2019. Il se situe parmi les trois secteurs les plus engagés auprès du système bancaire avec 11.9% du total des crédits accordés au secteur des services.

Figure 3 : Principaux secteurs engagés auprès du secteur bancaire en % du total des engagements



Source : BCT

En outre, le secteur accumule 1.172 milliards de dinars en 2019 de l'encours global des créances professionnelles impayées ou en contentieux.

Tableau 1: Le total crédit, impayé et contentieux du secteur immobilier, location et services aux entreprises

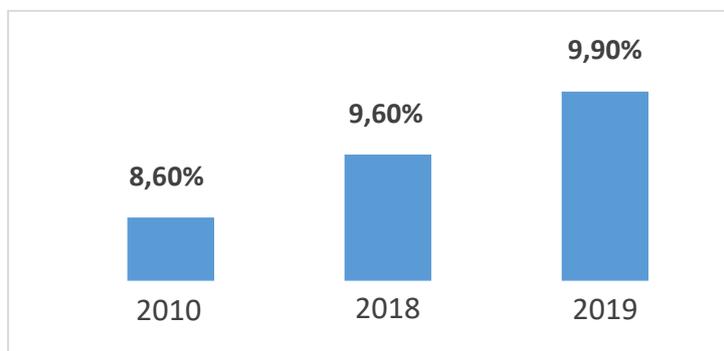
Secteur Immobilier, Location & services aux entreprises	2017	2018	2019
Total Crédits (MDT)	6 585	7 058	7 463
Impayés & contentieux (MDT)	1 040	1 122	1.172

Source BCT

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

En termes de qualité d'actif, le secteur de la promotion immobilière enregistre en 2019, 9.9% de total des créances classées contre 8.6% en 2018. Une qualité d'actif qui s'est dégradé de 30 points de base en 2019.

Figure 4: Répartition des créances classées du secteur de la promotion immobilière



Source BCT

SECTION II : L'évolution du cadre réglementaire et prudentiel de la gestion des risques bancaires

I. La réglementation prudentielle nationale

La banque centrale de Tunisie a promulgué les normes prudentielles nationales et les règles de gestion des banques tunisiennes dans la circulaire n° 91-24 du 17 décembre 1991 et la circulaire n°2018-06 du 5 juin 2018. La circulaire n° 91-24 prévoyait la répartition et la couverture des risques, le suivi des engagements et la classification des actifs, tandis que la seconde apportait quelques ajustements (notamment des ajustements aux risques de marché).

Afin de renforcer le dispositif de contrôle interne des risques, et suite aux évaluations de l'adéquation des normes prudentielles nationales au système bancaire tunisien et aux normes internationales, la BCT a mis en place la circulaire n°2006-19 qui vise à examiner la qualité de l'information financière et comptable, de veiller à l'usage des fonds propres et d'instaurer un système du contrôle interne plus efficace.

1. Le ratio de couverture des risques

La BCT a mis en place les normes prudentielles et les règles de gestion des risques conformément à la circulaire n°91-24 et la circulaire n°2018-06 du 5 juin 2018.

À l'égard du ratio Cooke, un ratio de couverture des risques dit « ratio de solvabilité » sert à fixer un plancher de fonds propres en fonction des actifs ajustés aux risques.

$$\text{Ratio de solvabilité} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Total de l'actif net pondéré}} \geq 10\%$$

La pondération de l'actif net total est en fonction du degré du risque de chaque actif qui varie entre 20% pour les créances sur les banques et 100% pour les autres créances dont les prêts à la clientèle. En outre la circulaire n°91-24 a défini que les fonds propres nets de base ne peuvent être inférieurs en permanence à 7% de la somme des risques encourus mesurés.

Selon la nouvelle circulaire de juin 2018, le montant des risques de marché est déterminé en multipliant par 12,5 (au lieu de 10 dans l'ancienne circulaire) l'exigence en fonds propres au titre de ces risques. Quant aux risques opérationnels, aucun changement n'est apporté par cette circulaire. Le montant de ces risques est déterminé en multipliant par 12,5 l'exigence en fonds propres au titre de ces risques.

2. Ratios de division et de concentration des risques

Il y a une diversité des ratios définissant les normes de division minimales des risques imposés aux banques tunisiennes pour éliminer tout risque qui peut impacter leurs activités.

- Le ratio de concentration des risques (RCR)

Le ratio de concentration des risques limite les risques d'un même bénéficiaire à 25% de fonds propres nets.

$$\text{RCR} = \frac{\text{Risques encourus sur un même bénéficiaire}}{\text{Fonds propres nets}} \leq 25\%$$

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

L'objectif de cette réglementation est d'éviter une concentration des risques d'une banque sur un même débiteur¹¹. Elle s'intéresse aux grands risques ce qui justifie deux ratios de division des risques à savoir :

Total des risques encourus sur les bénéficiaires dont les risques encourus pour chacun d'entre eux sont supérieurs ou égaux à 5% des Fonds Propres Nets (FPN)	≤ 3 fois les FPN
Total des risques encourus sur les bénéficiaires dont les risques encourus pour chacun d'entre eux sont supérieurs ou égaux à 15% des Fonds Propres Nets (FPN)	≤ 1.5 fois les FPN

Source : Circulaire aux banques n°91-24, BCT

Enfin un autre ratio est considéré pour les personnes qui appartiennent à l'établissement de crédit (les administrateurs, dirigeants et même pour les actionnaires ayant une participation qui excède les 15% dans le capital de la banque), il se présente comme suit :

Limite des concours accordés aux personnes ayant des liens avec les banques et les établissements financiers	≤ 25% des FPN (fin 2018)
--	--------------------------

Source : Circulaire aux banques n°91-24, BCT

3. Classification des actifs

Selon l'article 8 de la circulaire bancaire de 91-24, les établissements de crédit doivent procéder à la classification de leurs actifs quelle qu'en soit la forme, qu'ils se situent au bilan ou en hors bilan et qu'ils soient libellés en dinar tunisien ou en devises. La pondération des actifs aide les institutions financières à respecter les règles d'adéquation des fonds propres pour couvrir le risque de contrepartie.

Pour procéder à l'évaluation du risque de l'insolvabilité, les banques doivent classer la totalité de leurs actifs en deux catégories à savoir les actifs courants et les actifs classés. La différenciation entre les actifs, doit faire l'objet d'une mise à jour permanente pour qu'ils obéissent à des normes spécifiques en matière de comptabilisation de leurs produits.

3.1 Les actifs courants

Les actifs courants intéressent tous les actifs dont le recouvrement ou le remboursement intégral s'accomplit dans les délais prescrits.

3.2 Les actifs classés

Ces actifs sont classés en fonction de la probabilité de remboursement et de la situation financière du débiteur et eu égard au risque perçu sur leurs engagements, par la banque.

- Les actifs qui nécessitent un suivi particulier (classe1)

Les actifs appartenant à la première classe sont ceux détenus par des sociétés qui se caractérisent par une situation financière en dépréciation ou encore un secteur d'activité en difficulté. Toutefois, le remboursement intégral de ces actifs se réalise dans les délais prescrits.

¹¹ Selon la circulaire n°2018-06 de la BCT : « Les emprunteurs d'un même groupe sont considérés comme (Même bénéficiaire) ».

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

- Les actifs incertains (classe2)

La deuxième classe est consacrée aux actifs dont le remboursement et le recouvrement intégral dans les délais sont incertains. En effet, ce sont les actifs dont le montant impayé couvre une période de 90 à 180 jours et ils sont généralement détenus sur des entreprises en difficulté financières.

- Les actifs préoccupants (classe3)

Cette classe concerne les actifs détenus par les entreprises caractérisées par une mauvaise situation financière, avec un retard de paiement de plus de 180 jours sans dépasser 365 jours et dont la réalisation ou le recouvrement est menacé.

- Les actifs compromis (classe 4)

Appartenant à la classe 4 les créances pour lesquelles les retards de paiements du principal ou des intérêts dépassent les 360 jours.

4. La constitution des provisions

Les banques doivent constituer des provisions pour les actifs classés de la manière suivante :

Tableau 2 : Les provisions accordées aux actifs classés

Les actifs classés	Provisions
Les actifs incertains (classe 2)	20%
Les actifs préoccupants (classe 3)	50%
Les actifs compromis (classe 4)	100%

Source : Circulaire n° 91-24 de la BCT

Ces provisions doivent être consacrées précisément à tout actif classé dont la valeur excède cinquante mille dinars ou représente 0.5% des fonds propres nets. Les provisions établies sont ajustées au montant des sûretés reçues sur l'Etat, les sociétés d'assurance ou les banques ou encore des sûretés financières.

Les garanties de nature, biens meubles ou immeubles, données par les emprunteurs ne sont pas valables que lorsque l'établissement de crédit détient une hypothèque dûment enregistrée. Ces garanties doivent être revendues facilement sur le marché au prix d'évaluation lors d'une liquidation rapide.

5. Règlementation relative au système de notation des contreparties

L'objectif de la circulaire n°2016-06¹² relative au système de notation des contreparties est de formuler certains principes relatifs à la conception, à la structure, à la mise à jour, à l'utilisation et au contrôle du système de notation inspiré du Cadre de Bâle. Ces principes constituent les exigences minimales à respecter par les établissements afin de pouvoir attribuer une notation à chaque contrepartie conformément à la réglementation. En effet, la nouvelle circulaire énonce les règles et principes applicables pour la définition des paramètres de

¹² CIRCULAIRE AUX BANQUES ET AUX ETABLISSEMENTS FINANCIERS n°2016-06 RELATIVE AU SYSTEME DE NOTATION DES CONTREPARTIES

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

notation ainsi que la structure du système de notation. Ces règles sont largement basées sur les exigences minimales de l'approche de notation interne de Bâle II. Il convient de noter que pour pouvoir appliquer l'approche de notation interne de Bâle II, une banque ou un établissement financier doit prouver à son autorité de surveillance qu'il satisfait - et continuera à satisfaire - aux exigences minimales.

Ce système de notation doit être caractérisé par deux paramètres distincts : le risque de défaillance de l'emprunteur et les facteurs spécifiques à la transaction. Il doit comprendre une échelle de notation des contreparties qui reflète uniquement la quantification de leur risque de défaillance. Un minimum de sept catégories pour les contreparties non défaillantes et une pour les défaillances sont requises pour cette échelle de notation.

Les établissements définissent la relation entre les catégories (ou notations) de contreparties associées à un niveau de risque de défaut et les critères utilisés pour déterminer ce niveau. Ces critères doivent être utilisés pour calculer les estimations de la probabilité de défaut (PD). La circulaire traite également de la concentration des portefeuilles de crédit des établissements concernés ainsi que des exigences auxquelles le système de notation doit répondre dans ces cas.

Ainsi la circulaire exige des documents écrits pour préciser la conception des systèmes de notation et leurs modalités de fonctionnement. L'objectif est que les définitions et les critères soient suffisamment détaillés pour permettre d'attribuer la même notation à des contreparties présentant le même risque. Cette documentation des procédures permettra également de préserver la piste d'audit pour tout audit externe.

En outre l'article 11 de la circulaire 2016-06 prévoit que les établissements doivent disposer d'une documentation appropriée comprenant :

- La conception et le fonctionnement de leurs systèmes de notation
- Les raisons et l'analyse qui ont motivé le choix des critères de notation et qui montrent que ces critères sont en mesure de fournir des notations qui différencient les risques de manière significative
- Toute modification importante du système de notation
- L'ensemble du système de notation, ainsi que le contrôle interne associé
- Les définitions spécifiques de la défaillance et de la perte utilisées par l'institution

6. Gouvernance et contrôle du système de notation

Le conseil d'administration de la banque ou de l'institution financière est responsable, conformément aux dispositions de l'article 13 de la circulaire, de la validation du système de notation. La circulaire exige que les membres du conseil d'administration et de l'organe de direction aient une bonne connaissance du système de notation mis en place.

Les articles 14 et 15 de la circulaire ajoutent que la structure de gestion du risque de crédit de l'établissement est responsable de la conception ou de la sélection du système de notation, de sa mise en œuvre, de sa supervision et de son efficacité. En outre, la structure d'audit interne est tenue d'examiner, au moins une fois par an, le système de notation et son fonctionnement, et de veiller au respect des exigences minimales énoncées dans la présente circulaire. Cette revue par la structure d'audit interne doit aboutir à la rédaction d'un rapport qui

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

doit être transmis à la BCT au plus tard un mois après sa validation par le Conseil d'Administration.

II. La réglementation prudentielle internationale

La fin des années 1970 a été marquée par un profond mouvement de déréglementation financière et une progression des risques ce qui a conduit la Banque des Règlements Internationaux (BRI) et les autorités de surveillance prudentielle à former le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (CBCB). Ce Comité a été créé fin 1974 par les gouverneurs des banques centrales du G 10 (onze pays: Allemagne, Belgique, Canada, Etats-Unis, France, Italie, Japon, Pays-Bas, Royaume-Uni, Suède et Suisse). Il vise à assurer la stabilité et la fiabilité du système bancaire et financier à travers l'établissement de standards minimaux en matière de contrôle prudentiel, la diffusion et la promotion des meilleures pratiques bancaires et de surveillance et la promotion de la coopération internationale en matière de contrôle prudentiel.

Le Comité de Bâle se compose aujourd'hui de 45 membres de 28 juridictions, comprenant des banques centrales et des autorités chargées officiellement de la surveillance des activités bancaires. En outre, le Comité compte neuf observateurs, dont des banques centrales, des groupes de surveillance, des organisations internationales et d'autres organes. Le Comité a élargi sa composition en 2009 et à nouveau en 2014.¹³

Le comité de Bâle a ainsi publié durant ces dernières décennies différents accords également appelés les « accords de Bâle ». Il existe à ce jour 4 accords :

- Bâle I : Création d'un fonds propre minimum pour faire face au risque de crédit
- Bâle II : Meilleure intégration des risques encourus
- Bâle III : Amélioration du système financier pour répondre à la crise des subprimes
- Bâle IV : Amélioration de la couverture des risques

1. Les accords de Bâle I

Bâle I fait référence à un ensemble de recommandations formulées en 1988 par le comité de Bâle. Ces recommandations visaient à assurer la stabilité du système bancaire international en fixant une limite minimale de fonds propres des banques. En effet, le cadre Bâle I stipule les exigences minimales de fonds propres pour tous les prêts en cours émis par les institutions financières.

C'est le ratio Cooke qui devait être égal, au moins, à 8%. Il se calculait en comparant les fonds propres réglementaires de la banque et les actifs à risques pondérés

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{Fond propres}}{\text{Actifs à risques pondérés}} = 8\%$$

Les fonds propres réglementaires sont décomposés en deux tiers :

- Tiers 1 : capitaux propres et bénéfiques non réinvestis (doit représenter au moins 4% des risques pondérés de la banque)
- Tiers 2 : fonds propres complémentaires (plus-values latentes, titres participatifs...)

¹³ <https://www.bis.org/bcbs/membership.htm?m=3%7C14%7C573%7C71>

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

Le système de classification de Bâle I regroupe les actifs d'une banque en quatre catégories de risques, classés en pourcentage : 0%, 20%, 50% et 100%.

Tableau 3 : Les pondérations accordés aux actifs de la banque

Pondérations	Contreparties
0%	Actifs sans risque (liquidité, créances vis-à-vis des Etats et des banques centrales de l'OCDE). OCDE : Organisation pour la coopération et le développement économique
20%	Créances sur des banques et collectivités locales de l'OCDE, créance sur les banques dont le siège social est situé dans un pays de l'OCDE.
50%	Engagements garantie par des hypothèques ou un crédit-bail mobilier.
100%	Toute les autres éléments d'actifs, dont les crédits à la clientèle (entreprises et particulier), la dette des PVD et des pays hors OCDE.

Source : Joël Bessis (1995) « Gestion des risques et gestion Actif-Passif des banques » Edition DALLOZ.

Bâle I ne prenait en compte que le risque de crédit mais pas les autres risques encourus par l'emprunteur tel que les risques de marché et opérationnels. En effet, le ratio de solvabilité international (ratio de Cooke) est conçu dès l'origine comme un cadre destiné à évoluer dans le temps.

2. Les accords de Bâle II

Le deuxième accord de Bâle proposé par le Comité de Bâle en 2004, a servi de mise à jour de l'accord original en introduisant une nouvelle réglementation affinant le ratio Cooke. Ce ratio devient alors le ratio Mac Donough qui maintient toujours 8% des emplois pondérés et couvre le risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel.

$$\text{Ratio Mc Donough} = \frac{\Sigma \text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Risque de crédit} + \text{Risque de marché} + \text{Risque opérationnel}} \geq 8\%$$

La méthode de pondération du risque de crédit modifiée profondément

La méthode de pondération du risque de marché n'est pas changée

Une méthode de pondération du risque opérationnel est créée

Source : Banque des Règlements Internationaux (BRI) : « Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres », Comité de Bâle (juin 2006)

Une autre nouveauté introduite par Bâle II est que l'évaluation du risque de crédit peut être effectuée soit par des méthodes standard communes à tous les établissements, soit par les approches IRB, développées en interne par les établissements eux-mêmes.

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

Il s'est concentré sur trois domaines principaux: les exigences minimales des fonds propres, l'examen prudentiel de l'adéquation des fonds propres d'un établissement et le processus d'évaluation interne, et l'utilisation efficace de la divulgation comme levier pour renforcer la discipline de marché et encourager de saines pratiques bancaires, y compris l'examen prudentiel. Ensemble, ces domaines d'intérêt sont appelés les trois piliers :

- L'exigence de fonds propres (ratio de solvabilité MacDonough)
- La procédure de surveillance prudentielle
- La discipline de marché (transparence dans la communication des établissements).

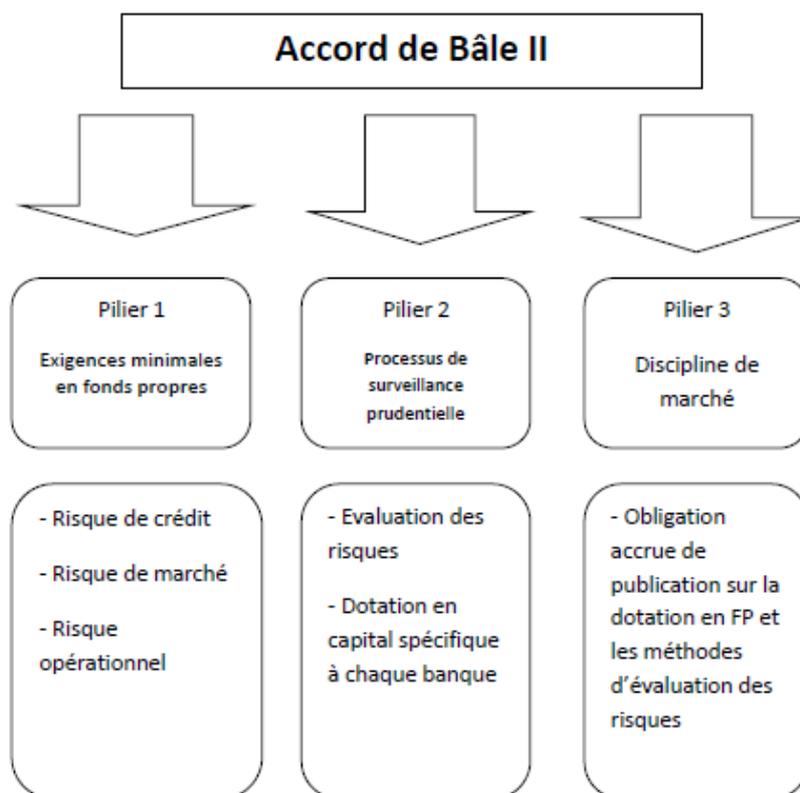


Figure 5 : Les piliers de Bâle II

Source : Banque des Règlements Internationaux/ Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres, Comité de Bâle (juin 2006)

2.1 Pilier 1 : exigences de fonds propres

Selon **De Servigny et Zelenko (2003)**, le pilier 1 de la deuxième réforme bâloise cherche à mieux sensibiliser le niveau des fonds propres avec le niveau de risque des engagements bancaires. En se basant sur les systèmes de notations internes ou externes, les établissements de crédit ont le choix entre deux approches qui tiennent compte du niveau réel de risque de crédit à savoir, l'approche standard et l'approche IRB.

L'approche standard : elle donne la possibilité de mesurer la fiabilité des contreparties par les notes allouées par les agences de notation. En effet, selon les régulateurs, la méthode standard pondère les risques des différents engagements en fonction des notations externes des agences de notation, en tenant compte du type d'emprunteur et du degré de risque de défaut.

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

L'approche IRB : selon cette approche, la méthode de notation interne permet les établissements de crédit d'utiliser leur propre système de notation. Ils doivent recourir aux paramètres bâlois :

- PD : C'est la probabilité de défaut par client ou segment de clients, elle prend en compte les risques associés à chaque client (par l'utilisation de fonctions score calées sur les données clients)
- LGD (Loss Given Default) : La perte en cas de défaut, c'est le niveau de perte réellement constatée après un défaut. La LGD peut être estimée à partir des taux moyens de recouvrement qui sont obtenus selon les transactions et catégories de clients ayant connu le défaut, les clauses utilisées et les éventuelles garanties et sûretés prises.

$$LGD = 1 - \text{taux de recouvrement}$$

- EAD (Exposure at Default) : L'exposition au moment du défaut correspond au risque brut anticipé sur l'engagement à la suite du défaut du débiteur
- La maturité (M) : C'est la durée accordée à l'emprunteur d'honorer ses engagements. L'approche standard suppose que l'échéance effective s'élève en moyenne à 2.5 ans, et l'approche avancée mesure l'échéance effective de chaque facilité de la façon suivante :

$$EE = \frac{\sum_t t \times FT_t}{\sum_t FT_t}$$

Où FT indique les flux de trésorerie (paiements du principal, des intérêts et des commissions) remboursables par contrat pendant la période t.

Le choix de la méthode permet à une banque d'identifier ses risques propres en fonction de sa gestion. En méthode standard, les paramètres bâlois sont imposés par le superviseur. En méthode IRB-fondation, la banque estime sa PD et les LGD, EAD et M restent imposées par le régulateur. En méthode IRB-avancée, soumise à l'autorisation des autorités de supervision, la banque maîtrise tous les paramètres.

2.2 Pilier 2 : La procédure de surveillance prudentielle

Le deuxième pilier prévoit un processus de surveillance prudentielle de l'adéquation des fonds propres des banques. En effet, il revient aux banques d'évaluer l'adéquation de leur niveau de fonds propres avec les risques auxquels elles sont exposées. Les autorités de contrôle doivent superviser ce travail des banques.

L'objectif est de s'assurer que chaque établissement de crédit, indépendamment de l'évolution de la qualité des engagements, met en œuvre un degré de contrôle interne suffisant qui maintient le capital réglementaire à un niveau convenable.

Pilier 3 : La discipline de marché

Le troisième pilier impose des règles de communication financière destinées à faciliter l'évaluation publique des banques. En effet, les régulateurs cherchent à améliorer la transparence de l'information financière des banques en termes de structure de propriété, d'exposition au risque et d'adéquation des fonds propres au profil du risque.

3. Les accords de Bâle III

En réponse à la crise financière de 2008, les autorités prudentielles sont amenées à réformer profondément le cadre réglementaire. En effet, le Comité de Bâle a mis en place un nouvel accord dit « Bâle III » en septembre 2010 qui a entré en vigueur en Juillet 2013.

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

Cet accord recommande des normes plus strictes pour améliorer la capacité du secteur bancaire à absorber les chocs économiques et financiers et à prendre des mesures pour réduire les effets de contagion. Il prévoit également un renforcement du niveau et de la qualité des fonds propres et une gestion accrue de leur risque de liquidités.

Les principes de Bâle III sont¹⁴ :

- Améliorer la qualité et l'exigence des fonds propres :

Le renforcement de la structure de capital des banques, avec l'amélioration de la qualité et du niveau des fonds propres. Ainsi, le ratio de solvabilité a été porté à 10,5 % contre 8 % auparavant (Bâle II).

- Création d'un nouveau ratio d'effet de levier :

Il mesure le rapport entre le total des actifs et les fonds propres de la banque. Bâle III a fixé ce ratio à 3% afin de prévenir les banques d'accroître leur endettement de façon déraisonnable en pariant sur des actifs plutôt que de renforcer leurs fonds propres.

- Améliorer la gestion de la liquidité avec l'introduction des ratios de liquidité à court et long terme :
 - Court terme : pour limiter le risque de court terme, Bâle III a mis au point le ratio Liquidity Coverage Ratio (LCR) qui permet à une banque de pouvoir survivre avec ses liquidités pendant 1 mois.
 - Long terme : Avec l'introduction du ratio structurel de liquidités à long terme (NSFR, Net Stable Funding Ratio) Bâle III prévoit que les banques peuvent survivre et exercer leurs activités dans un contexte des tensions prolongées à concurrence d'un an. Ce NSFR établit un rapport entre les financements stables disponibles et les besoins de financement stables. Il doit être supérieur à 100%.
- Renforcer les exigences prudentielles concernant le risque de contrepartie

4. Les accords de Bâle IV

Depuis, les inquiétudes des pouvoirs publics quant à la pérennité de certaines grandes banques ne se sont pas apaisées. Le Comité de Bâle a décidé en 2016 d'affiner Bâle III et adopté une nouvelle série de réglementations nommées « Bâle IV ».

Les accords de Bâle IV, conclus fin 2017, vont être mis en place progressivement autour du 1er janvier 2022.

Ainsi, les réformes proposées par la réforme de Bâle IV sont au nombre de six¹⁵ :

- ✦ Révision de l'approche standard du risque de crédit, afin d'améliorer la sensibilité au risque de l'approche existante.

L'approche standard du risque de crédit actuellement utilisée par les banques est introduite par la réglementation Bâle II. La révision de l'approche standard du risque de crédit est l'une des réformes les plus importantes de Bâle IV : l'approche standard est l'approche la plus largement utilisée par les banques dans le monde entier et même par les banques qui utilisent les approches internes, car une partie de leurs expositions reste couverte par l'approche

¹⁴ <https://banque.ooreka.fr/astuce/voir/454503/bale-3>

¹⁵ <https://www.pwc.fr/fr/assets/files/pdf/2018/02/lettre-reglementaire-banque-bale-iv.pdf>

CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

standard. Ainsi, à fin 2016 et pour les quatre grands groupes bancaires français entre 40 et 50 pour cent du volume total de leurs risques de crédit provient de l'approche standard.

- ✦ Révision de l'approche méthode interne du risque de crédit, avec l'objectif avoué de limiter l'utilisation de certains modèles internes (notamment pour les portefeuilles à faible risque de défaut).

Bâle IV limite l'approche notation interne "IRB" pour certaines expositions et établit un pourcentage minimal sur certains paramètres d'estimations afin d'éviter d'avoir des écarts trop importants avec les RWAs calculés selon la méthode standard.

- ✦ Révision du dispositif d'ajustement de l'évaluation de crédit (CVA) avec une approche standard révisée et la suppression de la méthode interne.

Le risque d'ajustement de l'évaluation de crédit (CVA) a constitué pour les banques, durant la crise financière mondiale, une source majeure de pertes, qui a dépassé les pertes dues aux défauts purs et simples. Le comité a révisé le calcul de la CVA à travers la réforme de Bâle IV.

- ✦ Révision de l'approche standard actuelle du risque opérationnel, qui remplacera aussi l'approche avancée.

Bâle IV permettra la coordination entre les modèles internes et les modèles standards existants. Ces différents modèles seront remplacés par une approche standard de sensibilité au risque unique. La méthode standard définira les exigences de fonds propres associées au risque opérationnel, qui sont basées sur les pertes historiques causées par le risque opérationnel et les revenus bancaires.

- ✦ Mise en place d'un volant de fonds propres liés au ratio de levier pour les établissements bancaires d'importance systémique mondiale (G-SIBs).

Le BCBS, soucieux des risques sur le système porté par les G-SIBs, a proposé de mettre en place un coussin au titre du ratio de levier

- ✦ Mise en place d'un plancher de capital garantissant que les actifs pondérés en fonction des risques (RWA) des banques issues des modèles internes ne puissent pas être inférieurs à 72,5 % des RWA tels que calculés selon l'approche standard.

CONCLUSION

À travers l'évolution et la comparaison des accords de Bâle, nous avons montré les raisons de leur émergence d'une part, et les changements importants qui ont été apportés dans chaque accord d'autre part.

La Tunisie doit s'adapter à ces changements internationaux à travers le développement continu de son corps réglementaire en vue d'améliorer la réputation des banques tunisiennes. En effet, l'objectif de la banque centrale tunisienne est de s'adapter progressivement aux recommandations des agences internationales de régulation pour assurer la stabilité financière du système bancaire tunisien.

En outre, elle vise que toutes les banques utiliseront la notation des contreparties pour modéliser leur risque de crédit, ainsi à ajuster leurs fonds propres en fonction du risque encouru. Par conséquent, la mesure et la gestion de risque de crédit sont la principale préoccupation des banques. Cela nécessite l'utilisation des méthodes de gestion de ce risque et des modèles spécifiques pour quantifier ce risque. Ce qui fera l'objet du chapitre qui suit.

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

INTRODUCTION

L'évaluation du risque de crédit consiste à évaluer la solvabilité des contreparties lors de la prise de décision de crédit. En fait, le facteur majeur qui contribue à toute décision de crédit est l'estimation de ce risque.

En effet, le risque de crédit est mesuré tant au niveau des transactions de crédit individuelles qu'au niveau du portefeuille. Les mesures individuelles sont des mesures développées en interne, tels que les modèles de notation et les systèmes experts ou des mesures développées en externe tels que les systèmes de notation externes, conçus par les agences de notation. Ainsi, diverses approches sont réservées pour les mesures du risque de crédit de portefeuille.

L'intérêt de ce chapitre consiste donc à décrire les différentes méthodes d'estimation du risque crédit. Dans la première section nous allons nous intéresser aux modèles de notation interne ainsi qu'aux modèles d'évaluation du risque de crédit en portefeuille. On note essentiellement trois modèles : le modèle CreditRisk+, le modèle CreditMetrics et le modèle KMV. La deuxième section sera consacrée aux différentes méthodes traditionnelles et nouvelles de gestion du risque de crédit.

SECTION I : Les modèles d'estimation du risque crédit

I. Les modèles de notation interne

Les banques utilisent des modèles de notation afin de décider d'accorder ou non un crédit, ainsi que de noter les emprunteurs. En effet, ces modèles permettent de classer les demandes de crédit comme « acceptée » ou « rejetée » pour les personnes physiques et « saines » ou « défaillantes » pour les personnes morales.

1. Le modèle à dire d'expert

Les systèmes d'experts reposent sur une approche qualitative qui conserve des connaissances et des règles d'un expert ou d'un responsable crédit pour donner un cadre directif de mesure du risque de crédit. Ils utilisent des informations financières et comptables de nature qualitative pour permettre de déterminer des règles de décision qui servent à décrire les caractéristiques de risque de l'emprunteur et à lui attribuer une note : il s'agit, d'une part, des caractéristiques financières des emprunteurs et, d'autre part, des informations sur le marché et la position concurrentielle de l'entreprise.

En effet, les systèmes d'experts peuvent être considérés comme un système d'aide à la décision (**Mahé de Boislandelle 1998**). L'usage le plus répandu de ce système est l'approbation de crédit par les banques et aussi dans les agences de rating.

Par ailleurs, la principale limite de ces systèmes est la possibilité de faire une part de subjectivité puisqu'ils se basent sur un modèle d'approbation inter-experte, de plus il est difficile de définir des procédures scientifiques pour tester les résultats obtenus.

Les principaux systèmes experts sont :

- La méthode des ratios fondée sur l'analyse financière
- La méthode anglo-saxonne dite des 5 C : capital, character, collateral, capacity et condition.

La construction d'un système expert¹⁶

La méthodologie d'élaboration d'un système expert passe par trois étapes suivantes :

- ✦ L'explication de l'expertise : il s'agit de transformer une connaissance implicite en un système de règles explicites, cette étape repose sur la confrontation de l'ensemble des règles formalisés par un groupe d'experts, dont le but est de faire ressortir une base de règles et normes communes
- ✦ La formalisation de l'expertise : l'objectif poursuivi est de transcrire ces règles, les généraliser et les implémenter dans le système de prise de décision, nous citons à titre d'exemple la grille de notation assortie des règles et de leurs pondérations
- ✦ La validation et le suivi du système : à travers des tests de performance et de stabilité dans le temps sur une population test, on pourrait valider le système en comparant ses résultats et les résultats d'un groupe d'experts. Les règles font l'objet d'une double validation :
 - ✓ Une validation qualitative : qui consiste à se placer dans un contexte réel et à vérifier si le système reproduit le raisonnement de l'analyste. Elle peut être

¹⁶ L'évaluation du risque de crédit des entreprises: cas de la banque congolaise de l'habitat (Joanna N.S. Julie Makany, Chantal Gabsoubo Yienezoune 2013)

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

accomplie, par exemple, en comparant les conclusions du système avec celles des analystes sur une population test.

- ✓ Une validation quantitative : qui comporte une vérification empirique sur la base d'historiques de défaillance, de la pertinence des règles de décisions intégrées au système.

2. Modèles statistiques

Les banques et les organisations financières utilisent des modèles statistiques pour prédire si un emprunteur serait un bon ou un mauvais payeur et prendre la décision appropriée. En effet, les modèles scoring sont un concept d'évaluation des performances des entreprises à partir des modèles fondés sur des outils d'analyse statistique. Ils utilisent des données historiques (généralement les performances passées de l'emprunteur ou l'historique des prêts accordés) et des techniques statistiques. Ils produisent des scores ou des notations pour évaluer le risque de défaillance possible de l'emprunteur.

En effet, il existe plusieurs modèles statistiques pour construire un modèle de score, il s'agit principalement :

2.1 Des techniques économétriques paramétriques (LOGIT, PROBIT)

Les techniques statistiques prévalant dans le secteur bancaire sont les techniques économétriques (modèles logit et probit). En effet, l'objectif de ces modèles à choix binaires (dichotomiques) est la modélisation d'une alternative ($Y=1$ ou $Y=0$) et donc à estimer la probabilité associée à l'événement $Y=1$. Ces modèles expliquent cette variable (Y) en fonction d'un vecteur de variables exogènes retenues pour leur qualité discriminante et leur faible corrélation.

- Le modèle LOGIT

Soit le modèle linéaire simple :

$$Y = \beta' X_i + \varepsilon_i$$

Où : X_i : Vecteur des variables explicatives ; β' : Vecteur des paramètres

Et la règle d'observation est également :

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{si défaut} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

Le terme d'erreur suit une loi logistique dont la fonction est la suivante :

$$F(\beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta X_i}}$$

- Le modèle PROBIT

Soit le modèle linéaire simple :

$$Y = \beta' X_i + \varepsilon_i$$

Où : X_i : Vecteur des variables explicatives ; β' : Vecteur des paramètres

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

Et la règle d'observation est également :

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{si défaut} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

En effet, les modèles logit et probit consistent à trouver une relation permettant de prévoir une variable qualitative à l'aide de variables quantitatives et /ou qualitatives.

2.2 Des techniques de classification issue de l'analyse des données

L'analyse discriminante est une technique statistique qui permet d'expliquer et de prédire l'appartenance d'un individu à une classe prédéfinie à partir de ses caractéristiques individuelles. Elle est utilisée dans le cas du scoring de crédit, afin de classer les emprunteurs en deux groupes: « défaillant » et « sain » en fonction de leurs caractéristiques observées. Son application empirique a commencé depuis les années 1930 avec les travaux de **Fisher et Mahalanobis (1936)**.

L'analyse discriminante consiste à étudier la relation entre une variable qualitative et un ensemble de variables explicatives : elle permet de déterminer les variables explicatives les plus discriminantes en éliminant les variables qui n'apportent aucune amélioration à la discrimination, d'affecter l'emprunteur au groupe qu'il appartient à partir de ses caractéristiques et en fin de valider la classification, à travers les tests de bon classements.

2.3 Des techniques d'intelligence artificielle (réseaux de neurones)

« Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes dynamiques constitués de parties interagissantes fortement interconnectés basés sur le système neurobiologique. »¹⁷. Ils sont des outils issus de l'intelligence artificielle inspirés des systèmes neurobiologiques, proposé par Warren McCulloch et Walter Pitts en 1940.

Les réseaux de neurones artificiels ont été introduit en finance au début de la décennie 1990 en tant qu'une méthode quantitative de prévision pour être utilisée en tant que modèle de notation de crédit. Ils se basent sur l'apprentissage, c'est-à-dire que ces systèmes apprennent par eux-mêmes les relations entre les différentes variables, à partir d'un échantillon de données, en simulant le raisonnement humain. Ils permettent de mettre en relation les inputs (la base de données) et les outputs (le résultat) sous la supposition que cette relation est non linéaire.¹⁸

Cette méthode est plus flexible que certaines méthodes statistiques classiques puisqu'elle ne suppose aucune hypothèse sur la distribution des termes d'erreur et des variables.

En outre, les résultats de l'étude d'**Odom et Sharda (1990)** conclue que les réseaux de neurones sont plus performants que les méthodes statistiques classiques.

II. Les modèles de portefeuille de gestion du risque crédit

La principale préoccupation des banques est l'évaluation de la probabilité de défaut des emprunteurs. Pour cette raison, les banques ainsi que les institutions financières reconnaissent la nécessité d'appliquer des modèles d'évaluation d'un portefeuille de crédit vue l'existence de diverses approches et de méthodes rivales.

¹⁷ ANANDARAJAN M., LEE P. et ANANDARAJAN A. (2001), « Bankruptcy Prediction of Financial Stressed Firms : An Examination of the Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks », International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, vol. 10, n° 2, pp. 71

¹⁸ Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale (Younes Boujelbène, Sihem Khemakhem 2013)

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

Au niveau de ce paragraphe on va présenter deux types de modèles de portefeuille de crédit, à savoir :

- Le modèle actuariel Credit Risk + de la banque Credit Suisse First Boston en 1997.
- Les modèles structurels : Ces modèles sont dits structurels car ils lient directement le risque de crédit à la structure financière de l'entreprise. Les principaux modèles structurels fournis par la littérature sont : le modèle Credit Metrics par JP Morgan et le modèle KMV de Moody's.

1. Credit risk +

C'est une méthode fondée en 1998 par la banque d'investissement « Credit Suisse First Boston ». Elle utilise une approche analytique pour déterminer les pertes associées à un portefeuille d'obligations ou de prêts bancaires et elle s'intéresse uniquement au risque de défaut et ne prend pas en considération le risque de dégradation de la qualité de l'emprunteur. En effet, d'après tel **Derbali (2018)**, le modèle CreditRisk+ n'offre aucune explication quant à la survenance de l'événement de défaut. Il est donc considéré comme un modèle d'intensité.

Par hypothèses, le modèle considère que la probabilité de défaut d'une transaction individuelle est raisonnablement faible et que les événements des défauts individuels sont indépendants et suivent la loi de Bernoulli.

À l'aide de la distribution de poisson, la distribution de probabilité du nombre n de défauts est représentée par la formule suivante :

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

Avec μ : représente le nombre moyen de défauts encourus pendant une durée donnée.

Ainsi, à l'aide du modèle Credit Risk+, la distribution de la perte globale d'un portefeuille peut être formulée analytiquement en faisant appel à la simulation de Monte Carlo.

En effet, le modèle CreditRisk+ ne s'intéresse qu'au cas de défaut. Il peut être mis en place facilement, nécessitant l'estimation de certains paramètres. Plus précisément, pour chaque contrepartie, seules la probabilité de défaut et l'exposition sont essentielles.

Tableau 4 : Avantages et limites du modèle CreditRisk+

Avantages	Limites
<ul style="list-style-type: none">• Facile à mettre en œuvre• CreditRisk+ se concentre uniquement sur le défaut de paiement, ce qui nécessite relativement peu d'entrées pour les estimations.• Pour chaque instrument, seules la probabilité de défaut et l'exposition sont requises.	<ul style="list-style-type: none">• La méthodologie ne suppose aucun risque de marché.• Ne concerne pas les produits non linéaires (les options et les swaps)• Par rapport au modèle KMV Moody's, le modèle CreditRisk+ ignore les effets liés à la migration. Les changements dans la qualité des emprunteurs ne sont pas pris en compte, ce qui conduit à une sous-estimation du risque de crédit d'un portefeuille.

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAULT

2. Credit metrics

Le modèle CreditMetrics a été développé par JP Morgan en avril 1997 en collaboration avec ses partenaires (Bank of America, BZW, Deutsche Morgan Grenfell, KMV Corporation, Swiss Bank Corporation et Union Bank of Switzerland). Il permet d'estimer le risque de crédit du portefeuille généré par les variations de la valeur de la dette, dues aux changements de la qualité des emprunteurs sur un horizon donné. La dette peut également inclure les prêts bancaires ou les obligations.

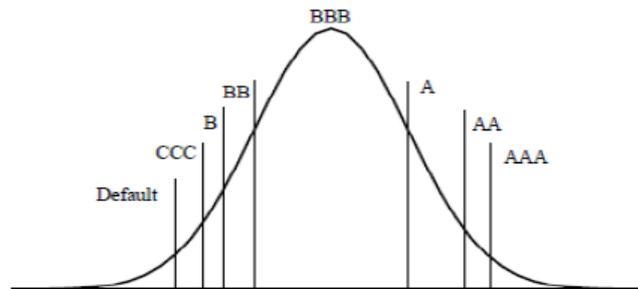
Tableau 5 : La matrice de transition à 1an

Rating	Rating at year end (%)							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AAA	90.81	8.33	0.68	0.06	0.12	0	0	0
AA	0.70	90.65	7.79	0.64	0.06	0.14	0.02	0
A	0.09	2.27	91.05	5.52	0.74	0.26	0.01	0.06
BBB	0.02	0.33	5.95	86.93	5.30	1.17	1.12	0.18
BB	0.03	0.14	0.67	7.73	80.53	8.84	1.00	1.06
B	0	0.11	0.24	0.43	6.48	83.46	4.07	5.20
CCC	0.22	0	0.22	1.3	2.38	11.24	64.86	19.79

Source: Standard & Poor's CreditWeek (April 15, 1996)

En outre, le modèle CreditMetrics suppose que la valeur marchande de la dette d'une entreprise peut être dérivée des rendements de ses actifs. Ainsi, la distribution des rendements supposée être distribuée selon la loi normale standard, est divisée en bandes telles que chaque bande reflète la transition d'une notation initiale à une nouvelle catégorie de notation.

Figure 6 : La répartition des rendements selon les bandes de notation



Source : CreditMetrics technical document /la banque J.P Morgan 1997

L'analyse de l'évolution de la notation d'un emprunteur se fait à l'aide d'une notation initiale de l'emprunteur ainsi que de la matrice de transition ci-dessus. En effet, on illustre l'évolution de la notation de l'emprunteur suite à une sélection aléatoire des rendements ses actifs. Plus précisément il s'agit de comparer les rendements des actifs, résultant d'une sélection aléatoire, aux seuils de rentabilité.

Soit $Z_{déf}$ le seuil de rendement associé à une situation de défaut et R les valeurs des rendements qui suivent la loi normale standard. Par définition, l'entreprise est en défaut lorsque $R < Z_{déf}$ et la probabilité liée à l'événement de défaillance est donnée par l'équation suivante :

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

$$P_r(\text{défaut}) = P_r(R < Z_{\text{déf}}) = \Phi\left(\frac{Z_{\text{déf}} - \mu_A}{\delta_A}\right)$$

Avec Φ : La fonction de répartition de la loi normale ; μ_A : La moyenne des rendements ; δ_A : L'écart type des rendements.

Pour les autres classes de notation, la relation s'écrit comme suit :

$$P(j) = P(Z_{j-1} < R < Z_j) = \Phi\left(\frac{Z_j - \mu_A}{\delta_A}\right) - \Phi\left(\frac{Z_{j-1} - \mu_A}{\delta_A}\right)$$

Le seuil de rentabilité de la classe de notation la plus élevée, notée Z_{AAA} , est défini comme suit :

$$P_r(\text{défaut}) = P_r(R < Z_{AAA}) = 1 - \Phi\left(\frac{Z_{AAA} - \mu_A}{\delta_A}\right)$$

Il faut inverser la distribution normale afin d'obtenir les valeurs seuils de rentabilité souhaitée. Chaque rendement issu de la sélection aléatoire est comparé au seuil du rendement défini, puis converti en une note.

Les nouvelles classes de notation déterminent les taux d'actualisation requise pour la réévaluation des crédits, ainsi, les taux de recouvrement sont supposés être distribués selon une loi bêta. Les taux d'actualisation sont obtenus à l'aide du tableau suivant dégager du document technique de la méthode CreditMetrics (1996) :

Tableau 6 : Les taux d'actualisation de chaque catégorie

	1 ^{ère} année	2 ^{ème} année	3 ^{ème} année	4 ^{ème} année
AAA	3.60	4.17	4.73	5.12
AA	3.65	1.22	4.78	5.17
A	3.72	1.32	4.93	5.32
BBB	4.10	1.67	5.25	5.63
BB	5.55	6.02	6.78	7.27
B	6.05	7.02	8.03	8.52
C/CCC	15.05	15.02	14.03	13.52

Source : CreditMetrics technical document /la banque J.P Morgan 1997

L'estimation du risque de crédit se fait par la simulation de Monte Carlo et la décomposition de Cholesky pour générer les cheminements corrélés des engagements qui suivent une loi normale $N(\mu, v)$ tel que v désigne la matrice variance-covariance.

En conclusion, la méthode CreditMetrics prédisait le risque de crédit suivant deux critères : le risque de détérioration de la qualité de l'emprunteur et le risque de défaillance en s'appuyant sur les régimes de notation (externe ou interne). Les matrices de transition dégagées par les agences de ratings présentent des probabilités de transition estimées sur la base de données historiques, qui remontent à plus de deux décennies. Elles doivent être mises à jour en permanence, sinon elles peuvent être une source de biais. Ensuite, les taux d'actualisation sont considérés comme constants afin de faciliter la mise en œuvre de l'approche.

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

Malgré certaines lacunes au niveau des données, le modèle CreditMetrics est très répandu dans le secteur bancaire pour sa commodité, en particulier parmi les banques dont les contreparties ont une notation externe.

Tableau 7 : Avantages et limites du modèle CreditMetrics

Avantages	Limites
<ul style="list-style-type: none">• Les deux aspects du risque de crédit sont pris en compte dans le modèle CreditMetrics	<ul style="list-style-type: none">• Manque d'harmonie entre le modèle de Merton et les procédures des agences de notation• L'inefficacité de l'estimation des paramètres compte tenue de la sophistication de la simulation de Monte Carlo

3. Le modèle KMV

Le modèle KMV¹⁹ ou « Portfolio Manager », développé par l'agence Moody's, de la gestion du portefeuille de crédit. Il a été élaboré pour la première fois en 1993.

Ce modèle est basé sur le raisonnement de Merton. Il repose sur la notion de la distance au défaut (Distance to Default : DD) liée à chaque engagement et qui est calculée sur la base des historiques de défaut. Une fois la distance est calculée, elle se transforme en une probabilité de défaut (Expected Default Frequency : EDF). Cette dernière diffère des probabilités de défaut déduites par les catégories de notation, elle représente l'estimation de la probabilité de défaut dérivée du modèle de type Merton.

L'estimation des EDF passe par 3 étapes principales :

- ✓ L'estimation de la valeur et de la volatilité des actifs.
- ✓ La mesure la distance au défaut (DD)
- ✓ La détermination de la probabilité de défaut à partir de la distance de défaillance

• L'estimation de la valeur et de la volatilité des actifs

Le modèle KMV est basé sur l'hypothèse que la valeur des actifs suit une distribution log-normale. En outre, il est supposé que sa volatilité est stable dans le temps.

Si le prix de marché des actions est disponible, il serait facile d'estimer la valeur de marché et la volatilité des actifs en se basant sur la théorie des options où une action apparait comme une option d'achat sur la valeur de l'actif sous-jacent de l'entreprise.

La valeur marchande des actifs de l'entreprise est donnée sur la base du prix d'achat d'une option européenne de **Black et Scholes (1973)**:

$$V_E = V_A N(d_1) - e^{-rT} DN(d_2)$$

¹⁹ Kealhofer, McQuown et Vasicek de l'agence Moody's

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

Avec :

$$\begin{cases} d_1 = \frac{[\ln(\frac{V_A}{D}) + (r + \frac{1}{2}\delta_A^2)T]}{\delta_A\sqrt{T}} \\ d_2 = d_1 - \delta_A\sqrt{T} \end{cases}$$

Où :

- $N(\cdot)$ indique la fonction de répartition de la loi normale
- V_E : La valeur des fonds propres
- V_A : La valeur des actifs
- r : Le taux sans risque
- δ_A : La volatilité des actifs
- D : La valeur de la dette

Selon **Chen et al. (2010)**, la valeur de l'entreprise V_A et la volatilité des actifs δ_A ne sont pas observables. Elles sont déduites à l'aide des valeurs des options V_E .

- **La mesure la distance au défaut (DD)**

L'étape de mesure de la distance au défaut est une étape intermédiaire du calcul de probabilité. La distance de défaut (DD) représente la distance entre la valeur attendue des actifs de l'entreprise et un seuil critique appelé "le point de défaut (DPT)" défini comme la valeur des passifs à court terme et la moitié de la dette à long terme.

$$DPT = DCT + \frac{1}{2}DLT$$

En effet, d'après l'approche KMV, une entreprise fait faillite lorsque la valeur de ses actifs atteint un niveau compris entre la valeur totale de ses passifs et la valeur de sa dette à court terme.

En adoptant l'analyse fournie par Black & Scholes, la DD peut être exprimée comme suit :

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{DPT_T}\right) + \left(\mu + \frac{\delta_A^2}{2}\right)T}{\delta_A\sqrt{T}}$$

Avec : DPT : le point de défaut à l'horizon T ; μ : la valeur nette attendue des actifs

- **La détermination de la probabilité de défaut à partir de la distance de défaillance**

La probabilité de défaut est la probabilité que la valeur de marché des actifs d'une entreprise soit inférieure à la valeur de la dette au moment de la maturité :

$$P\{V_A(T) < D\} = N\left(\frac{\ln\left(\frac{V_A}{DPT_T}\right) + \left(\mu + \frac{\delta_A^2}{2}\right)T}{\delta_A\sqrt{T}}\right) = N(-DD)$$

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

Ensuite, nous pouvons obtenir la fréquence de défaut attendue (Expected Default Frequency : EDF) tel que :

$$EDF = N(-DD)$$

Tableau 8 : Avantages et limites du modèle KMV

Avantages	Limites
<ul style="list-style-type: none">• Le modèle KMV relie les probabilités de défaut aux informations du marché• Le seuil de défaut est déterminé de manière empirique• Contrairement aux modèles CreditMetrics et CreditRisk+, le modèle KMV peut distinguer entre les débiteurs en se basant sur leur probabilité de défaut, sur leur propre structure de capital et sur leurs propres actifs.	<ul style="list-style-type: none">• Le taux d'intérêt est supposé constant• Cette méthode est difficile à mettre en place car elle nécessite beaucoup de données d'entrée, dont la plupart sont inobservables ou difficilement accessibles.

SECTION II : Les méthodes de gestion du risque de crédit

La gestion du risque de crédit doit permettre à la banque d'anticiper les pertes moyennes à venir, d'estimer les pertes maximales possibles ainsi que de respecter les mesures de risques imposées par les autorités de surveillance. Pour atteindre ces objectifs, la banque fait appel à des méthodes traditionnelles et à des nouvelles méthodes **de gestion du risque de crédit**.

I. Les méthodes traditionnelles de gestion du risque de crédit

1. Le respect des règles prudentielles

Le respect des règles prudentielles (présenté au niveau de la section 2 du chapitre 1) permet d'assurer la solvabilité et la liquidité des établissements de crédit. L'objectif est de protéger les intérêts des déposants et d'assurer la stabilité du système bancaire.

2. La diversification du risque

Les établissements de crédit doivent assurer en permanence la diversification de leur portefeuille d'investissement en respectant les ratios de division et de concentration des risques. En effet, il est très dangereux de trop se concentrer sur un seul bénéficiaire ou plusieurs emprunteurs ayant les mêmes caractéristiques. Si ce dernier rencontre un problème, il menacera la situation de la banque.

Il y a une diversité des ratios définissant les normes de division minimales des risques imposés aux banques tunisiennes pour éliminer tout risque qui peut impacter leurs activités (présenté au niveau de la section 2 du premier chapitre).

3. La prise des garantie

La prise des garanties constitue un recours, pour se couvrir contre le risque de non recouvrement de créance, pour une partie ou pour la totalité. Elle permet une réduction de la perte sur prêt en cas de défaut de l'emprunteur :

$$\text{Exposition nette} = \text{Total en capital et intérêt} - \text{valeur estimée de la grantie}$$

En outre « la garantie constitue un signal qui apporte de l'information à la banque »²⁰. En effet, les emprunteurs de haute qualité sont plus susceptibles d'accepter de fournir des garanties à faible taux d'intérêt que les emprunteurs de faible qualité.

On doit mentionner que la prise de garantie n'est pas l'élément fondamental qui permet de prendre la décision d'octroi. Cette dernière doit être motivée par la rentabilité de l'affaire.

On distingue deux sorte de garanties :

Les garanties réelles

Ce sont les garanties apportées par le patrimoine immobilier ou mobilier de l'emprunteur au profit de la banque. Lorsque le bien est immobilier, il s'agit d'une hypothèque. Lorsque le bien est mobilier, il s'agit d'un nantissement.

²⁰ Le rôle des garanties dans les prêts des banques françaises (Régis Blazy, Laurent Weill) 2006

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

✓ L'hypothèque :

L'hypothèque est l'acte par lequel le débiteur ou une tierce personne au profit du premier, accorde au créancier en garantie le remboursement, un droit sur un immeuble sans dépossession et avec publicité²¹. L'hypothèque s'applique sur un bien immobilier apporté en garantie d'un prêt. Ainsi, la banque bénéficie d'un droit de préférence et d'un droit de suite qui lui permet de saisir et vendre du bien prît en garantie même s'il a changé de propriétaire.²²

✓ Nantissement

Le nantissement est un engagement écrit par lequel un emprunteur donne un bien en garantie de la dette qu'il contracte.

En effet, la sureté sur un bien meuble incorporel est le nantissement. C'est l'affectation d'un bien meuble incorporel en garantie d'une dette. Toujours sans dépossession et utilisé sur un fonds de commerce, des parts sociales, des instruments financiers²³. C'est pour cette raison qu'on ne peut pas acheter ou vendre une voiture d'occasion sans certificat de non gage.

Les garanties personnelles

Sont constituées par l'engagement d'une ou plusieurs personnes (physiques ou morales) qui promettent de résoudre le problème du créancier s'il est prouvé que le débiteur est en défaut.

« Elles garantissent l'exécution d'une obligation par un débiteur, elles ont pour objectif de consolider les chances de paiement du créancier, le prémunissant contre l'insolvabilité du débiteur »²⁴.

Les garanties personnelles reposent sur le principe de la caution.

- La caution simple : Le créancier doit préalablement poursuivre le débiteur. Si le débiteur n'a pas à régler ses dettes, le créancier peut se retourner vers la caution qui s'engage à payer à la place du débiteur
- La caution solidaire : le créancier peut se retourner vers la caution solidaire qui s'engage à rembourser sans pouvoir exiger que le créancier commence par poursuivre le débiteur.

4. L'assurance

Les banques peuvent réduire leur exposition aux risques en bénéficiant des garanties des compagnies d'assurance et ce pour se prémunir contre le risque d'insolvabilité de leurs clients.

En outre, lorsqu'une banque émet un prêt, elle devra obliger les bénéficiaires du prêt à fournir une assurance pour traiter les risques liés à la vie quotidienne, tels que la maladie, l'invalidité, le chômage, le décès et d'autres risques.

²¹ Luc BERNET-ROLLANDE (2008), Op cit , P : 187.

²²<https://billetdebanque.panorabanques.com/credit/credit-immo/credit-les-garanties-reelles-et-les-garanties-personnelles/>

²³ <https://www.service-public.fr/professionnels-entreprises/vosdroits/F31636>

²⁴ BARTHEZ A, HOUTCIEFF D (2010), Les sûretés personnelles, édition LGDJ, page 60

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT

« Elle garantit les banques contre le défaut de paiement d'emprunteurs, que la situation soit de leur fait ou qu'elle relève de contraintes externes »²⁵.

5. Le provisionnement

Les banques utilisent les provisions pour créances irrécouvrables pour compenser les pertes causées par le défaut de l'emprunteur ou l'incapacité de l'emprunteur à rembourser le principal et / ou les intérêts.

En effet, les provisions sont des dépenses utilisées pour compenser la baisse de valeur de l'exposition de la contrepartie. Elles sont constatées sur les créances classées et destinées à couvrir le risque probable de perte encouru par l'établissement de crédit.

Du point de vue de la surveillance prudentielle, ce traitement comptable peut être amélioré. Actuellement, la perte n'est enregistrée qu'après sa survenance et par conséquent, le risque de crédit apparaît trop tard dans le système comptable. C'est pour cette raison que la nouvelle norme comptable IFRS 9 qui repose sur une approche prospective apparaît pour fournir des nouvelles règles de calcul des provisions pour risque de crédit. Elle exige que toutes les créances soient provisionnées, même si elles ne sont pas en souffrance.

En effet, la norme IFRS 9 suppose « d'enregistrer les provisions pour pertes de crédit attendues dès l'octroi d'un prêt, plutôt que d'attendre l'apparition d'un événement signalant une perte imminente. En d'autres termes, au moment de la crise, l'établissement financier attendait l'apparition d'un incident « déclencheur » (perte d'emploi de l'emprunteur, baisse de valeur des sûretés, impayés) pour commencer à comptabiliser des pertes de crédit sur un prêt. Aujourd'hui, la comptabilisation d'une perte de crédit se fera dès la contraction du prêt, quel que soit le prêt. »²⁶

II. Les nouvelles méthodes de gestion du risque de crédit

1. La titrisation

La titrisation, ou la « securitization » selon la terminologie anglo-saxonne, est une technique financière qui consiste classiquement à transférer à des investisseurs des actifs financiers tels que des créances (des prêts en cours) en transformant ces créances en titres financiers émis sur le marché des capitaux. Elle consiste de ce fait une innovation majeure du système financier international, tant par le volume mis en jeu que par la complexité des techniques financières développées à cet effet²⁷.

En d'autres termes, la titrisation est une technique financière, qui consiste pour une entreprise ou une banque à vendre certains de ses actifs et recevoir en contrepartie des liquidités.

Le mécanisme de l'opération de titrisation

Une opération de titrisation s'opère en regroupant un portefeuille de créances de nature similaire que l'on cède alors à une structure ad-hoc (société, fonds ou trust) qui en finance le prix d'achat en plaçant des titres auprès des investisseurs. Les titres représentent chacun une

²⁵<https://epargne.ooreka.fr/astuce/voir/480081/risque-de-credit#:~:text=Il%20se%20mat%C3%A9rialise%20lors%20de,d%C3%A9tenus%20et%20le%20hors%20bilan.>

²⁶<https://www.groupe-estia.fr/ifrs-9-dans-les-services-risques-les-impacts-du-nouveau-modele-de-depreciation-sur-lestimation-des-pertes-de-credit-les-interactions-avec-bale-3-et-les-systemes-dinformation/>

²⁷ Michèle CERESOLI & Michel GUILLAUD, « TITRISATION : gestion financière de la banque », édition ESKA, Paris, 1992, P27.

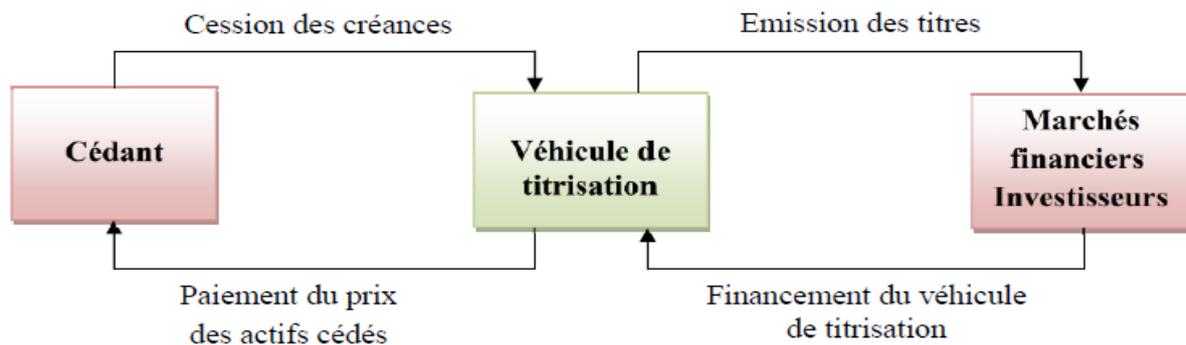
CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAULT

fraction du portefeuille des créances titrisées en donnant le droit aux investisseurs de recevoir les paiements des créances (les remboursements ; principal et intérêts).

Réaliser une opération de titrisation consiste par conséquent à regrouper des actifs au sein d'un véhicule de titrisation et à orienter les flux de trésoreries procurés par ces actifs vers les titres émis par ce véhicule de titrisation.

Donc, une opération de titrisation est schématisée comme suit :

Figure 7: schéma de titrisation



La titrisation des créances bancaires : « CLO » (collateralized loan obligation)

La titrisation de créances bancaires est une opération de titrisation dans laquelle les actifs cédés sont des prêts bancaires. Ces prêts sont généralement des prêts immobiliers ou des prêts à la consommation, qui sont difficiles à refinancer et ont des taux d'intérêt élevés. La qualité du portefeuille des créances proposées par la banque est examinée par des agences de notation.

Avantages de la titrisation des créances bancaires

Dans le cadre de l'opération de titrisation, la banque cède une partie de ses créances et transfère également les risques associés au portefeuille cédé.

En outre, l'opération de CLO consiste à débloquer les fonds alloués aux créances cédées ce qui permet à la banque d'effectuer de nouvelles opérations.

L'impact de la titrisation sur la rentabilité des fonds propres

La titrisation peut permettre aux banques d'économiser des fonds propres, en augmentant ainsi leur rentabilité. En fait, en transférant une partie de ses créances, les actifs de la banque seront réduits et en conséquence, le montant des fonds propres sera alors réduit.

Tableau 9: Les avantages et les inconvénients de la titrisation

Intérêt pour l'entreprise/ banque	Intérêt pour l'investisseur
<ul style="list-style-type: none"> • Sortir des actifs de son bilan • Pour les banques, contourner la rigidité du capital réglementaire • Avoir recours à une source de financement • Discrétion • Développement des marchés de capitaux • Séparer l'originalité de dette de sa détention en portefeuille 	<ul style="list-style-type: none"> • Accéder à des nouveaux produits fondés sur les actifs jusque-là inaccessibles • Niveau de rendement élevé • Bénéficier d'un effet-diversification
Points faibles pour l'entreprise	Points faibles pour l'investisseur
<ul style="list-style-type: none"> • Montage complexe • Coûts importants • Placement difficile des tranches les plus risquées. 	<ul style="list-style-type: none"> • Montage complexe • Des risques liés au « downside »

Source : Arnaud de Servigny : « Le risque crédit : nouveaux enjeux bancaires », 2^{ème} Ed. DUNOD, 2003, p.145

2. Les CDS (Credit Default Swaps)

Les CDS font partie des dérivés de crédit, ils permettent de se prémunir contre le défaut d'un émetteur sur le marché obligataire.

Par définition, « Un CDS est un contrat financier bilatéral par lequel une des parties (l'acheteur de protection) paie de manière périodique une prime sur un montant notionnel, afin d'obtenir du vendeur de la protection un paiement contingent à la suite d'un événement de crédit sur l'emprunteur »²⁸

En effet, ce sont des produits dérivés qui reposent sur des événements de crédit :

- La faillite
- Les défauts de paiement
- Les changements de notation.

Le CDS permet à une partie de se couvrir contre certains événements de crédit, plus spécifiquement le risque de défaut. À cette fin, la partie concernée va chercher une contrepartie qui est disposée à fournir une assurance contre les risques de défaut associés, en échange d'une prime appelée spread CDS.

La personne qui souscrit une assurance est appelée « l'acheteur de protection », et la contrepartie est appelée « le vendeur de protection ». L'« acheteur de protection » paie une prime et « le vendeur de protection » indemnise lorsqu'il y a défaut. La valeur que ce dernier doit payer peut prendre différentes formes selon les termes du contrat.

²⁸ Arnaud de Servigny, Idem., p.152

CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAULT

En ce qui concerne les contrats de CDS, différentes informations doivent être indiquées²⁹.

- Les actifs de référence
- La définition de l'événement de crédit
- Le notionnel du CDS
- La date de début du CDS et de la phase de protection
- La maturité
- Le spread du CDS
- La fréquence de paiement
- Les paiements à effectuer lorsque l'événement de crédit se réalise

²⁹ <https://www.next-finance.net/Les-Credit-Default-Swaps-CDS>

CONCLUSION

Le risque de crédit est le plus grand défi de la gestion des banques, en effet, la gestion du risque de crédit ainsi que les modèles d'estimation de ce risque doivent permettre à la banque d'anticiper les pertes à venir et d'assurer une meilleure gestion et couverture du risque de crédit par la détermination des fonds propres économiques de la banque.

Ainsi, dans le cadre de l'évaluation du risque de crédit individuel, **Lee et al. 2002**, trouve que l'objectif de cette évaluation est d'estimer la capacité d'un emprunteur à rembourser ses engagements en évaluant le risque de crédit qu'il présente. Cette évaluation permet de produire un système d'informations qui vise à classer les emprunteurs. Le fonctionnement de ce système est basé sur le classement de ces derniers en fonction de la probabilité d'honorer leurs obligations financières.

Dans ce qui suit, nous allons focaliser sur le risque de défaut des promoteurs immobiliers qui sera déterminé par l'utilisation d'une technique statistique : la régression logistique.

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

INTRODUCTION

Compte tenu de ce qui a été expliqué précédemment, nous entamons dans ce dernier chapitre une analyse empirique qui consiste à la mise en place d'un modèle de prévision de la défaillance pour les promoteurs immobiliers.

Angelini et al. (2008) ont souligné qu'en dépit des progrès de la technique d'évaluation du crédit et de la diversification du portefeuille, le risque de crédit constitue toujours une majeure menace pour les banques. En effet, de nombreuses études ont été menées pour intégrer des outils d'exploration de données dans les banques afin d'améliorer leurs modèles d'évaluation des risques, qu'il s'agisse d'un modèle individuel ou d'un modèle de portefeuille. Ainsi, les changements majeurs apportés par Bâle II ont accru la demande du secteur bancaire pour ces modèles, qui ne reposent pas seulement sur des méthodes quantitatives, mais également sur des méthodes qualitatives de gestion du risque de crédit.

Dans ce chapitre, nous allons recourir à la régression logistique dans le but de développer un modèle de prévision de la défaillance des promoteurs immobiliers. Avant de procéder à la construction du modèle. Nous allons entamer l'analyse empirique par une étude qui va nous permettre de sélectionner les variables de l'étude avec lesquels nous allons modéliser la prévision de défaut de remboursement des promoteurs ainsi que la démarche de la construction du modèle.

À cet effet, ce chapitre est scindé en deux sections. Dans la première, nous présenterons la méthodologie et la construction du portefeuille, et dans la deuxième section, nous construirons le modèle de prévision.

SECTION I : La méthodologie et la construction du portefeuille

I. Choix de la méthodologie : la régression logistique

La littérature sur la probabilité de défaut est très dense en raison de la nécessité de quantifier correctement le risque de crédit des banques. **Beaver (1967)** a été l'un des premiers chercheurs qui a essayé de résoudre cette problématique, et ses recherches ont fait l'objet de nombreuses études ultérieures.

La méthode de l'analyse discriminante a été prédominante dans des nombreuses recherches (**Altman, 1968, Altman, Haldeman et Narayanan 1977, Conan et Holder 1979**). Cependant, elle a été critiquée par plusieurs auteurs (**Eisenbeis, 1977, Deakin, 1976, Joy et Tollefson 1975**), parce que la validité des résultats obtenus par cette technique dépend des hypothèses restrictives : Les variables retenues doivent être indépendantes et normalement distribuées. Ainsi, **Pinches (1980), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) et Malecot (1986)** ont identifié certains problèmes statistiques et méthodologiques liés à l'application de l'analyse discriminante.

Afin de pallier les lacunes de la méthode de l'analyse discriminante, d'autres modèles d'analyse des risques ont vu le jour. **Ohlson (1980)** a été l'un des premiers chercheurs à utiliser l'analyse de régression logistique pour éviter les problèmes liés à l'analyse discriminante.

C. Zavgren (1985) a construit un modèle du type logit basé sur la fonction logistique dans le but de développer et tester un nouveau modèle de faillite qui énumère les signes de mauvaise santé financière pendant les cinq années précédant l'échec. Elle a conclu que le modèle est performant, il l'est essentiellement pour les années les plus proches de l'échéance.

Lennox (1999) a trouvé que les modèles logit et probit sont plus performants que l'analyse discriminante. **Altman et Sabato (2007)**, concluent que l'utilisation d'un modèle logistique est plus pertinente par rapport à l'utilisation d'un modèle d'analyse discriminante multivariée. Ainsi, **Gunawidjaja et Hermanto (2010)** arriver à la même conclusion d'Altman et **Sabato (2007)** et montre que les modèles probit et logit sont consistants.

Dans leur étude comparative, **Sirirattanaphonkun et Pattarathammas (2012)** arrivent à la conclusion que le modèle logit a un pouvoir prédictif plus élevé que le modèle MDA (Multiple Discriminant Analysis).

Nous pouvons ainsi souligner l'intérêt supplémentaire de la régression logistique, à savoir la capacité à intégrer des facteurs qualitatifs, tels que les événements de paiement, qui n'est pas le cas pour l'analyse discriminante.

Dans le présent travail, nous allons construire un modèle de notation interne pour les promoteurs immobiliers par la régression logistique. En effet, la régression logistique étant la plus utilisée dans la littérature, elle nous servira d'un modèle de prévision de la défaillance des promoteurs.

II. Définition du périmètre de l'étude

Le choix d'analyser les situations des promoteurs tunisiens s'explique par le fait qu'en Tunisie, en raison de la crise économique et de la flambée des prix, les sociétés immobilières rencontrent aujourd'hui des difficultés de vente. La demande de logements a fortement chuté, provoquant un déséquilibre entre l'offre et la demande.

Le but de cette étude consiste, d'une part, à appliquer un modèle d'évaluation qui nous permet de gérer d'une façon préventive le risque de défaut des promoteurs. D'autre part, d'ajuster la rentabilité de la BH Bank aux risques encourus par son portefeuille des promoteurs immobiliers.

1. Le classement des promoteurs

La régression logistique est une technique utilisée pour analyser les déterminants d'une variable expliquée. Cette variable est binaire et ne prend donc que deux valeurs : elle prend la valeur de zéro si le promoteur est sain et 1 si le promoteur est défaillant.

Le défaut de ces entreprises est mesuré par leurs classements de la centrale des risques :

- Les promoteurs sains (classe 0) : Les promoteurs classés 0 ou bien 1
- Les promoteurs défaillants (classe 1) : Les promoteurs classés 2,3 ou bien 4 c'est-à-dire classés parmi les actifs classés sont des promoteurs défaillants. Ils sont jugés défaillants vu qu'ils ont enregistré un retard de paiement des échéances qui dépassent les 90 jours (définition bâloise).

III. L'échantillonnage

Dans cette étude, nous utilisons les données historiques sur des dossiers d'octroi de crédits pour des sociétés immobilières élaborées par des analystes crédits aux promoteurs immobiliers. La base de données contient des dossiers pour 189 promoteurs pour les années 2016 à 2019 et a été conçue de façon à être représentative du portefeuille des promoteurs de la BH Bank.

L'échantillon de 189 promoteurs a été divisé en deux groupes dont 37 jugés défaillants et 152 promoteurs sains. De plus, on va partager l'échantillon en trois parties :

- Une partie (de l'ordre de 80% des promoteurs sains et défaillants) sert d'échantillon de construction du modèle.
- Une autre partie sert d'échantillon-test et permet de tester la validité du modèle et à comparer le groupe auquel le dossier appartient réellement à celui auquel il est affecté.
- Et la dernière sera l'échantillon hors temps qui permet de tester la stabilité du modèle.

Tableau 10 : Répartition de l'échantillon de construction

	Sains	Défaillons	Total
Echantillon de construction	117	27	144

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

1. La présentation des variables

1.1. Les variables quantitatives

L'analyse traditionnelle de la défaillance des entreprises repose essentiellement sur l'analyse des données comptables et financières. En vérifiant les données du bilan, elle permet d'évaluer la solidité de l'entreprise et à mesurer le risque financier.

Les ratios financiers sont les variables les plus couramment utilisées dans les modèles de prévision des risques. En effet, il existe des recherches qui ont été menée avec un seul ratio **Beaver (1966)**, 6 ratios **Bardos (1989)** et **Laitinen (1991)**, 5 ratios **Altman (1968)** et 7 ratios **Zavgren (1985)**.

La plupart des études menées sur le défaut des entreprises ont montré que l'endettement, la rentabilité et la liquidité sont les explications les plus adéquates du défaut, **Dumontier (2001)**.

Les recherches de **St-Cyr et Pinsonneault (1997)** ont montré que l'endettement a un pouvoir discriminant dans l'explication de défaut. En effet, plus une entreprise est endettée, plus elle risque de rencontrer un jour ou l'autre des problèmes de solvabilité. Le recours à la dette comporte des risques liés à la variabilité des rendements et augmente la probabilité de faillite.

Dans le contexte tunisien, les recherches de **Matoussi, Mouelhi et Sayah (1999)** ont conclu que les dimensions de liquidités, de solvabilité, d'équilibre financier, de rentabilité et d'autonomie financière sont les plus explicatives. De plus, l'étude de **Mraïhi (2015)** sur les entreprises tunisiennes lui permet de conclure que les variables de liquidité ont un impact positif sur la survie des entreprises.

À partir des données bilancielle et des données de l'état de résultat, nous avons calculé des ratios :

Tableau 11: La liste des ratios

Ratio de sécurité	Situation nette / Capitaux permanents	R1
Ratio de solvabilité	Situation nette / Dettes totales	R2
Ratios de liquidité	Actifs courants / Passifs courants	R3
	FR/total actifs	R4
Ratios de structure	Capitaux permanents/ total actif	R5
	Fonds propres/ total actif	R6
	Capital social/ Capitaux propres	R7
	Disponibilité/dettes	R8
Ratios de rentabilité	Résultat/total actif	R9
	Résultat /capitaux propres	R10
	Chiffre d'affaires/stocks	R11
Ratios d'activité	Fond de roulement en jour de CA (FR x 360) /CA	R12
	Besoin en fond de roulement en jour de CA (BFR x 360) /CA	R13
	Délai de règlement des clients (créances clients x 360) /CA	R14
	Total des passifs / Capitaux propres	R15
Ratio d'endettement	Taux d'endettement (dettes / Total actifs)	R16
	Passifs non courants / total des passifs	R17

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Outre les ratios, nous avons collecté d'autres variables quantitatives :

- L'ancienneté de la société de la promotion immobilière
- L'âge du promoteur
- La superficie du projet
- Le montant du crédit
- Le capital social de la société de promotion immobilière

Une transformation logarithmique sera appliquée par la fonction LOG à chacune des valeurs de ces variables pour rapprocher les valeurs extrêmes de la base de données.

1.2. Les variables qualitatives

Depuis que la littérature a mis l'accent sur l'évaluation de la probabilité de défaut des entreprises, plusieurs auteurs ont utilisé la méthode d'**Edminster (1972)** pour apporter différents changements, notamment l'introduction de variables qualitatives.

Ainsi, la recherche de **Lehmann (2003)** lui permet d'obtenir un modèle de prédiction plus précis en incluant des variables explicatives qualitatives.

Dans son étude, **Lopez (2006)** souligne la nécessité de comprendre la nature des prêteurs des banques afin de minimiser l'asymétrie de l'information. Il a spécifiquement souligné que les caractéristiques qui distinguent les bonnes entreprises des mauvaises entreprises sont des caractéristiques propres aux propriétaires.

En effet, l'intégration des données qualitatives permet donc de compléter l'analyse du risque de crédit des promoteurs en soulignant le fait que le risque de crédit commence bien avant le retard de paiement d'un prêt.

Outre les données financières nous avons collecté d'autres données qualitatives pour servir en tant qu'outil complémentaire à la détection du risque de défaillance :

- La forme juridique : Il s'agit d'un statut de SA : Société anonyme et du statut SARL : Société à responsabilité limitée
- La qualité du dirigeant : Elle est mesurée par la profession du dirigeant
- La situation des chèques impayés du dirigeant
- Le classement du dirigeant : Il s'agit d'un classement des actifs du dirigeant
- La zone d'implémentation du projet
- Le type du projet
- Le type de crédit
- L'appartenance à un groupe
- L'engagement avec la BH Bank

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Tableau 12: La liste des variables qualitatives

La forme juridique		
Les modalités	SA	SARL

La qualité du dirigeant			
Les modalités	Hautement qualifié	Qualifié	Non qualifié

La situation des chèques impayés		
Les modalités	Incident régularisé	Pas d'incident

Le classement du dirigeant		
Les modalités	Actif courant	Actif classé

Le type du projet			
Les modalités	Résidentiel	Professionnel	Mixte

La zone d'implémentation du projet			
Les modalités	Grand Tunis et Nord West	Sahel et Cap bon	Sud

Le type de crédit		
Les modalités	Préfinancement	CMT

Appartenance à un groupe		
Les modalités	Non	Oui

L'engagement avec la BH Bank		
Les modalités	Non	Oui

SECTION II : La modélisation du défaut des promoteurs immobiliers

I. Filtrage des variables

1. Analyse univariée

Les analyses univariées permettent de préciser la relation entre le défaut et les autres variables. L'objectif est de ne retenir que celles ayant un pouvoir explicatif fort dans la mise en défaut des promoteurs.

Pour ce faire, des tests et indicateurs connus, issus de compositions statistiques, sont utilisés comme outils servant à l'acceptation ou au rejet individuel.

Les tests utilisés et couramment retenus par les études statistiques sont le test du V de Cramer et le test de khi-deux qui permettent la recherche des variables qualitatives qui expliquent la variable défaut (variable qualitative).

Pour analyser la relation entre les variables quantitatives et le défaut, on utilise le test de t-Student qui permet la recherche des variables potentiellement discriminantes sur la base de celles fournies à l'entrée du modèle

1.1 Variables qualitatives avec le défaut

Le test de khi-deux est utilisé pour tester l'hypothèse nulle d'absence de relation entre deux variables qualitatives. Il vérifie l'hypothèse d'indépendance de ces variables.

H0 : Absence de relation entre les deux variables

H1 : Il existe une relation entre les variables

La statistique du test est :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^k \frac{(n_{ij} - \frac{n_i n_j}{N})^2}{\frac{n_i n_j}{N}} \rightarrow \chi^2((P - 1)(K - 1))$$

Avec :

χ^2_α : La valeur tabulée de Khi-deux au seuil de confiance α .

P, k : Les nombres de modalités des deux variables testées.

Le test V de Cramer permet de comparer l'intensité du lien entre les deux variables étudiées :

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2_{max}}}$$

Plus V de Cramer est proche de zéro, moins les variables étudiées sont dépendantes, et plus il est proche de 1 plus les deux variables sont dépendantes, et donc plus la liaison entre ces dernières est forte.

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Les résultats des tests : voir annexes (de 1 à 10)

Tableau 13: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre les variables qualitatives et le défaut

		Appartenance à un groupe		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		2,951	1	0,086
V de Cramer		0,143	-	0,086
		Forme juridique		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		3,592	1	0,058
V de Cramer		0,158	-	0,058
		Engagement avec la BH Bank		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		0,108	1	0,742
V de Cramer		0,027	-	0,742
		Qualité du dirigeant		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		4,887	1	0,087
V de Cramer		0,184	-	0,087
		Qualité du projet		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		2,740	1	0,098
V de Cramer		0,138	-	0,098
		La localité du projet		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		4,841	1	0,436
V de Cramer		0,183	-	0,436
		Le type du projet		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		0,355	1	0,837
V de Cramer		0,050	-	0,837
		Le type de crédit		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		5,883	1	0,015
V de Cramer		0,202	-	0,015
		La situation des chèques impayés		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		17,385	1	0,000
V de Cramer		0,347	-	0,000
		Le classement du dirigeant		
		Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson		22,068	1	0,000
V de Cramer		0,391	-	0,000

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Le V de Cramer est proche de 0 ainsi que la signification asymptotique est supérieure à 0.05 → On accepte H0 → Absence de relation entre les deux variables, c'est-à-dire qu' au niveau de confiance de 5%, le défaut des promoteurs ne dépend pas de :

- L'appartenance à un groupe
- La forme juridique
- L'engagement avec la BH Bank
- La qualité du dirigeant
- La qualité du projet
- La localité du projet
- Le type du projet

Le V de Cramer est proche de 1 ainsi que la signification asymptotique est inférieure à 0.05 → On accepte H1 → Il existe une relation entre les variables, c'est-à-dire que le défaut des promoteurs dépend au niveau de confiance de 5% de :

- Type de crédit
- La situation des chèques impayés
- Le classement du dirigeant

Les variables type de crédit, situation des chèques impayés du dirigeant ainsi que le classement du dirigeant sont les variables qualitatives ayant un pouvoir explicatif fort dans la mise en défaut des promoteurs, ils seront alors les variables qualitatives constitutives du notre modèle recherché.

1.2 Variables quantitatives avec le défaut

Le test t-Student permet de comparer les moyennes de deux groupes d'échantillons. Il s'agit de savoir si les moyennes des deux groupes sont significativement différentes au point de vue statistique. Il permet de tester l'hypothèse nulle à partir des deux moyennes provenant de deux échantillons (ou sous-groupes) indépendants.

En fait, nous avons utilisé le test t-Student pour tester la dépendance entre les variables quantitatives et la variable qualitative (le défaut). Nous évaluerons si les deux moyennes de population sont égales en se basant sur le résultat de la comparaison entre les deux échantillons. La technique utilisée est appelée test t sur échantillon indépendant.

H0 : Il n'y a pas de différence entre les moyennes des deux groupes dans la population :

$$\bar{X}_1 = \bar{X}_2 \text{ ou } \bar{X}_1 - \bar{X}_2 = 0$$

En d'autres termes, la différence entre les deux moyennes dans la population est de 0. On sous-entend ici que les deux groupes proviennent de la même population.

H1 : Il y a une différence entre les moyennes des deux groupes dans la population.

$$\bar{X}_1 \neq \bar{X}_2$$

La statistique du test est :

$$t = \frac{(X_1 - X_2)}{S_{X_1 - X_2}}$$

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Avec :

$$S_{x_1-x_2}^2 = \frac{(n_1 - 1)S^2 + (n_2 - 1)S^2}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1)}$$

Résultats du test : (voir annexe 11)

Tableau 14: Test Student des variables quantitatives avec le défaut

	Test pour égalité des moyennes		
	T	ddl	Sig
LOG montant	-0.935	142	0.351
LOG ancienneté	3.804	142	0.000
LOG capital social	0.591	142	0.556
LOG âge dirigeant	-1.078	142	0.283
R1	-1.504	142	0.135
R2	2.114	142	0.036
R3	3.922	142	0.000
R4	-1.275	142	0.204
R5	-1.126	142	0.262
R6	-0.416	142	0.678
R7	2.669	142	0.008
R8	2.470	142	0.015
R9	2.295	142	0.023
R10	2.242	142	0.027
R11	-1.071	142	0.286
R12	0.043	142	0.965
R13	-1.093	142	0.276
R14	-0.132	142	0.895
R15	-1.114	142	0.267
R16	6.472	142	0.000
R17	-2.431	142	0.016
LOG superficie	-0.146	142	0.884

P-value < 0.05 pour la variable LOG ancienneté et pour les ratios R2, R3, R7, R8, R9, R10, R16 et R17, et supérieur à 5% pour les autres variables.

On accepte H0 pour les variables LOG montant, LOG capital social, LOG âge du dirigeant, R1, R4, R5, R6, R11, R12, R13, R14, R15 et LOG superficie. C'est-à-dire pour chaque variable avec le défaut, il n'y a pas de différence entre les moyennes des deux groupes.

Par ailleurs, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle et conclure que les deux moyennes ne proviennent pas de la même population, c'est-à-dire que les variables LOG ancienneté et les ratios R2, R3, R7, R8, R9, R10, R16 et R17 expliquent la variable défaut et seront retenues pour construire le modèle.

2. Analyse multivarié

L'analyse multivariée permet de prendre en compte les dépendances entre les variables retenues. Dans le cas de dépendance entre les variables, il sera inutile d'intégrer conjointement

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

ces variables dans le modèle dans la mesure où leur effet individuel aurait autant d'impact qu'en les intégrant simultanément.

2.1 Analyse multivariée entre les variables quantitatives

Ci-dessous est présentée la matrice de corrélation des variables retenues de l'analyse univariée. L'objectif consiste à déterminer le niveau de corrélation des variables entre elles de façon à déterminer celles ayant un niveau de corrélation élevé.

Tableau 15 : La matrice de corrélation

		Corrélations								
		LOG ancienneté	R2	R3	R7	R8	R9	R10	R16	R17
LOG ancienneté	Corrélation de Pearson	1	-,064	,354**	-,005	,091	,164*	-,081	,216**	-,071
	Sig. (bilatérale)		,448	,000	,951	,280	,050	,335	,009	,400
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R2	Corrélation de Pearson	-,064	1	-,103	-,185*	,190*	-,014	,154	,133	-,195*
	Sig. (bilatérale)	,448		,219	,027	,022	,867	,065	,112	,019
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R3	Corrélation de Pearson	,354**	-,103	1	,181*	,011	,439**	-,094	,099	-,033
	Sig. (bilatérale)	,000	,219		,030	,897	,000	,262	,240	,691
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R7	Corrélation de Pearson	-,005	-,185*	,181*	1	,000	,079	,068	,031	-,129
	Sig. (bilatérale)	,951	,027	,030		,997	,344	,416	,714	,125
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R8	Corrélation de Pearson	,091	,190*	,011	,000	1	-,005	,138	,210*	-,122
	Sig. (bilatérale)	,280	,022	,897	,997		,948	,099	,012	,146
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R9	Corrélation de Pearson	,164*	-,014	,439**	,079	-,005	1	-,199*	-,218**	-,040
	Sig. (bilatérale)	,050	,867	,000	,344	,948		,017	,009	,632
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R10	Corrélation de Pearson	-,081	,154	-,094	,068	,138	-,199*	1	,214**	-,156
	Sig. (bilatérale)	,335	,065	,262	,416	,099	,017		,010	,061
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R16	Corrélation de Pearson	,216**	,133	,099	,031	,210*	-,218**	,214**	1	-,184*
	Sig. (bilatérale)	,009	,112	,240	,714	,012	,009	,010		,027
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144
R17	Corrélation de Pearson	-,071	-,195*	-,033	-,129	-,122	-,040	-,156	-,184*	1
	Sig. (bilatérale)	,400	,019	,691	,125	,146	,632	,061	,027	
	N	144	144	144	144	144	144	144	144	144

** La corrélation est significative au niveau 0,01 (bilatéral).

* La corrélation est significative au niveau 0,05 (bilatéral).

L'analyse fait apparaître des fortes corrélations entre les variables :

- LOG ancienneté-R16
- LOG ancienneté-R3
- R9-R3
- R9-R16
- R10-R16

Après avoir analysé les corrélations entre les variables qui expliquent le défaut, nous avons éliminé le LOG ancienneté, R9 et R10 car ils présentent des fortes corrélations avec les autres variables.

Suite à cette analyse, notre étude portera seulement sur 6 ratios : R2, R3, R7, R8, R16 et R17.

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

2.2 Analyse multivariée entre les variables qualitatives

L'analyse multivariée entre les variables qualitatives permet d'analyser le comportement des variables deux à deux et de mieux cerner le comportement général des variables entre elles. Voir annexes (12, 13 et 14)

Tableau 16 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre les variables qualitatives

	Situation des chèques impayés du dirigeant et le classement du dirigeant		
	Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	5,548	1	0,018
V de Cramer	0,196	-	0,018
	Classement du dirigeant et type de crédit		
	Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	0.176	1	0.675
V de Cramer	0.035	-	0.675
	Situation des chèques impayés du dirigeant et type de crédit		
	Valeur	Ddl	signification asymptotique (bilatérale)
Khi-deux de Pearson	1.670	1	0.196
V de Cramer	0.108	-	0.196

La signification asymptotique supérieure à 0.05 (et le V de Cramer est proche de 0) → On accepte H0 → Absence de relation entre les deux variables, c'est-à-dire qu'au niveau de confiance de 5% :

- Le classement du dirigeant ne dépend pas la situation des chèques impayés du dirigeant
- Le classement du dirigeant ne dépend pas du type de crédit
- La situation des chèques impayés du dirigeant ne dépend pas du type de crédit.

→ Les variables Classement du dirigeant, situation des chèques impayés du dirigeant ainsi que le type de crédit seront retenues pour construire le modèle.

2.3 Analyse multivariée entre les variables qualitatives et quantitatives

Dans le cadre de l'analyse multivariée entre les variables qualitatives et quantitatives, nous avons utilisé le test t-Student pour tester la dépendance entre ces variables. Voir annexe (15, 16 et 17)

➤ Le classement du dirigeant

Tableau 17 : Test t-Student des variables quantitatives avec le classement du dirigeant

	Test pour égalité des moyennes		
	t	ddl	Sig
R2	-0.622	142	0.535
R3	1.471	142	0.144
R7	1.454	142	0.148
R8	-0.119	142	0.905
R16	-0.128	142	0.898
R17	0.136	142	0.892

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Le degré de signification est trop élevé ($p > 0,05$) pour tous les ratios → on accepte l'hypothèse nulle que les moyennes sont égales. On peut dire que le classement du dirigeant n'explique pas les ratios.

➤ Situation des chèques impayés du dirigeant

Tableau 18 : Test Student des variables quantitatives avec la situation des chèques impayés du dirigeant

	Test pour égalité des moyennes		
	t	ddl	Sig
R2	0.470	142	0.639
R3	0.797	142	0.427
R7	-0.581	142	0.562
R8	-1.491	142	0.138
R16	-0.577	142	0.565
R17	2.951	142	0.004

Le degré de signification est trop élevé ($p > 0,05$) pour tous les ratios (sauf R17) → on accepte l'hypothèse nulle que les moyennes sont égales. On peut dire que la situation des chèques du dirigeant n'explique pas les ratios (sauf R17). Nous allons éliminer alors le ratio R17 de l'étude.

➤ Type de crédit

Tableau 19 : Test Student des variables quantitatives avec le type de crédit

	Test pour égalité des moyennes		
	T	ddl	Sig
R2	2.319	142	0.022
R3	1.622	142	0.107
R7	0.705	142	0.482
R8	0.637	142	0.525
R16	2.850	142	0.005
R17	-3.081	142	0.002

P-value $> 0,05$ pour les ratios R3, R7 et R8 → On peut dire que le type de crédit n'explique pas les ratios R3, R7 et R8

P-value $< 0,05$ pour les ratios R2, R16 et R17 → On peut dire que le type de crédit explique les ratios R2, R16 et R17.

→ Nous allons éliminer alors la variable type de crédit de l'étude.

II. Construction du modèle : la régression logistique

Après avoir éliminé les variables qui présentent de fortes corrélations pour éviter le problème de la multi-colinéarité, nous avons introduit que les variables indépendantes pour pouvoir expliquer la défaillance des promoteurs par la régression logistique. Nous avons procédé à la modélisation avec 22 variables quantitatives (dont 17 sont des ratios) et 9 variables

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

qualitatives, cependant 5 ratios et 2 variables qualitatives s'avèrent significatifs et ont été par la suite retenus dans l'estimation du modèle :

- R2 = Situation nette / Dettes totales
- R3 = Actifs courants / Passifs courants
- R7 = Capital social/Capitaux Propres
- R8 = Disponibilité/dettes
- R16 = Taux d'endettement (dettes / Total actifs)
- Le classement du dirigeant
- La situation des chèques impayés du dirigeant

Il s'agit maintenant d'explorer les associations des variables retenues avec la variable « défaut ». Pour ce faire, une procédure de sélection automatique peut être utilisée pour construire le modèle: « pas en avant », « en arrière » ou encore « pas à pas ».

La première consiste à introduire les variables une par une à partir des variables les plus pertinentes, et les autres seront introduites conditionnellement aux variables qui existent déjà dans le modèle. Les variables sélectionnées pour le modèle feront partie du modèle final.

La deuxième méthode supprime les variables les moins significatives du modèle global, afin de conserver que les variables qui sont significativement liées à l'événement.

Enfin, la troisième est une version combinée des deux premiers: à chaque pas, elle procède à un réexamen des variables introduites dans le modèle. Par conséquent, il consiste en des sélections ascendantes avec une élimination descendante.

On va alors utiliser la procédure de « pas à pas » dans le traitement de la régression logistique.

1. Résultat du traitement

Au final, le modèle a été construit avec 5 ratios 2 variables qualitatives significatifs, les résultats trouvés au niveau du 2ème pas sont les suivants : (voir annexe 18)

Tableau 20 : Résultat de la régression logistique

Les variables	Signe attendu	β	Sig.
R2 = Situation nette / Dettes totales	Négatif	-4,204	0,014
R3 = Actifs courants / Passifs courants	Négatif	-3,731	0,012
R7 = Capital social/CP	Négatif	-6,506	0,015
R16 =Taux d'endettement (dettes / Total actifs)	Positif	4,826	0,001
Situation des chèques impayés du dirigeant	Positif	1,644	0,011
Classement du dirigeant	Positif	1,530	0,020
Constante		5,919	0,001

Les résultats montrent que tous les coefficients sont significatifs à 5%, ainsi que le signe attendu de toutes les variables est confirmé. En effet, le ratio de solvabilité (R2), de liquidités (R3), et de structure (R7) contribuent négativement à la formation de la probabilité de défaillance des promoteurs. Concernant le ratio d'endettement (R16), le classement du dirigeant, et la situation des chèques impayés du dirigeant, ils contribuent positivement à la formation de la probabilité de défaillance des promoteurs.

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Le ratio de solvabilité (R2) permet d'estimer le développement de l'activité du promoteur et sa capacité de remboursement à terme. Autrement dit, la solvabilité du promoteur constitue une marge de sécurité pour la banque : plus il est solvable, plus sa probabilité de défaillance est faible.

Le ratio de liquidités (R3) : plus ce ratio augmente, moins le promoteur est menacé de défaut. Il indique le degré de liquidité de l'entreprise: plus l'entreprise dispose de suffisamment des liquidités pour honorer ses engagements à court terme, moins elle est susceptible de supporter des risques de liquidité et donc moins exposée au risque de faire défaut.

Concernant le ratio de structure (R7), il mesure la capacité du promoteur à se financer par son capital social. L'augmentation de ce ratio renseigne sur l'idée que les actionnaires agissent comme des actionnaires responsables et engagés et non pas comme des simples investisseurs à la recherche du profit, ce qui forme une indication sur la bonne santé managériale et financière du promoteur.

Le taux d'endettement est le plus significatif pour prédire le défaut du promoteur par rapport aux autres ratios. Il est suivi d'un signe positif c'est-à-dire qu'il détermine positivement la probabilité de défaillance des promoteurs. Ceci est cohérent avec l'étude de **Ohlson (1980)** qui a mené une régression logistique sur un échantillon de 363 sociétés cotées dont 105 défaillantes, et qui a conclu que la variable endettement joue positivement dans la détermination de la probabilité de défaillance

Plus ce ratio augmente, plus le promoteur est menacé de faire défaut. Autrement dit, le promoteur ayant un taux d'endettement élevé, présente un risque de défaut important. Ce résultat est similaire à la recherche de **St-Cyr et Pinsonneault (1997)** qui confirme le pouvoir discriminant de l'endettement : Plus une entreprise est endettée, plus il y a de risque qu'elle éprouve des problèmes de solvabilité.

Les variables qualitatives retenues par le modèle sont réservées aux caractéristiques du dirigeant. Elles contribuent positivement à la formation de la probabilité de défaillance des promoteurs.

En effet, les difficultés patrimoniale et personnelle du dirigeant rejaillissent généralement sur la situation de la société, en plus, la majorité des promoteurs sont des promoteurs privés qui se caractérisent par une concentration de la propriété c'est-à-dire la présence d'actionnaires majoritaires qui représentent dans la plupart des cas des familles et sont eux qui dirigent la société immobilière.

Les dirigeants ayant un actif classé ou bien ayant un ou plusieurs incidents régularisés ou non régularisés, présentent une source de risque dans la logique où ces problèmes renseignent sur la mauvaise situation du dirigeant qui est un organe de la société qu'il représente, d'où la contribution positive à la formation de la probabilité de défaillance.

Ainsi, la fonction score obtenue est la suivante :

$$Z = 5,919 - 4,204R2 - 3,731R3 - 6,506R7 + 4,826R16 + 1,53 \textit{ Classement du gérant} + 1,644 \textit{ Situation des chèques impayés du gérant}$$

En se basant sur cette fonction on peut estimer la probabilité de défaut des promoteurs :

$$1 + \exp^{[-(5,919-4,204R2-3,731R3-6,506R7+4,826 R16+1,53Classement \text{ du gérant}+1,644Situation \text{ des chèques impayés})]}$$

La régression logistique permet aussi de mesurer directement le surcroît de risque associé à un facteur explicatif binaire par le biais de l'odds ratio (ou le rapport des cotes). C'est l'exponentiel du coefficient β estimé par le modèle.

En effet, **M Szumilas (2010)** explique que les rapports de cotes sont utilisés pour comparer les chances relatives de survenue du résultat d'intérêt compte tenu de l'exposition à la variable d'intérêt.

Le rapport de cotes peut également être utilisé pour déterminer si une exposition particulière est un facteur de risque pour un résultat particulier, et pour comparer l'ampleur des différents facteurs de risque pour ce résultat :

- ✦ OR=1 L'exposition n'affecte pas les chances de résultat (un facteur neutre)
- ✦ OR>1 Exposition associée à de plus grandes chances de résultats (un facteur de risque)
- ✦ OR<1 Exposition associée à des chances de résultat plus faibles (un facteur protecteur)

Tableau 21: Odds ratio

Variables	Exp (β)
R2	0.015
R3	0.024
R7	0.001
R16	124.711
Situation des chèques impayés du dirigeant	5.176
Classement du dirigeant	4.618

On remarque que les variables R16, la situation des chèques impayés du dirigeant et le classement du dirigeant possèdent un odd ratio supérieur à 1, cela signifie que ces derniers présentent des facteurs de risque ce qui confirme notre analyse économique.

On remarque en outre que les variables R2, R3 et R7 possèdent un odd ratio inférieur à 1, cela signifie que ces derniers présentent des facteurs protecteurs, c'est-à-dire si R2, R3 ou R7 augmente d'une unité, le risque faire défaut pour le promoteur diminue.

2. Significativité globale du modèle

2.1 Test du rapport de vraisemblance

Le test de rapport de vraisemblance est un test de spécification du modèle qui compare généralement deux modèles.

La statistique du test se calcule comme suit :

$$LR = 2 \log (L(\beta)) - 2 \log (L(0))$$

Elle suit une loi khi-deux de degré de liberté est le nombre de variables explicatives omises dans le modèle. Il s'agit de comparer la valeur critique à celle calculée (LR) ou de vérifier la significativité de la probabilité à un seuil fixé, généralement 5%.

Avec :

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

- $2 L(\beta) = C$ est la valeur de $-2 \ln$ (vraisemblance) lorsque tous les paramètres sont estimés.
- $2 L(0) = C$ est la valeur de $-2 \ln$ (vraisemblance) lorsque tous les paramètres égalent à zéro sauf la constante.

Tableau 22 : Test du rapport de vraisemblance

Statistique	DDL	Khi-deux	Probabilité
LR = $-2\log(\text{vraisemblance})$	6	71,962	0.000

→ Le modèle est globalement significatif (probabilité <0.05).

2.2 Le coefficient de détermination de Mc Fadden

Le R^2 de Mc Fadden est le plus adapté à la régression logistique selon **Rakotomalala (2015)**. Plus il s'approche de 1, plus le pouvoir explicatif du modèle est bon.

Il se calcule comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{L(\beta)}{L(0)}$$

Dans notre modèle il est égal à 51.7% (supérieur à 50%). Autrement dit, le pouvoir explicatif des variables introduites est de l'ordre de 51.7%

Il existe autres indicateurs qui peuvent être aussi utilisés comme le R^2 de **Cox et Snell (1989)** et le R^2 de **Nagelkerke (1991)**. Ils renseignent sur la qualité du modèle par le degré d'explication de la variable dépendante par les variables retenues.

R^2 de Nagelkerke est une version ajustée du R^2 Cox & Snell qui peut atteindre une valeur théorique plus près de 1 et donc plus près de la réalité. Plus leur valeur est élevée, plus la probabilité prédite par le modèle s'approche de la valeur observée.

Dans notre modèle, ces indicateurs prennent les valeurs suivantes :

Tableau 23 : Les tests de Cox et Snell et Nagelkerke

R2 de Cox et Snell	R2 de Nagelkerke
39.3%	63.5%

R^2 de Nagelkerke est supérieur à 50% ce qui indique la bonne qualité prédictive du modèle.

2.3 Le taux de bon classement

La matrice de classement de la régression logistique (matrice de confusion) prend la forme suivante :

Tableau 24 : La matrice de bon classement

		Défaut		Pourcentage Correcte
		0	1	
Défaut	0	112	5	95.7%
	1	7	20	74.1%
Pourcentage global				91,7%

Le taux de bon classement global est de 91.7% avec 95.7% pour les entreprises saines contre 74.1% pour les entreprises en défaut.

L'erreur du type I qui est le fait de classer une entreprise défailante comme étant saine, est de l'ordre de 25.9%, et l'erreur de type II qui est le fait de classer une entreprise saine comme étant défailante est de 4.3%.

2.4 La Courbe ROC et l'indicateur AUC

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics) offre à la fois une vision graphique et une mesure pertinentes de la performance du modèle. Cette courbe trace le taux de vrais positifs (la sensibilité) en fonction du taux de faux positifs (l'anti spécificité : 1 moins la spécificité).

AUC (aire sous la courbe ROC) mesure l'intégralité de l'aire située sous l'ensemble de la courbe ROC. Les valeurs d'AUC sont comprises entre 0 et 1 :

- ✦ AUC = 0 : Le modèle fournit 100 % des prédictions erronées.
- ✦ AUC = 1 : Le modèle fournit 100 % des prédictions correctes.

Il correspond à la probabilité que le niveau de confiance d'un modèle quant au fait qu'un exemple positif choisi aléatoirement soit effectivement positif, soit supérieur au niveau de confiance quant au fait qu'un exemple négatif choisit aléatoirement soit positif.³⁰

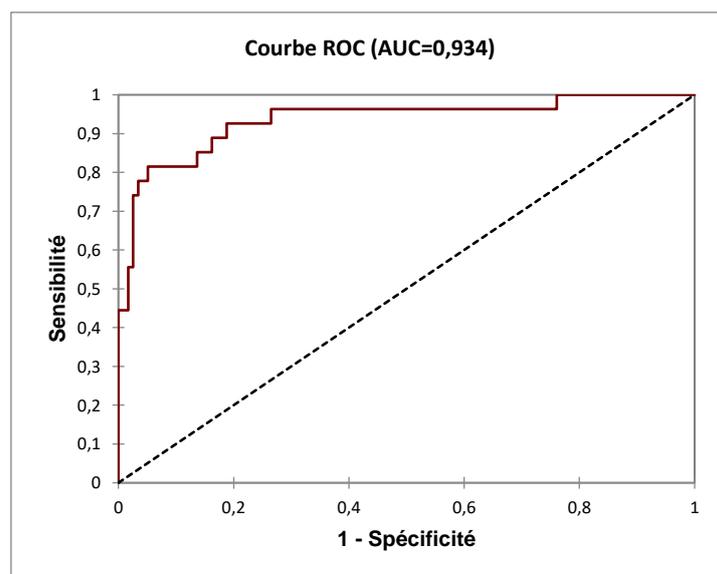


Figure 8 : La courbe ROC

³⁰ <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/glossary?hl=fr#AUC>

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

L'AUC est de 0.934 et la courbe ROC est au-dessus de la première bissectrice ce qui implique une discrimination parfaite.

3. Validation du modèle

3.1. Validation par l'échantillon-test

C'est la phase de validation du modèle selon **Gueyié et al (2007)**. La validation du modèle est faite sur un échantillon-test composé de 36 dossiers de crédit qui n'ont pas fait l'objet de l'analyse.

Tableau 25 : Répartition de l'échantillon-test

	Sains	Défaillons	Total
Echantillon-test	28	8	36

La validation du modèle se fait à travers un test qui consiste à calculer les probabilités de défaut de chaque société immobilière de l'échantillon-test et appliquer par la suite la règle standard (\leq à 50%).

Tableau 26 : La matrice de bon classement l'échantillon-test

		Défaut		Pourcentage Correcte
		0	1	
Défaut	0	24	4	85.7%
	1	2	6	75 %
Pourcentage global				83.3%

Le modèle arrive à classer correctement 83.3% des promoteurs dans l'échantillon d'apprentissage ce qui indique qu'il représente un modèle efficace qui permet l'accomplissement des tâches de classification des deux catégories de promoteurs.

3.2. Validation par l'échantillon hors temps

La validation du modèle par l'échantillon hors temps nous permet de valider la stabilité du pouvoir prédictif de notre modèle. Cette validation est faite sur un échantillon composé de 9 dossiers de crédit.

Tableau 27 : Répartition de l'échantillon hors temps

	Sains	Défaillons	Total
Echantillon hors temps	7	2	9

D'après les résultats du tableau ci-dessous, le modèle a pu fournir un taux de prédictions correctes de 71.4 % pour les promoteurs sains et 50 % pour les promoteurs défaillants.

CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK

Tableau 28 : La matrice de bon classement l'échantillon hors temps

		Défaut		Pourcentage Correcte
		0	1	
Défaut	0	5	2	71.4%
	1	1	1	50 %
Pourcentage global				66.6%

Cette validation nous a permis d'avoir un taux de bon classement global de l'ordre de 66.6%. Ce taux est acceptable (>50%), on peut dire alors que le modèle fournit des résultats satisfaisants.

Enfin, après avoir vérifié la significativité globale du modèle, les validations de la performance et de la stabilité du pouvoir prédictif du modèle, nous pouvons conclure que la qualité du modèle que nous avons construit est bonne, il permet de fournir des résultats satisfaisants.

CONCLUSION

Par l'adoption de la régression logistique, le but du présent chapitre est d'évaluer le risque de défaut de remboursement d'un portefeuille composé des promoteurs immobiliers qui possèdent des crédits auprès de la BH Bank afin de construire un modèle de prévision de défaut de ce portefeuille.

Dans un premier temps, nous avons commencé par le filtrage des variables qui nous a permis de sélectionner les variables indépendantes qui expliquent la défaillance des promoteurs. Le filtrage des variables nous a permis de retenir 5 ratios et 2 variables qualitatives. Ensuite, nous avons construit notre modèle de notation interne par la régression logistique, nous avons ainsi tiré une fonction score comportant quatre ratios et deux variables qualitatives qui expliquent le plus la défaillance des promoteurs.

En effet, en plus de l'attribution de score, ce modèle de notation interne permet également d'estimer la probabilité de défaut au sein de chaque catégorie, et qui sera par conséquent utilisé dans le calcul des provisions.

CONCLUSION GENERALE

Après la crise financière de 2008, la pression concurrentielle entre les banques est devenue de plus en plus accrue et les risques bancaires ont augmenté. En effet, le renforcement de la gestion des risques bancaires est devenue la préoccupation principale des banques, notamment la gestion du risque de crédit. En fait, en tant qu'une institution financière, qui est au cœur du système de financement de l'économie, la banque fait face au risque de crédit qui est né dès l'octroi de crédits.

En incitant les banques à améliorer leurs pratiques de gestion de risque de crédit, les autorités prudentielles proposent d'estimer les paramètres du risque de crédit par des modèles internes, sous la supervision des autorités de régulation. À cette fin, les banques sont tenues de mettre en place leurs propres systèmes de notation interne conformément les critères énoncés dans la circulaire 2016-06.

C'est dans ce contexte, que notre étude vise l'application d'un système de notation interne des promoteurs immobiliers. En effet, la promotion immobilière en Tunisie est un secteur à bout de souffle, elle est devenue un secteur risqué. C'est pour cette raison l'objectif principal de notre étude est de développer un modèle interne fiable et robuste pour prédire la défaillance des promoteurs immobiliers.

Afin de construire notre modèle, nous avons passé par différentes étapes : nous avons collecté tout d'abord une base de données comprenant 144 promoteurs immobiliers qui ont eu des crédits auprès de la BH Bank. Ensuite, nous avons collecté et filtrer les variables sur lesquelles va porter notre étude : les variables sont de natures quantitatives et qualitatives.

Par la suite et étant la plus utilisé dans la littérature, nous avons entamé la construction du modèle par la régression logistique avec cinq ratios et deux variables qualitatives. Notre modèle nous a dévoilé les variables les plus significatives : quatre ratios et deux variables qualitatives qui expliquent le plus la défaillance des promoteurs. À cet effet, nous avons conclu que les variables qualitatives relatives aux caractéristiques du dirigeant de la société immobilière sont pertinentes dans la prédiction du défaut de la société, ainsi que le taux d'endettement s'avère le plus significatif pour prédire le défaut du promoteur par rapport aux autres ratios.

Après avoir construit le modèle ainsi qu'une fonction score, nous avons procédé à la validation notre modèle (un taux de bon classement de 91,7%), de la validation de la performance du modèle à l'aide d'un échantillon-test (un taux de bon classement de 83.3%), et en fin de la validation de la stabilité du pouvoir prédictif du modèle à l'aide d'un échantillon hors temps (un taux de bon classement de 66.6%). En effet, le caractère prédictif de notre modèle nécessite encore d'être précisé et affiné, pour ce faire, notre étude pourrait être enrichie d'autres variables comportementales telles que le nombre d'incidents bancaires ou la fréquence de forçage qui ne sont cependant pas toujours simples à obtenir.

Enfin, il convient de souligner qu'il n'existe pas un modèle idéal, parfait et exclusif pour prédire le défaut. En effet, notre méthode utilisée est une des méthodes d'aide à la décision, dans le but de rapprocher les résultats de la réalité et d'aider les analystes crédit à traiter les dossiers les plus complexes.

Bibliographie

Articles

1. Adams, P. D. (2010). PHENIX: a comprehensive Python-based system for macromolecular structure solution. *Acta Crystallographica Section D: Biological Crystallography*, 66(2), 213-221.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking & finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332-357.
- ANANDARAJAN M., L. P. (2001). Bankruptcy Prediction of Financial Stressed Firms : An Examination of the Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks . *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, vol. 10, n° 2, 71 .
- Angelini, E. d. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. . *The quarterly review of economics and finance*, 733-755.
- Bah, R. &. (2001). R&D intensity and corporate financial policy: Some international evidence. *Journal of Business Finance & Accounting*, 28(5-6), 671-692.
- Bardos, C. G. (1989). Sur les limites asymptotiques de la théorie cinétique conduisant à la dynamique des fluides incompressibles. *Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série I, Mathématique*, 309(11), 727-732.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111.
- Beaver, W. T. (1967). A dinical eomparison of the analgesie effects of methadone and morphine administered intramuseularly, and oforally and parenterally administered methadone. *Clinical Pharmacology & Therapeutics*, 8(3), 415-426.
- Black, F. &. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*, 81(3), 637-654.
- Conan, J. &. (1979). Variables Explicatives de Performance et Controle de Gestion dans les PMI These d'Etat. *CERG, Universite Paris Dauphine*.
- Cox, D. R. (1989). Analysis of binary data (Vol. 32). CRC press.
- Deakin, E. B. (1976). Distributions of financial accounting ratios: some empirical evidence. *The Accounting Review*, 51(1), 90-96.
- Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics. *The Journal of Finance*, 32(3), 875-900.

BIBLIOGRAPHIE

- Fisher, R. A. (1938). The statistical utilization of multiple measurements. *Annals of eugenics*, 8(4), 376-386.
- Gadhoun, Y. G. (2007). La décision de crédit. *La Revue des Sciences de Gestion*, (2), 177-183.
- Goussi, R. M. (2018). Comparative analysis of salt stress, duration and intensity, on the chloroplast ultrastructure and photosynthetic apparatus in *Theillungiella salsuginea*. *Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology*, 183, 275-287.
- Hermanto, B. &. (2010). Default Prediction Model for SME's: Evidence from Indonesian Market Using Financial Ratios. *Universitas Indonesia, Graduate School of Management Research Paper*, 13-04.
- Joy, O. M. (1975). On the financial applications of discriminant analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 723-739.
- Keller, K. L. (2003). How do brands create value? *Marketing management*, 12(3), 26-26.
- Laitinen, E. K. (1991). Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5), 649-673.
- Larcker, D. F. (1980). Testing for market efficiency: a comparison of the cumulative average residual methodology and intervention analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, , 267-287.
- Lennox, C. S. (1999). Audit quality and auditor size: An evaluation of reputation and deep pockets hypotheses. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26(7-8), 779-805.
- Longstaff, F. A. (2011). How sovereign is sovereign credit risk? *American Economic Journal: Macroeconomics*, 3(2), 75-103.
- Lopez, A. D. (2006). Global and regional burden of disease and risk factors, 2001: systematic analysis of population health data. *The lancet*, 367(9524), 1747-1757.
- Mahé De Boislandelle, H. (1998). GRH en PME. *universalité et contingences: essai de théorisation. Revue internationale PME Économie et gestion de la petite et moyenne entreprise*, 11(2-3), 11-30.
- Malécot, J. F. (1991). Analyses théoriques des défaillances d'entreprises: Une revue de la littérature. *Revue d'économie financière*, 205-227.
- Maque, I. &. (2009). L'intégration de la dimension qualitative dans l'évaluation du risque crédit des PME. *Revue française de gestion*, (1), 109-122.
- Matoussi, H. M. (1999, May). La prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique.
- Mraihi, R. H. (2015). Urban air pollution and urban daily mobility in large Tunisia' s cities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 43, 315-320.
- Myers, C. A. (1972). Volume tables and point-sampling factors for Engelmann Spruce in Colorado and Wyoming (Vol. 95). Rocky Mountain Forest and Range Experiment Station, Forest Service, US Dept. of Agriculture.

BIBLIOGRAPHIE

- Nagelkerke, N. J. (1991). A note on a general definition of the coefficient of determination. *Biometrika*, 78(3), 691-692.
- Odom, M. D. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *IJCNN International Joint Conference on neural networks*, 163-168.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, , 109-131.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*,, 109-131.
- Rakotomalala, R. (2015). Analyse de corrélation. *Cours statistique à l'université de lumière Lyo*, 2, 89.
- Sirirattanaphonkun, W. &. (2012). Default prediction for small-medium enterprises in emerging market: Evidence from Thailand.
- St-Cyr, L. &. (1997). Mesure et analyse du risque d'insolvabilité. *Ecole des hautes études commerciales*.
- Szumilas, M. (2010). Explaining odds ratios. *Journal of the Canadian academy of child and adolescent psychiatry*, 19(3), 227.
- Umeyama, T. L. (2002). Protein serine/threonine kinases in signal transduction for secondary metabolism and morphogenesis in *Streptomyces*. *Applied microbiology and biotechnology*, 59(4-5), 419-425.
- Verboomen, A. &. (2011). Bâle II et le risque de crédit: les règles actuelles et leur évolution sous Bâle III. *larcier*.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.

Ouvrages

Alain Verboomen, Louis De Bel : « Bâle II et le risque de crédit », Larcier. Cahiers financières, 2011

BARTHEZ A, HOUTCIEFF D (2010), Les sûretés personnelles, édition LGDJ

L'évaluation du risque de crédit des entreprises: cas de la banque congolaise de l'habitat (Joanna N.S. Julie Makany, Chantal Gabsoubo Yienezoune 2013)

Le rôle des garanties dans les prêts des banques françaises (Régis Blazy, Laurent Weill) 2006

Luc BERNET-ROLLANDE (2008).

BIBLIOGRAPHIE

Michèle CERESOLI & Michel GUILLAUD, « TITRISATION : gestion financière de la banque », édition ESKA, Paris, 1992

Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale (Younes Boujelbène, Sihem Khemakhem 2013)

Rating Policy, « Understanding Moody's Corporate Bond ratings and rating process », 2002

Rapports et Circulaires

Rapport annuel de la BCT 2019

Loi de finance 2020

La loi 90-17 du 26/2/1990

La circulaire de la BCT n° 91-24 du 17 décembre 1991

La circulaire de la BCT n°2018-06 du 5 juin 2018

La circulaire n° 91-24 de la BCT

La circulaire n°2006-19 de la BCT

La circulaire n°2016-06 de la BCT

Annexes

Annexe 1 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'appartenance à un groupe et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	2,951 ^a	1	,086		
Correction pour continuité ^b	2,228	1	,136		
Rapport de vraisemblance	2,844	1	,092		
Test exact de Fisher				,114	,070
Association linéaire par linéaire	2,931	1	,087		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 9,19.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	,143	,086
V de Cramer	,143	,086
N d'observations valides	144	

Annexe 2 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le type de crédit et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	5,883 ^a	1	,015		
Correction pour continuité ^b	4,883	1	,027		
Rapport de vraisemblance	6,253	1	,012		
Test exact de Fisher				,018	,012
Association linéaire par linéaire	5,842	1	,016		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 11,63.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

ANNEXES

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	,202	,015
	V de Cramer	,202	,015
N d'observations valides		144	

Annexe 3: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la forme juridique et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	3,592 ^a	1	,058		
Correction pour continuité ^b	2,762	1	,097		
Rapport de vraisemblance	3,992	1	,046		
Test exact de Fisher				,065	,044
Association linéaire par linéaire	3,567	1	,059		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 8,06.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	,158	,058
	V de Cramer	,158	,058
N d'observations valides		144	

Annexe 4: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'engagement avec la BH Bank et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	,108 ^a	1	,742		
Correction pour continuité ^b	,004	1	,948		
Rapport de vraisemblance	,110	1	,740		
Test exact de Fisher				1,000	,487
Association linéaire par linéaire	,107	1	,743		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 5,63.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

ANNEXES

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	,027	,742
V de Cramer	,027	,742
N d'observations valides	144	

Annexe 5 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre l'engagement avec la qualité du gérant et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-deux de Pearson	4,887 ^a	2	,087
Rapport de vraisemblance	4,741	2	,093
Association linéaire par linéaire	,463	1	,496
N d'observations valides	144		

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 7,13.

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	,184	,087
V de Cramer	,184	,087
N d'observations valides	144	

Annexe 6: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques du gérant et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	17,385 ^a	1	,000		
Correction pour continuité ^b	15,494	1	,000		
Rapport de vraisemblance	16,043	1	,000		
Test exact de Fisher				,000	,000
Association linéaire par linéaire	17,264	1	,000		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 8,06.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

ANNEXES

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	-,347	,000
	V de Cramer	,347	,000
N d'observations valides		144	

Annexe 7: Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le classement du gérant et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	22,068 ^a	1	,000		
Correction pour continuité ^b	19,791	1	,000		
Rapport de vraisemblance	19,413	1	,000		
Test exact de Fisher				,000	,000
Association linéaire par linéaire	21,914	1	,000		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 6,56.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	,391	,000
	V de Cramer	,391	,000
N d'observations valides		144	

Annexe 8 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la qualité du projet et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	2,740 ^a	1	,098		
Correction pour continuité ^b	2,079	1	,149		
Rapport de vraisemblance	2,760	1	,097		
Test exact de Fisher				,134	,074
Association linéaire par linéaire	2,721	1	,099		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 13,13.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

ANNEXES

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	-,138	,098
V de Cramer	,138	,098
N d'observations valides	144	

Annexe 9 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la localité du projet et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-deux de Pearson	4,841 ^a	5	,436
Rapport de vraisemblance	5,196	5	,392
Association linéaire par linéaire	,005	1	,943
N d'observations valides	144		

a. 3 cellules (25,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 1,31.

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	,183	,436
V de Cramer	,183	,436
N d'observations valides	144	

Annexe 10 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le type du projet et le défaut

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)
khi-deux de Pearson	,355 ^a	2	,837
Rapport de vraisemblance	,347	2	,841
Association linéaire par linéaire	,103	1	,748
N d'observations valides	144		

a. 1 cellule (16,7%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 4,13.

ANNEXES

Mesures symétriques

	Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal Phi	,050	,837
V de Cramer	,050	,837
N d'observations valides	144	

Annexe 11 : Test Student des variables quantitatives avec le défaut

ANNEXES

Test des échantillons indépendants

		Test de Levene sur l'égalité des variances		Test t pour égalité des moyennes						
		F	Sig.	t	ddl	Sig. (bilatéral)	Différence moyenne	Différence erreur standard	Intervalle de confiance de la différence à 95 %	
									Inférieur	Supérieur
LOG montant	Hypothèse de variances égales	,173	,678	-,935	142	,351	-,097251277	,1040331900	-,302905231	,1084026767
	Hypothèse de variances inégales			-,971	40,687					
LOG ancienneté	Hypothèse de variances égales	,362	,549	3,804	142	,000	,2154631661	,0566342407	,1035079765	,3274183556
	Hypothèse de variances inégales			3,641	37,149					
LOG capital social	Hypothèse de variances égales	1,053	,307	,591	142	,556	,0965951813	,1635545677	-,226721286	,4199116487
	Hypothèse de variances inégales			,540	35,578					
LOG age du gérant	Hypothèse de variances égales	,446	,505	-1,078	142	,283	-,016663942	,0154627727	-,047230921	,0139030366
	Hypothèse de variances inégales			-1,047	37,713					
R1	Hypothèse de variances égales	,193	,661	-1,504	142	,135	-,053892	,035824	-,124710	,016926
	Hypothèse de variances inégales			-1,525	39,540					
R2	Hypothèse de variances égales	1,291	,258	2,114	142	,036	,091960	,043495	,005980	,177941
	Hypothèse de variances inégales			2,440	47,080					
R3	Hypothèse de variances égales	24,372	,000	3,922	142	,000	,2395239348	,0610771186	,1187860153	,3602618543
	Hypothèse de variances inégales			6,109	92,214					
R4	Hypothèse de variances égales	6,290	,013	-1,275	142	,204	-,110962996	,0870466242	-,283037720	,0611117272
	Hypothèse de variances inégales			-,682	26,783					
R5	Hypothèse de variances égales	,020	,887	-1,126	142	,262	-,060821657	,0540352018	-,167639038	,0459957243
	Hypothèse de variances inégales			-1,100	37,948					
R6	Hypothèse de variances égales	,791	,375	-,416	142	,678	-,021314523	,0512181859	-,122563196	,0799341497
	Hypothèse de variances inégales			-,393	36,645					
R7	Hypothèse de variances égales	2,080	,151	2,669	142	,008	,085650	,032092	,022211	,149089
	Hypothèse de variances inégales			3,015	45,582					
R8	Hypothèse de variances égales	2,352	,127	2,470	142	,015	,038011	,015391	,007586	,068437
	Hypothèse de variances inégales			2,252	35,472					
R9	Hypothèse de variances égales	15,435	,000	2,295	142	,023	,0777416127	,0338779714	,0107712663	,1447119590
	Hypothèse de variances inégales			4,210	138,989					
R10	Hypothèse de variances égales	,942	,333	2,242	142	,027	,056219	,025076	,006650	,105789
	Hypothèse de variances inégales			1,916	33,604					
R11	Hypothèse de variances égales	2,740	,100	-1,071	142	,286	-,732,896168	684,2961939	-2085,62041	619,8280707
	Hypothèse de variances inégales			-,923	33,826					
R12	Hypothèse de variances égales	,115	,735	,043	142	,965	33,62948626	774,3329322	-1497,08037	1564,339339
	Hypothèse de variances inégales			,041	36,276					
R13	Hypothèse de variances égales	4,727	,031	-1,093	142	,276	-,16,6695	15,2483	-46,8124	13,4734
	Hypothèse de variances inégales			-,914	33,056					
R14	Hypothèse de variances égales	1,318	,253	-,132	142	,895	-,014823037	,1118750213	-,235978809	,2063327350
	Hypothèse de variances inégales			-,126	37,055					
R15	Hypothèse de variances égales	,879	,350	-1,114	142	,267	-,7,71590562	6,924272156	-21,4038829	5,972071698
	Hypothèse de variances inégales			-1,172	41,310					
R16	Hypothèse de variances égales	9,861	,002	6,472	142	,000	,259647	,040117	,180344	,338950
	Hypothèse de variances inégales			4,879	30,863					
R17	Hypothèse de variances égales	,016	,899	-2,431	142	,016	-,072749	,029929	-,131913	-,013586
	Hypothèse de variances inégales			-2,311	36,906					
LOG superficie	Hypothèse de variances égales	1,923	,168	-,146	142	,884	-,012848896	,0882334920	-,187269833	,1615720411
	Hypothèse de variances inégales			-,193	60,691					

ANNEXES

Annexe 12 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques impayés du gérant et le classement du gérant

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	5,548 ^a	1	,018		
Correction pour continuité ^b	4,594	1	,032		
Rapport de vraisemblance	5,289	1	,021		
Test exact de Fisher				,032	,018
Association linéaire par linéaire	5,510	1	,019		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 10,45.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	,196	,018
	V de Cramer	,196	,018
N d'observations valides		144	

Annexe 13 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre le classement du gérant et type de crédit

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	,176 ^a	1	,675		
Correction pour continuité ^b	,050	1	,823		
Rapport de vraisemblance	,177	1	,674		
Test exact de Fisher				,700	,413
Association linéaire par linéaire	,175	1	,676		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 15,07.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	,035	,675
	V de Cramer	,035	,675
N d'observations valides		144	

ANNEXES

Annexe 14 : Test de dépendance (Khi deux et V de Cramer) entre la situation des chèques impayés du gérant et type de crédit

Tests du khi-deux

	Valeur	ddl	Signification asymptotique (bilatérale)	Sig. exacte (bilatérale)	Sig. exacte (unilatérale)
khi-deux de Pearson	1,670 ^a	1	,196		
Correction pour continuité ^b	1,228	1	,268		
Rapport de vraisemblance	1,691	1	,193		
Test exact de Fisher				,205	,134
Association linéaire par linéaire	1,658	1	,198		
N d'observations valides	144				

a. 0 cellules (0,0%) ont un effectif théorique inférieur à 5. L'effectif théorique minimum est de 18,51.

b. Calculée uniquement pour une table 2x2

Mesures symétriques

		Valeur	Signification approximative
Nominal par Nominal	Phi	-,108	,196
	V de Cramer	,108	,196
N d'observations valides		144	

Annexe 15 : Test Student des variables quantitatives avec le classement du gérant

Test des échantillons indépendants

		Test de Levene sur l'égalité des variances		Test t pour égalité des moyennes						
		F	Sig.	t	ddl	Sig. (bilatéral)	Différence moyenne	Différence erreur standard	Intervalle de confiance de la différence à 95 %	
									Inférieur	Supérieur
R2	Hypothèse de variances égales	1,340	,249	-,622	142	,535	-,026389	,042397	-,110200	,057421
	Hypothèse de variances inégales			-,689	52,743	,494	-,026389	,038315	-,103249	,050470
R3	Hypothèse de variances égales	1,189	,277	1,471	142	,144	,0902103538	,0613319515	-,031031322	,2114520297
	Hypothèse de variances inégales			1,371	41,802	,178	,0902103538	,0657813458	-,042560402	,2229811094
R7	Hypothèse de variances égales	1,619	,205	1,454	142	,148	,045612	,031374	-,016409	,107633
	Hypothèse de variances inégales			1,331	40,995	,190	,045612	,034263	-,023584	,114808
R8	Hypothèse de variances égales	,004	,949	-,119	142	,905	-,001800	,015106	-,031661	,028061
	Hypothèse de variances inégales			-,113	42,567	,911	-,001800	,015943	-,033961	,030361
R16	Hypothèse de variances égales	,043	,837	-,128	142	,898	-,005628	,043873	-,092357	,081100
	Hypothèse de variances inégales			-,127	45,043	,899	-,005628	,044190	-,094630	,083374
R17	Hypothèse de variances égales	,223	,637	,136	142	,892	,004002	,029354	-,054026	,062030
	Hypothèse de variances inégales			,131	43,451	,896	,004002	,030441	-,057369	,065372

ANNEXES

Annexe 16 : Test Student des variables quantitatives avec la situation des chèques impayés du gérant

Test des échantillons indépendants

	Test de Levene sur l'égalité des variances		Test t pour égalité des moyennes						
	F	Sig.	t	ddl	Sig. (bilatéral)	Différence moyenne	Différence erreur standard	Intervalle de confiance de la différence à 95 %	
								Inférieur	Supérieur
R2	,429	,514	,470	142	,639	,017090	,036362	-,054790	,088970
Hypothèse de variances inégales			,463	93,347	,644	,017090	,036889	-,056161	,090341
R3	,489	,485	,797	142	,427	,0421215528	,0528511187	-,062355120	,1465982253
Hypothèse de variances inégales			,814	102,744	,418	,0421215528	,0517754721	-,060565930	,1448090353
R7	,057	,811	-,581	142	,562	-,015717	,027059	-,069209	,037774
Hypothèse de variances inégales			-,582	97,840	,562	-,015717	,026984	-,069268	,037833
R8	,453	,502	-,1491	142	,138	-,019160	,012848	-,044559	,006238
Hypothèse de variances inégales			-,1584	114,478	,116	-,019160	,012094	-,043117	,004797
R16	,205	,652	-,577	142	,565	-,021668	,037564	-,095924	,052588
Hypothèse de variances inégales			-,558	88,864	,578	-,021668	,038810	-,098783	,055448
R17	,282	,596	2,951	142	,004	,072087	,024425	,023804	,120369
Hypothèse de variances inégales			3,043	105,639	,003	,072087	,023686	,025124	,119049

Annexe 17: Test Student des variables quantitatives avec le type de crédit

Test des échantillons indépendants

	Test de Levene sur l'égalité des variances		Test t pour égalité des moyennes						
	F	Sig.	t	ddl	Sig. (bilatéral)	Différence moyenne	Différence erreur standard	Intervalle de confiance de la différence à 95 %	
								Inférieur	Supérieur
R2	,079	,780	2,319	142	,022	,091497	,039457	,013499	,169496
Hypothèse de variances inégales			2,215	53,512	,031	,091497	,041314	,008649	,174345
R3	,708	,402	1,622	142	,107	,0940361683	,0579761902	-,020571802	,2086441384
Hypothèse de variances inégales			1,726	64,088	,089	,0940361683	,0544869170	-,014811075	,2028834117
R7	,287	,593	,705	142	,482	,021049	,029874	-,038005	,080104
Hypothèse de variances inégales			,741	62,678	,462	,021049	,028415	-,035739	,077838
R8	1,144	,287	,637	142	,525	,009092	,014283	-,019142	,037326
Hypothèse de variances inégales			,724	73,274	,471	,009092	,012560	-,015938	,034122
R16	6,194	,014	2,850	142	,005	,115129	,040403	,035260	,194998
Hypothèse de variances inégales			2,542	48,757	,014	,115129	,045294	,024096	,206161
R17	,067	,796	-,3081	142	,002	-,082898	,026910	-,136095	-,029701
Hypothèse de variances inégales			-,3213	61,773	,002	-,082898	,025802	-,134480	-,031316

ANNEXES

Annexe 18 : Résultat de la régression logistique

Variables de l'équation

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1 ^a	R2	-4,377	1,745	6,294	1	,012	,013
	R3	-3,729	1,486	6,300	1	,012	,024
	R7	-6,966	2,854	5,958	1	,015	,001
	R16	5,007	1,469	11,627	1	,001	149,456
	R17	-1,435	2,560	,314	1	,575	,238
	situationdeschequesimp ayédugérant	-1,697	,660	6,608	1	,010	,183
	classementdugérant	1,684	,719	5,490	1	,019	5,387
	Constante	7,027	2,656	6,999	1	,008	1126,987
Pas 2 ^a	R2	-4,204	1,713	6,022	1	,014	,015
	R3	-3,731	1,483	6,327	1	,012	,024
	R7	-6,506	2,686	5,866	1	,015	,001
	R16	4,826	1,416	11,614	1	,001	124,711
	situationdeschequesimp ayédugérant	1,644	,648	6,443	1	,011	5,176
	classementdugérant	1,530	,657	5,418	1	,020	4,618
		Constante	5,919	1,712	11,957	1	,001

a. Introduction des variables au pas 1 : R2, R3, R7, R16, R17, situationdeschequesimpayédugérant, classementdugérant.

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I : L'EVOLUTION DU CADRE REGLEMENTAIRE ET PRUDENTIEL DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT	3
SECTION I : La notion du risque de crédit	4
I. Le risque de crédit.....	4
1. Définition du risque de crédit	4
1.1.Le risque de défaut	4
1.2.Le risque de contrepartie	5
II. Les composantes du risque de crédit	5
1. Le défaut	5
2. Perte de crédit (Credit Loss)	5
3. Les pertes moyennes (EL) et les pertes inattendues (UL)	5
A.Les pertes attendues (EL)	5
B.Les pertes inattendues (UL)	5
III. Le risque de crédit des promoteurs immobilier	6
1. Evolution du secteur de la promotion immobilière	6
2. Les contraintes de développement des promoteurs immobiliers	7
2.1 Un marché fortement contraint par la rareté des terrains	7
2.2 Le coût de la construction en hausse	7
2.3 Le renchérissement du crédit	7
2.4 La pression fiscale	8
2.5 Une offre inadéquate avec la demande	8
3. Le risque bancaire	8
SECTION II : L'évolution du cadre réglementaire et prudentiel de la gestion des risques bancaires	11
I. La réglementation prudentielle nationale	11
1. Le ratio de couverture des risques	11
2. Ratios de division et de concentration des risques	11
3. Classification des actifs	12
3.1 Les actifs courants	12
3.2 Les actifs classés	12
4. La constitution des provisions	13
5. Règlements relative au système de notation des contreparties	13

TABLE DES MATIERES

6.	Gouvernance et contrôle du système de notation	14
II.	La réglementation prudentielle internationale	15
1.	Les accords de Bâle I	15
2.	Les accords de Bâle II	16
2.1	Pilier 1 : exigences de fonds propres	17
2.2	Pilier 2 : La procédure de surveillance prudentielle	18
3.	Les accords de Bâle III	18
4.	Les accords de Bâle IV	19
CHAPITRE II : LES DIFFERENTES METHODES DE MODELISATION DU RISQUE DE DEFAUT		22
SECTION I : Les modèles d'estimation du risque crédit		23
I.	Les modèles de notation interne	23
1.	Le modèle à dire d'expert	23
2.	Modèles statistiques	24
2.1	Des techniques économétriques paramétriques (LOGIT, PROBIT)	24
2.2	Des techniques de classification issue de l'analyse des données	25
2.3	Des techniques d'intelligence artificielle (réseaux de neurones)	25
II.	Les modèles de portefeuille de gestion du risque crédit	25
1.	Credit risk +	26
2.	Credit metrics.....	27
3.	Le modèle KMV	29
SECTION II : Les méthodes de gestion du risque de crédit		32
I.	Les méthodes traditionnelles de gestion du risque de crédit	32
1.	Le respect des règles prudentielles	32
2.	La diversification du risque	32
3.	La prise des garantie	32
4.	L'assurance	33
5.	Le provisionnement	34
II.	Les nouvelles méthodes de gestion du risque de crédit	34
1.	La titrisation.....	34
2.	Les CDS (Credit Default Swaps).....	36
CHAPITRE III : LA MODELISATION DU DEFAUT DES PROMOTEURS IMMOBILIERS : CAS DE LA BH BANK		39
SECTION I : La méthodologie et la construction du portefeuille		40
I.	Choix de la méthodologie : la régression logistique	40
II.	Définition du périmètre de l'étude.....	41

TABLE DES MATIERES

1.	Le classement des promoteurs	41
III.	L'échantillonnage.....	41
1.	La présentation des variables	42
1.1.	Les variables quantitatives.....	42
1.2.	Les variables qualitatives	43
SECTION II : La modélisation du défaut des promoteurs immobiliers.....		45
I.	Filtrage des variables.....	45
1.	Analyse univariée	45
1.1	Variables qualitatives avec le défaut	45
1.2	Variables quantitatives avec le défaut	47
2.	Analyse multivarié	48
2.1	Analyse multivarié entre les variables quantitatives	49
2.2	Analyse multivariée entre les variables qualitatives	50
2.3	Analyse multivariée entre les variables qualitatives et quantitatives	50
II.	Construction du modèle : la régression logistique.....	51
1.	Résultat du traitement	52
2.	Significativité globale du modèle	54
2.1	Test du rapport de vraisemblance.....	54
2.2	Le coefficient de détermination de Mc Fadden	55
2.3	Le taux de bon classement.....	55
2.4	La Courbe ROC et l'indicateur AUC	56
3.	Validation du modèle.....	57
3.1.	Validation par l'échantillon-test	57
3.2.	Validation par l'échantillon hors temps	57
CONCLUSION GENERALE		Erreur ! Signet non défini.
Bibliographie.....		Erreur ! Signet non défini.
Annexes		Erreur ! Signet non défini.