

Dédicace

Je dédie ce mémoire à mes parents :

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie.

Mes sœurs qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.

Mon fiancé qui n'a pas cessé de m'assister, de me conseiller, de me courager et de m'aider à surmonter toutes les difficultés.

Remerciement

Nous voulons exprimer par ces quelques mots de remerciement notre gratitude envers tous ceux qui en leur présence, leur disponibilité et leurs conseils nous avons trouvé courage afin d'accomplir ce travail de recherche. Nos remerciements les plus sincères s'adressent à Madame «Ben Ouda Olfa », nous avons eu l'honneur et le privilège de travailler sous votre assistance et de profiter de vos qualités humaines, professionnelles, de vos conseils et de votre grande expérience.

Notre remerciement s'adresse, également, à Monsieur «Mhiri Chokri » pour son encouragement contenu et aussi d'être toujours là pour nous écouter, nous aider et nous guider à retrouver le bon chemin par ces précieux conseils.

Enfin, nous ne pouvons pas achever cette partie de remerciement sans gratifier tous les professeurs de l'Institut de Financement du Développement du Maghreb Arabe.

Sommaire :

Introduction générale :.....	1
Chapitre 1 :La réglementation prudentielle en vigueur en matière de risque de crédit.....	3
Introduction :	3
1.1 Les typologies des risques inhérents à l'activité bancaire :	4
1.2 La présentation du risque de crédit :	5
1.3 La réglementation prudentielle internationale : « les accords de Bâle »:	7
1.4 La réglementation nationale en termes de gestion de risque de crédit :	14
Conclusion :	18
Chapitre 2 : Une revue de la littérature : Un panorama des différentes techniques de « Credit Scoring » :	19
Introduction :	19
2.1 Les approches d'évaluation du risque de crédit :	20
2.2 Définition et historique de « Credit Scoring » :	21
2.3 Les méthodes du « Credit Scoring » :	23
Conclusion :	39
Chapitre 3 : Etude empirique de la performance des méthodes paramétriques et non paramétriques du « Credit Scoring » : Application sur un échantillon de la Banque de l'Habitat :	40
Introduction :	40
3.1 La présentation de la BH :	41
3.2 Données et méthodologie de l'étude :	46
Conclusion :.....	63
Conclusion générale :.....	64

La liste des tableaux :

<i>Tableau 1 : La pondération des différents risques.....</i>	<i>10</i>
<i>Tableau 2 : Les différentes approches d'évaluation des différents risques selon Bâle II.....</i>	<i>10</i>
<i>Tableau 3 : Les pondérations selon l'approche Standard</i>	<i>11</i>
<i>Tableau 4 : Les différentes approches de la notation interne</i>	<i>12</i>
<i>Tableau 5 : Le détail des fonds propres de bases et complémentaires</i>	<i>16</i>
<i>Tableau 6 : Les taux de bon classement trouvés par F. Mraïhi (2015)</i>	<i>32</i>
<i>Tableau 7 : Tableau des effectifs lors du croisement des deux variables</i>	<i>35</i>
<i>Tableau 8 : Les principaux indicateurs de la BH en 2013 et 2014.....</i>	<i>41</i>
<i>Tableau 9 : Les ratios de la Banque de l'Habitat au 31/12/2013.....</i>	<i>43</i>
<i>Tableau 10 : Les ratios de la Banque de l'Habitat au 31/12/2014.....</i>	<i>43</i>
<i>Tableau 11 : Les créances classées de la BH en 2013.....</i>	<i>45</i>
<i>Tableau 12: Les créances classées de la BH en 2014.....</i>	<i>45</i>
<i>Tableau 13: La répartition de la population entre les deux groupes.....</i>	<i>47</i>
<i>Tableau 14 : La liste des ratios financiers</i>	<i>48</i>
<i>Tableau 15: Les statistiques descriptives des ratios</i>	<i>52</i>
<i>Tableau 16 : Le résultat de l'estimation de la régression logistique.....</i>	<i>53</i>
<i>Tableau 17: La vraisemblance du modèle</i>	<i>53</i>
<i>Tableau 18: la significativité globale du modèle</i>	<i>54</i>
<i>Tableau 19: Le Test de McFadden.....</i>	<i>54</i>
<i>Tableau 20: Le taux de bonne classification de la régression logistique</i>	<i>59</i>
<i>Tableau 21 : Le taux de bonne classification de l'arbre CHAID</i>	<i>59</i>
<i>Tableau 22: La validation des deux modèles</i>	<i>60</i>
<i>Tableau 23: La variance du taux de bon classement</i>	<i>60</i>
<i>Tableau 24: La performance ajustée des modèles estimés</i>	<i>61</i>
<i>Tableau 25 : L'erreur type I et II des deux modèles</i>	<i>61</i>

La liste des figures :

<i>Figure 1 : L'évolution des impayés du secteur bancaire des crédits aux entreprises</i>	3
<i>Figure 2 : La structure des emplois du secteur en 2013</i>	4
<i>Figure 3 : Les formes de risque de crédit</i>	6
<i>Figure 4 : Les trois piliers de Bâle II</i>	9
<i>Figure 5 : Les différents axes de Bâle III</i>	14
<i>Figure 6 : Le processus de « Credit Scoring »</i>	22
<i>Figure 7 : L'historique du « Credit Scoring »</i>	22
<i>Figure 8 : Les principaux travaux empiriques de régression logistique</i>	29
<i>Figure 9 : Les étapes de construction de l'arbre de décision</i>	33
<i>Figure 10 : Les règles de décision d'un arbre de décision</i>	37
<i>Figure 11 : Schéma des réseaux de neurones</i>	38
<i>Figure 12 : La structure du PNB de la BH en 2013/2014</i>	42
<i>Figure 13 : Les crédits non performants du secteur bancaire en 2013</i>	44
<i>Figure 14 : L'arbre de décision en utilisant le modèle CHAID</i>	57

Introduction générale :

Provoquée par les crédits des « Subprimes », la crise économique mondiale de 2008, était « *la crise la plus longue et la plus sévère observée depuis celle des années 30* » Selon Couderc et al (2010).

En effet, l'insolvabilité des emprunteurs Américains (le taux de défaut a passé de 11% en 2006 à 20% en 2008) a provoqué une crise de liquidité bancaire : assèchement de la liquidité sur le marché, malgré toutes les interventions massives (banques centrales...) les problèmes rencontrés par les banques se sont aggravés.

La présente situation, a entraîné la faillite de certaines banques internationales, avec le déclenchement d'une autre crise de dettes souveraines qui a touché principalement la Grèce, l'Espagne, l'Italie ou encore Chypre.

Par conséquent, la crise des « *Subprimes* » de 2008 a prouvé les lacunes de la réglementation prudentielle de Bâle I, ce qui a obligé les autorités de réviser cet accord entre autre d'améliorer la qualité des fonds propres (Bâle II) dans le but de surmonter cette crise.

Etant donné, les dégâts subis par les banques au cœur de cette crise, ces dernières considèrent l'objectif de réduire le risque de crédit primordial, pour ce faire il faut commencer par l'évaluer.

Cela conduit à se demander *comment peut-on évaluer le risque de crédit d'une banque ?*

La pertinence de cette problématique s'est d'ailleurs confirmée au cours des travaux préparatoires de la présente étude : cette question est importante surtout dans le contexte Tunisien dans le sens où les banques Tunisiennes tel que la Banque de l'Habitat, la STB, la BNA ...sont tenues de par la loi (Organe de contrôle :Banque centrale) de mettre en place un système d'évaluation et de suivi du risque de crédit afin de mieux gérer leur risque de crédit ainsi que d'agir sur le volume important des crédits non performants .

C'est en se fondant sur l'abondante bibliographie consacrée à la matière, et tout particulièrement sur "La notation du risque de crédit", qu'il fut possible de déterminer est ce que la faillite des entreprises est prévisible. L'exploitation de ces sources devait permettre de répondre à une série d'interrogations inhérentes au sujet : quelles sont les méthodes aussi bien paramétriques et non paramétriques qui permettent de mieux prévoir la défaillance des entreprises ? Quels sont les principaux indicateurs financiers qui expliquent la défaillance des firmes ? Quels sont les indicateurs qui expliquent mieux la faillite d'une entreprise ? ... Intitulé "***Performance des méthodes d'évaluation du risque de crédit bancaire : « Cas de la Banque de l'Habitat »***", ce mémoire tend ainsi à démontrer que la défaillance des entreprises est prévisible : la défaillance des entreprises peut être analysée sur la base de ratios financiers : liquidité, endettement, structure financière... et sur la base de variables qualitatives: La qualité de management, secteur d'activité

Les méthodes statistiques permettant d'évaluer le risque de crédit sont abondantes : quelles soit paramétriques tel que la régression logistique, la régression linéaire... ou non paramétriques tel que les réseaux de neurones, arbre de décision...

Le présent mémoire sera organisé en trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la réglementation bancaire en matière de risque de crédit, où l'on observe l'importance de la réglementation prudentielle baloise ;

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des différentes méthodes de « Credit Scoring », il s'agit en effet de comprendre la différence entre les méthodes paramétriques et non paramétriques de « Credit Scoring » ;

Enfin, on verra dans le dernier chapitre une étude empirique sur un échantillon d'entreprises Tunisiennes de la Banque de l'Habitat, qui porte sur une comparaison de la performance entre une méthode paramétrique et autre non paramétrique.

Chapitre I : La réglementation bancaire en matière de risque de crédit ;

Chapitre II : Les techniques statistiques de « Credit Scoring » ;

Chapitre III : Une étude empirique sur un échantillon d'entreprises de la « Banque de l'Habitat ».

Chapitre 1 : La réglementation prudentielle en vigueur en matière de risque de crédit

Introduction :

« Le crédit est la mise à disposition par une personne ou une organisation (le créancier) d'une ressource (une somme d'argent ou un bien) à une autre (le débiteur) contre l'engagement d'être payé ou remboursé dans le futur, à une date déterminée¹ ».

Cette opération implique systématiquement un risque de crédit qui est né dès l'octroi de crédit, étant donné l'importance de ce risque pour le secteur bancaire (Voir le Schéma ci-dessous) principalement,

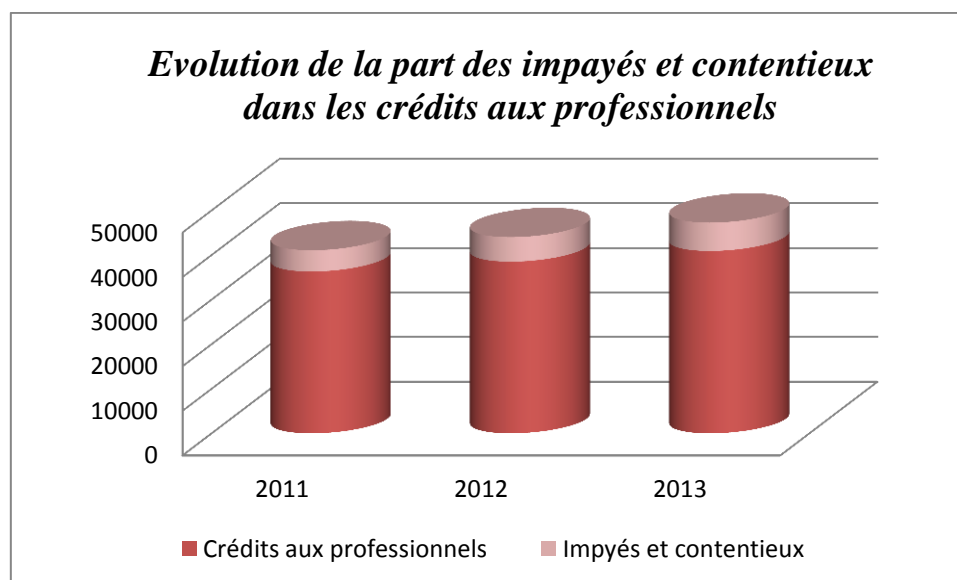


Figure 1 : L'évolution des impayés du secteur bancaire des crédits aux entreprises

et puisque l'activité de l'intermédiation constitue son activité principale, les autorités de contrôle tantôt à l'échelle internationale (comité de Bâle) qu'à l'échelle nationale (BCT) ont mis en place un ensemble de réglementation visant à atténuer ce risque.

¹ C'est la définition du site : « Vernimmen.net »

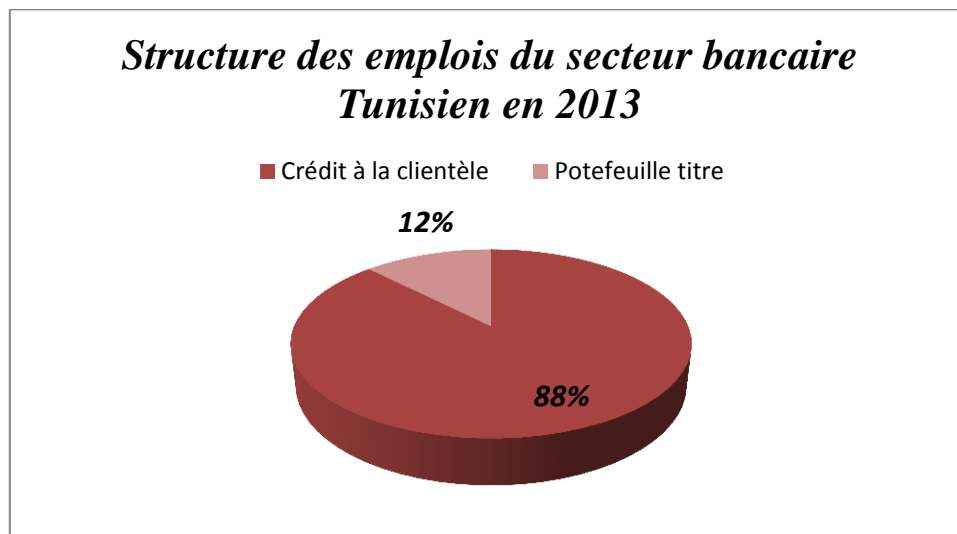


Figure 2 : La structure des emplois du secteur en 2013

Ce chapitre s'articule comme suit : Dans une première section nous allons présenter les risques inhérents à l'activité bancaire, dans une seconde nous allons nous focaliser sur la présentation du risque de crédit, dans une troisième section nous allons présenter les règles prudentielles à l'échelle internationale et la dernière sera consacrée à la réglementation nationale.

1.1 Les typologies des risques inhérents à l'activité bancaire :

Face à un environnement économique et financier de plus en plus fluctuant caractérisé par une instabilité accrue ainsi que des crises, le secteur bancaire est devenu de plus en plus vulnérable.

En effet, les banques sont exposées à une panoplie de risques² nuisant à son activité, selon Rouges (2003) les risques qui affectent les banques sont très nombreux : le risque de marché, de crédit, de liquidité, de paiement anticipé, de gestion, risque sur l'étranger....

Cependant, on distingue trois principaux types de ces risques :

- *Le risque de marché* : C'est le risque de pertes suite à une variation défavorable des grandeurs du marché (taux, prix d'actif).

² Le risque est associé à la notion d'incertitude mais également aux pertes qu'il peut engendrer.

- Le risque opérationnel : C'est le risque de pertes résultant de carences ou de défaillances attribuables à des procédures, personnels et systèmes internes ou à des événements extérieurs. (Définition du comité de Bâle)
- Le risque de crédit : C'est le risque de perte dû au non remboursement du client de sa dette aux échéances prévues.

Dans ce qui suit nous allons nous focaliser sur la notion de risque de crédit qui constitue l'objet de notre étude.

1.2 La présentation du risque de crédit :

1.2.1 La définition du risque de crédit :

Le risque de crédit est « *le risque de défaut de remboursement de l'emprunteur* » selon Dietsch et al (2003), c'est-à-dire que l'emprunteur n'honore pas ces engagements aux échéances prévues. Ce risque constitue le risque le plus traditionnel et le plus important des risques auxquels une banque peut être exposée affirme Hlel (1994).

Roncalli (2004) a défini le risque de crédit comme étant « *le risque de pertes consécutives au défaut d'un emprunteur sur un engagement de remboursement de dettes qu'il a contracté* ».

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

« *Le risque de crédit correspond au risque de pertes découlant du manquement d'un emprunteur ou d'une contrepartie de s'acquitter de ses obligations contractuelles, figurant ou non au bilan* ». Selon le rapport de gestion (2005) de la "Caisse Centrale Desjardins"

1.2.2 Typologies de risque de crédit :

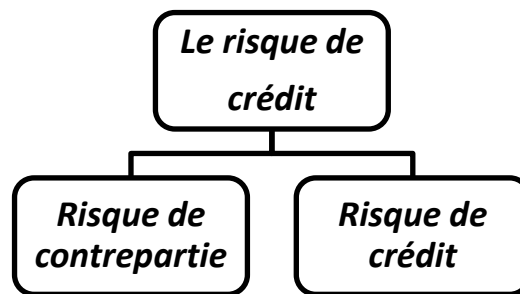


Figure 3 : Les formes de risque de crédit

Selon Dietsch et al (2003) le risque de crédit prend diverses formes : le risque de contrepartie qui concerne les transactions sur les marchés financiers et interbancaires et le risque de crédit au sens propre qui concerne les transactions sur le marché de crédit.

En outre Roncalli (2004) a proposé deux autres formes du risque de crédit.

En effet, il considère qu'il existe deux types de risques :

- **Le risque de défaut** : L'incapacité du débiteur à honorer ces engagements aux échéances convenues, l'agence de Moody's retient la définition suivante du risque de défaut « *tout manquement ou tout retard sur le paiement du principal ou des intérêts.* »
- **Le risque de la dégradation de la qualité de crédit** : C'est le risque que la perception sur la qualité du crédit se détériore, par conséquent la prime de risque sur le marché va augmenter ainsi que la note va se dégrader (si l'emprunteur est noté par une agence de notation³).

³Les rôles des agences de notation est d'évaluer le risque de solvabilité des emprunteurs exemple : « Moody's », « Fitch Rating », « S&P »

1.3 La réglementation prudentielle internationale : « les accords de Bâle » :

La réglementation prudentielle a pour objectif primordial d'assurer la fiabilité et la sécurité du système financier, en effet selon Levine (1997), l'objectif de long terme de la réglementation prudentielle est de garantir la solvabilité du système bancaire et notamment stimule une croissance économique.

Le comité de Bâle a été créé en 1974 après la célèbre faillite de la banque allemande « Herstatt » qui a entraîné une crise grave sur le marché des changes, elle a, en outre, entraîné la chute d'autres établissements et a paralysé le marché interbancaire de New York d'où la mise en évidence des risques systémiques.

Etant donné ces événements, un comité des banques centrales et des organismes de réglementation et de surveillance bancaire des pays du G10⁴ s'est réuni (C'était la proposition de « Peter Cooke⁵ ») et depuis ce comité se réunit sous le nom de Comité de Bâle.

1.3.1 L'accord de Bâle I :

1.3.1.1 La définition du ratio de « Cooke » :

L'accord de Bâle I est formulé en 1988 afin de protéger les déposants et assurer la stabilité financière.

Le comité a publié le ratio de « Cooke » connu aussi sous le nom de ratio de solvabilité, ce dernier impose aux banques une exigence minimale en fonds propres de 8% par rapport aux encours pondérés de crédit.

$$\text{Ratio de Cooke} = \frac{\text{Fonds Propres nets}}{\text{Risque pondéré}} \geq 8\%$$

Concrètement ce ratio signifie que pour un crédit accordé qui vaut = 100 TND, 8 TND doivent être financés par des fonds propres et 92 TND par d'autres ressources (dépôts, marché monétaire ...)

⁴ G10 : Groupe informel de 11 pays (Allemagne, Belgique, Canada, EU, Italie, Japon, Pays-Bas, Royaume-Unis, Suède, Suisse, Luxembourg).

⁵ Peter Cooke : Directeur à la banque d'Angleterre, président du comité de Bâle de 1977 à 1988.

1.3.1.2 *Les fonds propres nets :*

$$\boxed{\text{Fonds Propres Nets}^6 = \text{Tier One} + \text{Tier Two}}$$

Les fonds propres nets sont constitués de : « Tier 1 » ou noyau dur : Les fonds propres de bases (capital social et réserves) + « Tier 2 » : les fonds propres complémentaires (provisions générales, titres subordonnés à des durées indéterminées, obligations convertibles ou remboursables en actions ...).

1.3.1.3 *Le risque pondéré :*

$$\boxed{\text{Risque pondéré} = \sum \text{Expositions} \times \text{Pondération}}$$

Exposition : Encours de crédit et autres engagements

La pondération : Le comité de Bâle a défini des taux de pondération forfaitaires qui reflètent le risque associé à cet actif et qui dépendent de la nature de l'emprunteur :

- 0% : les engagements envers l'Etat
- 20% : Les engagements envers les banques et les collectivités locales des Etats
- 50% : Les engagements envers les entreprises et les particuliers ayant des garanties permettant de réduire le risque à 50 % (Prêt hypothécaire, crédit-bail immobilier) ...
- 100% : Les autres engagements

1.3.1.4 *Les insuffisances du ratio de « Cooke » :*

Certes que ce ratio a permis d'assurer la stabilité financière, il a permis de mettre les banques dans le même pied d'égalité, il les a incités à renforcer leur fonds propres Mais sa « simplicité qui a dans un premier temps constitué sa force, est devenue un handicap » affirme Tiesset et al (2005).

En effet, ces pondérations ne reflète pas le niveau réel du risque : un crédit d'une entreprise trop risquée supporte la même charge en capital qu'un crédit d'une entreprise peu

⁶Fonds propres nets = Tier1+tier2 avec les conditions suivantes [Tier2≥Tier1 ; Tier1/Risque Pondéré≥4%]

risquée (Faible sensibilité au risque), de même selon Dumontier et al (2008) « *les capitaux propres minimaux sont déterminés par la nature des emprunteurs, et non pas par leurs risques de défaut effectifs* ».

Le choix de 8% et des pondérations n'ont pas de fondements théoriques (ou économiques) selon Roncalli (2004).

En outre ce ratio tient compte uniquement du risque de crédit il a ignoré totalement aussi bien le risque de marché que le risque opérationnel...

Etant donné ces insuffisances, le comité de Bâle a décidé en 1998 d'élaborer une nouvelle norme de solvabilité plus cohérente avec la réalité de l'activité bancaire et plus sensible au risque donc ceci va donner naissance un nouveau accord qui est celui de Bâle II.

1.3.2 L'accord de Bâle II :

En juin 2004 le comité de Bâle a publié un ensemble de nouvelles recommandations appelé selon Verboomen et al (2011) « le dispositif révisé ».

L'idée maitresse de ces recommandations était de permettre aux banques de calculer leur capital réglementaire pour le risque de crédit sur la base d'une approche fondée sur la notation interne et non pas sur une approche forfaitaire.

La réglementation de Bâle II est fondée sur 3grands piliers :

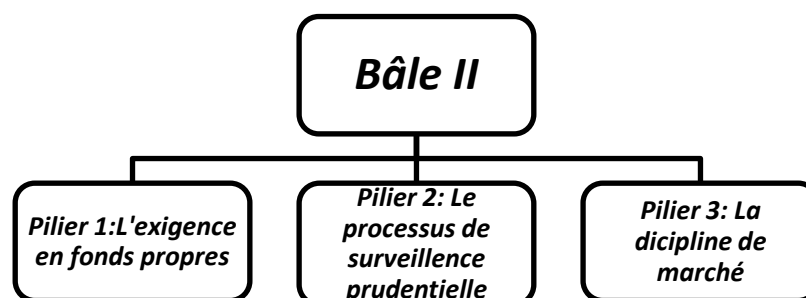


Figure 4 : Les trois piliers de Bâle II

1.3.2.1 Le premier Pilier des accords de Bâle II :

Le premier Pilier a défini un nouveau ratio des exigences en fonds propres qui est le ratio de « *Mc Donough* ».

$$\text{Ratio Mc Donough} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Les risques pondérés}} \geq 8\%$$

Contrairement au ratio de « Cooke », le ratio « Mc Donough » tient compte à la fois du risque de crédit, risque de marché et risque opérationnel.

$$\text{Ratio Mc Donough} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{R. de contrepartie} + \text{R. de marché} + \text{R. opérationnel}} \geq 8\%$$

La pondération des risques est la suivante :

<i>Nature de risque</i>	<i>Pondération</i>
Le risque de crédit	75%
Le risque Opérationnel	20%
Le risque de marché	5%

Tableau 1 : La pondération des différents risques

En outre le pilier 1 de Bâle II a présenté les différentes méthodes d'estimation du risque :

<i>Nature de risque</i>	<i>Les méthodes</i>
<i>Le risque de crédit</i>	Méthode Standard
	Notation interne (IRB)
<i>Le risque Opérationnel</i>	Approche de base
	Approche standard
	Approche AMA
<i>Le risque de marché</i>	Approche standard
	Modèles internes

Tableau 2 : Les différentes approches d'évaluation des différents risques selon Bâle II

Dans ce qui suit nous allons nous focaliser sur les approches de mesures de risque de crédit.

1.3.2.1.1 L'approche Standard :

Etant donné que l'ancienne pondération (Ratio du Cooke) n'avait pas de fondements théoriques, la nouvelle pondération a été basée sur la notation externe (Agences de Notations), en effet, le système de notation de référence utilisé dans l'accord de Bâle II est celui de « Standard and Poor's ».

Notation		AAA à AA⁻	A⁺ à A⁻	BBB⁺ à BBB⁻	BB⁺ à B⁻	CCC⁺ à C	N'est pas noté
Souverains		0%	20%	50%	100%	150%	100%
Banques	Option 1⁷	20%	50%	100%	100%	150%	100%
	Option 2⁸	20%	50%	50%	100%	150%	50%
Entreprises		20%	50%	100%	100%	150%	100%

Tableau 3 : Les pondérations selon l'approche Standard⁹

Concernant les créances aux particuliers (Retail Risk), ne sont pas notées mais elles sont soumises à une pondération de 75% (s'il s'agit de prêt immobilier la pondération peut baisser à 35 %).

Nous remarquons que la pondération varie entre 0% (Etats souverains) à 150% (les crédits les moins notés) contrairement à celles de Bâle I qui est plafonnée à 100%.

On peut conclure que cette approche est plus sensible au risque dans la mesure où les pondérations dépendent de la nature de l'emprunteur mais aussi de la qualité de risque de ce dernier (sa notation).

1.3.2.1.2 L'approche basée sur la notation interne (IRB) :

Contrairement à l'approche Standard cette approche est basée sur l'estimation de la probabilité de défaut, il s'agit donc d'une méthode plus sensible au risque selon Roncalli (2004).

L'exigence en fonds propres dépend de 4 paramètres :

⁷ Option 1 : La pondération de la banque dépend de la notation du pays

⁸ Option 2 : La pondération dépend de la notation de la banque et de la maturité du crédit

⁹ Source : "La gestion des risques financiers" « Roncalli 2004 »

- La probabilité de défaut (PD) : elle correspond à la probabilité qu'une contrepartie soit défailante sur un horizon d'une année (exprimée en pourcentage).
- La perte en cas de défaut (LGD) : C'est le taux de perte en cas de défaut : 1-taux de recouvrement.
- L'exposition en cas de défaut (EAD) : Encours de crédit et autres engagements (y compris les engagements hors bilan).
- L'échéance de la créance (M) : C'est la maturité restante

Il existe deux approches de l'approche IRB :

- 1) L'approche IRB simple (Foundation Approach)
- 2) L'approche IRB avancée (Advanced Approach)

<i>Approches</i>	<i>Paramètres à estimer</i>
IRB simple ¹⁰	PD
IRB avancé	PD, LGD, EAD

Tableau 4 : Les différentes approches de la notation interne

Une fois qu'on a estimé ces paramètres le calcul des exigences en fonds propres sera le suivant :

$$EFP = \text{Pondération} \times EAD$$

Avec Pondération = $PD \times LGD \times M$

1.3.2.2 Le deuxième Pilier des accords de Bâle II :

Il s'agit du processus de surveillance prudentielle qui doit être effectué en interne par les autorités de contrôles et qui constitue un élément primordial pour le calcul des exigences en fonds propres.

Selon l'accord de Bâle II, ce pilier est scindé en 4 grandes principes :

¹⁰ Les autres paramètres « LGD » et « EAD » sont calculés par le superviseur (BCT), l'application même de cette approche IRB est soumise à l'approbation de la BCT.

- **Principe 1** : Un système de mesure interne est exigé qui permet d'évaluer le niveau des fonds propres nécessaires pour couvrir le risque auquel la banque est exposée avec une stratégie de maintien de cette évaluation.
- **Principe 2** : Les autorités de contrôles (BCT) doivent contrôler la mise en place de ce système et la stratégie de maintien mise en place.
- **Principe 3** : Les autorités peuvent exiger un niveau de fonds propres supérieur au niveau des exigences minimums.
- **Principe 4** : Les autorités doivent veiller que le niveau des fonds propres de la banque ne soit pas inférieur au niveau minimum exigé, à défaut, elles doivent intervenir rapidement afin de le ramener à son niveau exigé.

1.3.3 Le troisième Pilier des accords de Bâle II :

Le troisième pilier cherche à favoriser la discipline de marché, en effet il « *vise à améliorer l'information communiquée au marché par les banques et ainsi à exercer sur ces dernières une pression plus forte de nature à favoriser une meilleure gestion de leurs risques et à l'adoption de comportements plus responsables* » (Noyer, 2004).

Il s'agit donc de la publication de l'information aussi bien quantitative que qualitative sur :

- Le niveau des fonds propres
- Le niveau du risque
- La modalité d'évaluation du risque

1.3.3.1 Les insuffisances de Bâle II :

Les lacunes de Bâle II ont apparu lorsque cette dernière n'a pas pu échapper à la crise financière de 2007 (*Subprime*), elle a, par conséquent, présenté plusieurs faiblesses à savoir :

- L'insuffisance des fonds propres exigés (la plus importante).
- La complexité de la mise en place de ces recommandations.
- Le coût de mise en place de ces recommandations est très élevé.
- Les agences de rating qui évaluent le risque de crédits ne sont pas soumises à la réglementation prudentielle d'où leur évaluation peut être biaisée (non efficace).
- L'ignorance totale du risque de liquidité bancaire.....

1.3.4 L'accord de Bâle III :

Ces accords ont été conçus pour faire face aux insuffisances de Bâle II, ils ont vu le jour en Novembre 2010 après le sommet du G20 à Séoul et en décembre 2010 ont été publiés.

Selon le rapport de KPMG (Mars 2011) les principales mesures de Bâle III sont les suivantes :

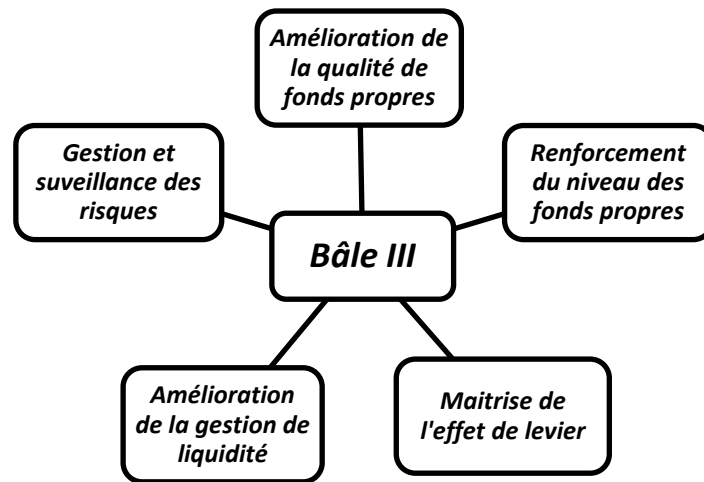


Figure 5 : Les différents axes de Bâle III

1.4 La réglementation nationale en termes de gestion de risque de crédit :

En s'inspirant de la réglementation internationale, l'autorité de contrôle : La Banque Centrale de Tunisie a mis en place une réglementation nationale qui vise à assurer la sécurité et la pérennité du système bancaire tunisien.

La BCT a publié la circulaire 91-24 en Décembre 1991 modifiée le 29/06/2012 et qui détaille les éléments suivants : La division et la couverture des risques, la classification des actifs, la constitution de provisions ...

1.4.1 La division et couverture de risque :

1.4.1.1 La division du risque :

Le montant total des risques encourus ne doit dépasser :

- 3 fois les fonds propres nets de la banque, pour les bénéficiaires dont le risque encouru de chacun est 5% ou plus.
- 1,5 fois les fonds propres nets de la banque, pour les bénéficiaires dont le risque encouru de chacun est 15% ou plus.

Pour un même bénéficiaire le risque encouru ne doit pas dépasser 25% des fonds propres nets de la banque.

Le montant des risques encourus sur les personnes *ayant des liens*¹¹ avec l'établissement de crédit ne doit pas excéder 1 fois des fonds propres nets de la banque.

1.4.1.2 La couverture du risque :

Selon l'article 4, les fonds propres nets doivent représenter au moins 8% du total de son actif (bilan et hors bilan) pondéré en fonction des risques encourus.

$$\frac{\text{Fonds Propres nets}}{\text{Risque pondéré}} \geq 8\% \text{ (B\^ale I: Ratio de Cooke)}$$

Ce ratio doit être porté à 9% fin 2013 et 10% fin 2014

Donc le ratio actuel est le suivant :

$$\frac{\text{Fonds Propres nets}}{\text{Risque pondéré}} \geq 10\%$$

Avec fonds propres nets = Fonds propres de base + fonds propres complémentaires

¹¹**Selon l'article 23 de la loi de la loi n°2001-65 du 10 juillet 2001 relative aux établissements de crédit :**

« Est considérée comme personne ayant des liens avec l'établissement de crédit :

- tout actionnaire dont la participation excède, directement ou indirectement, 5 % du capital de l'établissement de crédit, ainsi que son conjoint, ses ascendants et descendants ;
- le président-directeur général de l'établissement de crédit, le président du conseil d'administration, le directeur général, les membres du conseil d'administration, les directeurs généraux adjoints, les membres du conseil de surveillance, les membres du directoire et les commissaires aux comptes ainsi que les conjoints des personnes susvisées, leurs ascendants et descendants,
- toute entreprise dont l'une des personnes visées ci-dessus est soit propriétaire, soit associée ou mandataire délégué ou dans laquelle elle est directeur ou membre de son conseil d'administration ou de son directoire ou de son conseil de surveillance.
- toute filiale ou toute entreprise dans laquelle l'établissement de crédit détient une participation au capital dont la proportion est telle qu'elle conduit à la contrôler ou à influencer de manière déterminante sur son activité. »

<i>Fonds propres de base</i>	<i>Fonds propres complémentaires</i>
<ul style="list-style-type: none"> • Capital social • Réserves sauf ceux de réévaluation • Fonds social (affectation du résultat) • Report à nouveau créditeur • Résultat net de la distribution de dividendes <p><u>Remarque :</u> Ces fonds propres sont diminués de :</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ la part non libérée du capital ; ○ du rachat par l'établissement de crédit de ses propres titres; ○ des non-valeurs nettes des amortissements ; ○ des résultats déficitaires en instance d'approbation ; ○ du report à nouveau débiteur ; ○ Les participations et toutes les créances assimilables à des fonds propres des autres établissements de crédits. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les réserves de réévaluation ; • Les subventions non remboursables ; • Les provisions collectives au sens de dans la limite de 1,25% des risques encourus ; • <i>Les plus-values latentes sur titres de placement</i>¹² ; • Les fonds propres provenant de l'émission de titres à durée indéterminée, des emprunts subordonnés ...

Tableau 5 : Le détail des fonds propres de bases et complémentaires

1.4.2 La classification des actifs :

Selon l'article 8 de ladite circulaire, les banques sont tenues de classer leurs actifs indépendamment de leurs formes (bilan ou hors bilan, en dinar ou en devise).

Les actifs détenus sur la BCT ou l'Etat ne sont pas inclus dans cette classification.

Les actifs seront par conséquent classés en *Actif courant* et *Actif classé* :

¹²Une décote de 55% est appliquée sur la différence positive calculée entre le prix de marché et le coût d'acquisition.

- *Actifs courants* : Ce sont les actifs pour lesquels la banque n'a pas d'incident de paiement (impayés), le paiement est presque sur et détenus sur des entreprises dont la situation financière est équilibrée.
- *Actifs classés* : Ce sont les actifs dont le remboursement n'est pas certain (il y'a impayés), classé en 4 classe :
 - 1) Classe 1 : Actif nécessitant un suivi particulier : Impayé <3 mois
 - 2) Classe 2 : Actif incertain : Impayé comprise entre [3mois, 6mois]
 - 3) Classe 3 : Actif préoccupant : Impayé comprise entre]6 mois, 1an]
 - 4) Classe 4 : Actif compromis : Impayé > 1an

1.4.3 La constitution de provision :

Les provisions que les banques doivent constituer dépendent de la classe à laquelle appartient l'actif :

Classe 0 :] Absence de Provision
Classe 1 :	
Classe 2 :	20% du total engagement
Classe 3 :	50% du total engagement
Classe 4 :	100% du total engagement

Ces provisions sont affectées à tout actif \geq à 50 milles dinars et ceci compte tenu des garanties de l'Etat, des assurances, des établissements de crédits ainsi que ceux sous forme de dépôts ou actif financier liquide.

Il existe aussi d'autres types de provisions qui doivent être constituées : « Provisions collectives » et « Provisions additionnelles ».

Selon l'article 10 du circulaire 91-24, les banques doivent constituer des provisions à caractères général (Provisions collectives¹³), ces dernières sont constatées sur les actifs de la classe 0/1.

Quant aux provisions additionnelles, sont constatées sur les actifs de la classe 4 ayant une ancienneté \geq à 3 ans, elles sont calculées comme suit :

¹³ Les provisions collectives : 1% des actifs de la classe 0/1.

- 40% pour les actifs ayant une ancienneté entre 3 et 5 ans ;
- 70% pour les actifs ayant une ancienneté entre 6 et 7 ans ;
- 100% pour les actifs ayant une ancienneté \geq à 8 ans.

Conclusion :

La mise en place des différentes réglementations prudentielles visent essentiellement à assurer la stabilité financière et surtout à surmonter les crises qui sont devenues de nos jours de plus en plus graves.

En effet la crise des « ***Subprime*** » était liée directement au risque de crédit qui a fait subir les banques des pertes sèches énormes : Les clients sont devenus incapables d'honorer leurs engagements.

D'où la nécessité de la notation des créances afin de renforcer le contrôle du risque de crédit bancaire en prévoyant la défaillance des clients, dans le chapitre qui suit nous allons présenter les différentes méthodes de « ***Credit Scoring*** ».

Chapitre 2 : Une revue de la littérature : Un panorama des différentes techniques de « Credit Scoring » :

Introduction :

Afin de bien maîtriser le risque de crédit, qui constitue l'un des préoccupations majeures des établissements de crédit, ces derniers doivent se doter d'un mécanisme d'évaluation du risque de crédit.

Il existe deux types d'évaluation du risque de crédit :

- Lors de l'octroi du crédit : qui consiste à prendre des décisions sur les nouvelles demandes de crédit.
- Au cours du processus de crédit : qui consiste à superviser les crédits déjà existants.
D'après Yang (2001)

Ce risque est évalué à partir des techniques de « Credit Scoring », ces dernières permettent de prédire la probabilité de défaut d'un client et par conséquent de réduire les créances non performants (engagements non honorés).

Dans ce chapitre nous allons dans une première partie présenter les différentes approches d'évaluation du risque crédit et dans une seconde étape nous allons définir, présenter l'historique et les différentes méthodes de « Credit Scoring ».

2.1 Les approches d'évaluation du risque de crédit :

Selon Crook (1996) l'idée globale de l'évaluation du risque de crédit : c'est de procéder à une comparaison des caractéristiques d'un client avec celles d'autres clients qui ont eu précédemment un crédit.

Si les caractéristiques d'un client sont suffisamment similaires à des crédits qui ont été accordés et si ces derniers ont fait défaut on refuse la demande, sinon on accepte.

Généralement, deux principales techniques peuvent être utilisées :

- *L'évaluation de l'analyste de crédit*
- *Le « Credit Scoring »*

2.1.1 L'évaluation de l'analyste de crédit :

L'évaluation de l'analyste de crédit consiste à évaluer chaque dossier de crédit individuellement en se basant sur les données présentées par le demandeur du crédit, il s'agit d'une analyse financière " sur mesure". La réussite de cette approche est étroitement liée à l'expérience et la compétence de l'analyste, elle présente aussi l'avantage de la prise en compte des caractéristiques qualitatives du client tel que : la bonne réputation, la connaissance du dirigeant Cependant cette approche présente des inconvénients : la subjectivité, l'incohérence, les préférences individuelles qui peuvent biaiser la décision de l'analyste. (Bailey ,2004)

2.1.2 Le « Credit Scoring » :

Dans ce cas les analystes vont utiliser tout l'historique des crédits accordés afin de mettre en place un modèle statistique qui permet de discerner entre les bons et les mauvais payeurs. (Bailey ,2004)

Par conséquent la décision sera automatisée et le processus d'octroi de crédit sera uniforme pour tous les clients (objectivité), cette décision dépend de certaines règles qui seront fixées par l'établissement en question.

Et dans ce qui suit nous allons nous focaliser sur la deuxième approche qui s'avère plus performante que la première.

2.2 Définition et historique de « Credit Scoring » :

2.2.1 La définition de « Credit Scoring » :

Lessmann (2015) a défini le « Credit Scoring » comme suit : Il s'agit de l'estimation de la probabilité qu'un emprunteur montre un comportement indésirable (défaut) dans le future et ceci en se basant sur un modèle statistique.

Selon Feldman (1997), le « Credit Scoring » est le processus d'assignation d'une note à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt.

En outre, Abdou et al (2011) ont défini le « Credit Scoring » comme étant une méthode statistique qui mesure le risque lié à un client potentiel. Elle détermine la probabilité d'une éventuelle défaillance d'un emprunteur par l'analyse de ses données.

Azzouz (2009) a défini le scoring comme suit : « *Le scoring correspond à une méthode d'analyse financière qui tente à synthétiser un certain nombre de ratios sous forme d'un seul indicateur susceptible de distinguer les entreprises saines des entreprises défaillantes* ».

Anderson (2007) a défini le « Credit Scoring » en décomposant le terme en deux :

- **Crédit** : Le terme « crédit » signifie acheter maintenant et payer plus tard.
- **Scoring** : Le terme « scoring » signifie l'utilisation d'outils informatiques afin de classer une population en deux groupes ou plus selon des critères bien déterminés afin de mieux discriminer entre les groupes et assurer une décision objective et cohérente .

Le « Credit Scoring » peut être aussi défini comme étant l'ensemble de modèle de décision (d'aide à la décision d'octroi crédit), ces techniques permettent de décider : qui va obtenir le crédit ? Combien il va obtenir ?D'après Thomas et al (2002).

Yang (2001) a expliqué le « Credit Scoring » comme un score qui sera attribué à chaque client (demande de crédit), ce score permet d'indiquer le niveau du risque du client en question, en le comparant avec un score critique qui permet de diviser la population en deux classes : "Risquée" ; "Non Risquée".

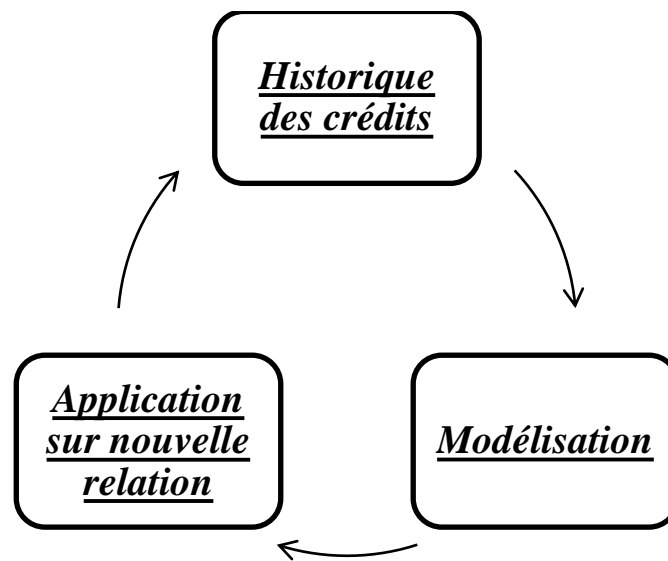


Figure 6 : Le processus de « Credit Scoring »

2.2.2 L'histoire de « Credit Scoring » :

Fischer en 1936 était le premier qui a mis en place la technique de discrimination : « Analyse discriminante », il l'a utilisée afin de différencier trois types de variétés d'iris.

Et ce n'est qu'en 1941 que Durand a utilisé ces techniques statistiques afin de différencier les bons et les mauvais payeurs (Cas des crédits à la consommation).

Au cours des années soixante la compagnie « **Fair et Issac** » était la première firme qui a développé un système de « Credit Scoring ».

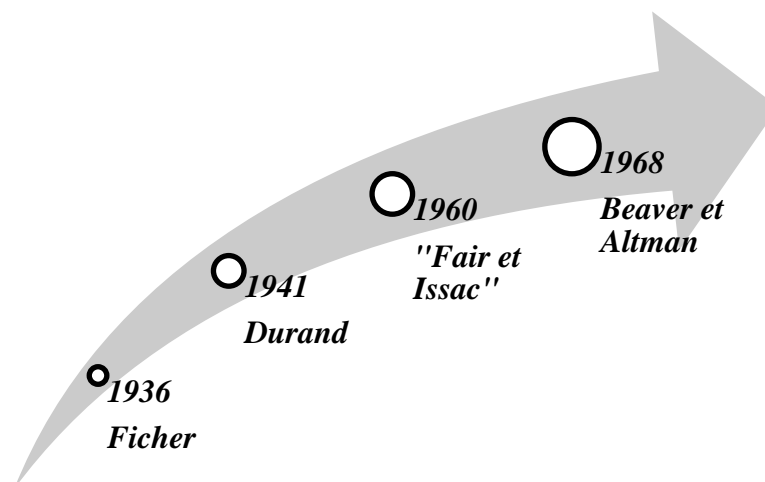


Figure 7 : L'histoire du « Credit Scoring »

Beaver¹⁴ et Altman (1968) étaient les premiers qui ont utilisé les ratios financiers afin de prédire la défaillance des firmes. Cette approche sera traitée dans le détail dans ce qui suit.

2.3 Les méthodes de « Credit Scoring » :

Il existe une panoplie de méthodes statistiques du « Credit Scoring » qui peuvent être utilisées au sien d'une banque. Ces techniques, qui peuvent être paramétriques ou non paramétriques, sont mises en place afin de construire un système de notation interne efficace, efficient et qui doit permettre à l'institution de bien prévoir la défaillance de ces clients, d'alléger le volume du contentieux et des impayés et par conséquent d'améliorer la rentabilité de la banque.

Exemple des méthodes les plus utilisées : Analyse discriminante, régression linéaire, régression logistique, arbre de décision

Dans ce qui suit nous allons détailler la plupart de ces techniques.

2.3.1 Les méthodes paramétriques :

2.3.1.1 L'analyse discriminante :

D'après Wiki stat, cette technique consiste à modéliser une variable Y_i qualitatif à « m » modalités or dans notre cas le nombre de modalités est deux (*Défaillante, Saine*), en se basant sur « p » variables quantitatives X_j avec $j=1 \dots p$.

Y_i : La variable à prévoir ($Y_i = 0$ « Saine » ; $Y_i = 1$ « Défaillante »)

X_j : Les variables prédictives

La méthode de l'analyse discriminante cherche à discriminer comme son nom l'indique entre les deux classes d'entreprises (ou d'individus s'il s'agit de crédit à la consommation) et de tirer des conclusions concernant l'affectation d'une nouvelle relation dans le groupe qui lui convient.

¹⁴ « Beaver » il a analysé la défaillance des entreprises en se basant sur un seul ratio : le ratio « Cash-Flow » / « endettement total » qui est le ratio le plus discriminant.

Selon Ben Amor et al (2012) l'application de l'analyse discriminante repose essentiellement sur ces hypothèses :

- La normalité des distributions
- L'homogénéité des matrices des variances-covariances entre les deux groupes
- Absence de corrélations entre moyennes et variances

Cette technique a été proposée pour la première fois par Fisher (1936), une application très connue de cette technique pour prévoir la défaillance des entreprises : est celle d'Altman (1968).

2.3.1.1.1 Le modèle d'Altman (1968) ² :

En effet Altman a développé un modèle de « Crédit Soring » appelé aussi la fonction « Z-score » en se basant sur un échantillon de 66 entreprises réparties comme suit (33 saines (50%), 33 défaillantes (50%)) et en adoptant la technique de « l'analyse discriminante *multivariée*¹⁵ ».

Altman a commencé ses travaux avec une batterie de 22 ratios financiers pour finir avec les 5 ratios les plus performants pour départager au mieux les deux groupes d'entreprises.

Les 5 ratios sont :

- R1 : Ratio de liquidité = $\frac{\text{Fond de Roulement}}{\text{Actif Total}}$
- R2 : Ratio de rentabilité cumulative = $\frac{\text{Réserves}}{\text{Actifs Total}}$
- R3 : Ratio de rentabilité = $\frac{\text{Exédent Brut d'Exploitation}}{\text{Actif Total}}$
- R4 : Ratio de structure de capital = $\frac{\text{Fonds Propres}}{\text{Dettes Totales}}$
- R5 : Ratio d'efficacité = $\frac{\text{Chiffre d'affaire}}{\text{Actif Total}}$

La fonction Z-score obtenue est la suivante :

¹⁵En statistique, les analyses multivariées ont pour caractéristique de s'intéresser à la distribution conjointe de plusieurs variables. (*Définition de Wikipédia*)

$$Z = 1,2R1 + 1,4R2 + 3,3R3 + 0,6R4 + 0,9R5$$

Les règles de décision conclus sont les suivantes :

- Une firme est saine possède un score ≥ 2.99
- Une firme défailante possède un score < 1.81
- Les firmes ayant un score entre 1.81 et 2.99 posent un problème d'où Altman a fixé un seuil de $2.675 \cong 2.7$ qui minimise l'erreur de classification.

On obtient ainsi cette règle de décision :

- Une firme est saine possède un score ≥ 2.7
- Une firme défailante possède un score < 2.7

Le taux de bon classement réalisé par Altman sur cet échantillon était de 95% et sur l'échantillon de validation était de 82%.

Outre que le modèle d'Altman, Conan et Holder ont établi un autre modèle en 1979.

2.3.1.1.2 Le modèle de Conan et Holder (1979)¹⁶ :

En se basant sur la même technique, Conan et Holder ont établi une fonction score avec un échantillon de 190 petites et moyennes entreprises industrielles équitablement réparties entre les deux classes (95 saines (50%), 95 défailtantes (50%)).

Ils ont commencé leur analyse avec une batterie de 31 ratios, ils ont fini par conclure que seule 5 ratios sont pertinents et discriminent le mieux entre les groupes.

Les 5 ratios sont :

- $R1 = \frac{\text{Excedent Brut d'Exploitation}}{\text{Endetement Global}}$
- $R2 = \frac{\text{Capitaux Permanents}}{\text{Total Bilan}}$
- $R3 = \frac{\text{Valeur Réalisable et Disponible}}{\text{Total Bilan}}$
- $R4 = \frac{\text{Frais Financiers}}{\text{Chiffre d'affaire HT}}$

¹⁶ La référence du modèle d'Altman et celui de Conan et Holder est une thèse de doctorat de "Asma Guizani"(2014) : « Traitement des dossiers refsés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers ».

- $R5 = \frac{\text{Frais de personnel}}{\text{Valeur Ajoutée}}$

La fonction Z score ainsi obtenue est la suivante :

$$Z = 0,24R1 + 0,22R2 + 0,16R - 0,84R - 0,10R5$$

Les règles de décision conclues sont les suivantes :

En effet en fonction du score obtenu par chaque entreprise Conan et Holder ont affecté une probabilité de défaillance :

- Si le score est $> 0,1$: La situation financière est bonne : Probabilité de défaillance inférieure à 30%
- Si le score est compris entre 0.04 et 0.1 : Il s'agit d'une zone d'alerte : Probabilité de défaillance entre 30% et 65%
- Si le score est compris entre - 0.05 et 0.04 : L'entreprise est en danger : Probabilité de défaillance entre 65% et 90%
- Si le score est $< - 0.05$: L'entreprise est défaillante : Probabilité de défaillance $> 90\%$

Certes que l'analyse discriminante présente des avantages tel que la simplicité dans la mise en œuvre, la facilité de maintenance, la robustesse dans le temps... En effet, selon Bardos et al (1997) « l'analyse discriminante présente des avantages en termes de robustesses aux fluctuations conjoncturelles et de maintenance ». Mais elle présente aussi des inconvénients dont principalement l'utilisation de variables quantitatifs seulement or ce n'est pas le cas dans la régression logistique. Dans ce qui suit nous allons détailler cette dernière.

2.3.1.2 La régression logistique :

2.3.1.2.1 La définition de la régression logistique :

La régression logistique est une technique statistique qui permet d'expliquer une variable qualitative à deux modalités ou plus (dans notre cas : « Défaillante », « Saine ») appelée aussi variable dichotomique. Les variables explicatives peuvent être discrètes mais aussi elles peuvent être continues. La régression logistique nous permet de prévoir la probabilité de l'occurrence de l'événement. (La probabilité de défaillance)

Selon Desjardins (2005) la régression logistique se définit « *comme une technique permettant d'ajuster une surface de régression à des données lorsque la variable dépendante est dichotomique* ».

En outre Matoussi (2010) ont défini la régression logistique comme étant « *une technique probabiliste de classement qui consiste à estimer la probabilité pour qu'une entreprise tombe en faillite compte tenu de ses caractéristiques financières.* »

2.3.1.2.2 Les propriétés mathématiques de la régression logistique¹⁷ :

Soit :

Y_i = La variable à expliquer

- $Y_i=1$ c'est-à-dire la firme « i » est saine
- $Y_i=0$ c'est-à-dire la firme « i » est défailante

X = La matrice des variables explicatives

Soit un exemple de :

- «3 » variables explicatives
- « n » entreprises

$$\begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ X_{i1} & X_{i2} & X_{i3} \\ \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} \end{bmatrix}$$

Pour une entreprise « i » la variable Y_i est la suivante :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } X_i\beta + U_i > 0 \\ 0 & \text{si } X_i\beta + U_i \leq 0 \end{cases}$$

- β : Les coefficients des ratios à estimer

¹⁷ Les références de ce développement : Un ouvrage : « Econométrie des variables qualitatives », Alban Thomas et le support de cours de Monsieur « Mouhamed Hlél ».

- U_i : Terme d'erreur, moyenne = 0, variance = 1 ces erreurs suivent la loi logistique de fonction de répartition : $F(x) = \frac{e^x}{1+e^x}$, il s'agit du modèle « Logit », si on suppose que les U_i suivent la loi de Gauss il s'agit du modèle « Probit ».

La méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance :

P_i = la probabilité de défaillance de l'entreprise « i » :

- $P_i = P(Y_i=0/X_i) = P(X_i\beta + U_i \leq 0) = P(U_i \leq -X_i\beta) = F(-X_i\beta) = \frac{e^{-X_i\beta}}{1+e^{-X_i\beta}} = F(-Score)$

La probabilité de non défaillance de l'entreprise « i » :

- $P(Y_i=1/X_i) = P(X_i\beta + U_i > 0) = P(U_i > -X_i\beta) = 1 - P(U_i \leq -X_i\beta) = 1 - \frac{e^{-X_i\beta}}{1+e^{-X_i\beta}} = \frac{e^{X_i\beta}}{1+e^{X_i\beta}} = F(Score)$

Soit :

L : La vraisemblance de l'échantillon

$$L = \prod_{i=1}^n [F(-X_i\beta)]^{y_i} \times [F(X_i\beta)]^{1-y_i}$$

$$\text{Log}(L) = \sum_{i=1}^n [y_i [F(-X_i\beta)] + (1 - y_i) [F(X_i\beta)]]$$

Donc il s'agit d'estimer le vecteur des β qui maximise la vraisemblance.

2.3.1.2.3 Les principaux travaux empiriques :

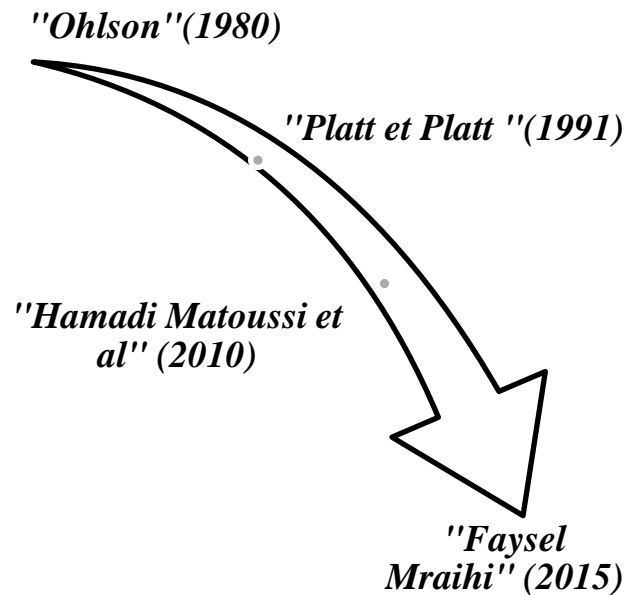


Figure 8 : Les principaux travaux empiriques de régression logistique

▪ **Le modèle de « Ohlson » 1980 :**

Ohlson était le premier qui a utilisé la régression logistique afin d'étudier la défaillance des entreprises.

En se basant sur un échantillon de plus de 2000 entreprises industrielles cotées en bourse dont 135 sont défaillantes, il a mis en place un modèle qui permet de prévoir la probabilité de défaut des entreprises.

Il a utilisé une batterie de 9 ratios dans son analyse qui sont les suivants :

- $R_1 = \text{Ln} \left(\frac{\text{Actifs Total}}{\text{PNB ajusté}} \right)$ avec le PNB ajusté = $\left(\frac{\text{PNB nominal}}{\text{PNB réel}} \right) * 100$
- $R_2 = \frac{\text{Dettes Total}}{\text{Actif total}}$
- $R_3 = \frac{\text{Fond de roulement}}{\text{Actif total}}$
- $R_4 = \frac{\text{Dettes à court terme}}{\text{Actif circulant}}$
- $R_5 = \begin{cases} 1 & \text{si Dettes totales} > \text{Total actifs} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$
- $R_6 = \frac{\text{Résultat net}}{\text{Actif total}}$

- $R_7 = \frac{\text{Fonds générés par l'exploitation}}{\text{Dettes totales}}$
- $R_8 = 1$ si l'entreprise a réalisé une perte dans les deux premières années ; 0 sinon
- $R_9 = \frac{\text{Résultat net } N - \text{Résultat net } N-1}{|\text{Résultat net } N| + |\text{Résultat net } N-1|}$

La fonction score obtenue appelé "O" score est la suivante :

$$\begin{aligned} \ll O \gg \text{score} = & -1.32 - 0.407R_1 + 6.03R_2 - 1.43R_3 + 0.757R_4 - 2.37R_5 - \\ & 1.83R_6 - 1.72R_7 + 0.285R_8 - 0.521R_9 \end{aligned}$$

Avec la probabilité de défaillance = $P = \frac{\text{Exp}^{\text{"O" score}}}{1 + \text{Exp}^{\text{"O" score}}}$

Les règles de décisions sont les suivantes :

- Si $P < 0.5$: l'entreprise est défaillante
- Si $P \geq 0.5$: l'entreprise est saine

▪ **Le modèle de « Platt et Platt » 1991 :**

Platt et Platt ont analysé la défaillance des firmes en utilisant la méthode de régression logistique, avec un échantillon de 182 entreprises observées sur la période de 1972-1987.

Parmi les ratios qu'ils ont utilisé : $\frac{\text{Cashes flows}}{\text{Chiffre d'affaire}}$, $\frac{\text{Immobilisation nets}}{\text{Total actifs}}$

Ils ont ainsi mis en place un modèle qui a permis d'avoir un taux de bon classement global de 86.5%.

▪ **Les modèles dans le contexte Tunisien :**

Matoussi et al (2010) ont mené une analyse de la défaillance des entreprises Tunisiennes, en se basant sur un échantillon de 1435 entreprises industrielles qui ont eu le crédit durant la période 2003-2006.

En effet ils ont commencé leur analyse avec une batterie de 26 ratios : Ratios relatif à l'exploitation, ratios d'endettements, ratios de rentabilité, ratios de structure

Avec le problème de multicolinéarité ils ont fini leur analyse avec juste 8 variables qui sont les suivant :

- R_1 =Liquidité des comptes clients = (Clients –Clients nets) /Clients brut
- R_2 = Couverture BFR = $\frac{BFR}{FR}$
- R_3 =Couverture des dettes= $\frac{Passifs\ courant}{Chiffre\ d'affaire}$
- R_4 =Valeur liquidative = $\frac{Total\ passifs}{Total\ actifs}$
- R_5 =Structure financière = $\frac{Capitaux\ propres}{Capitaux\ permanents}$
- R_6 =Rotation des stocks = $\frac{Chiffred'affaire}{Stoksnets}$
- R_7 =Taille de l'entreprise =Log (Total actifs)
- R_8 = Garanties =Log(Garanties)

Ainsi la fonction score obtenue est la suivante :

$$Z = -12.122R_1 + 0.501R_2 + 22.9965R_3 - 0.843R_4 + 7.6334R_5 + 0.0961R_6 + 3.5208R_7 - 0.2477R_8$$

Ce modèle a permis d'avoir un taux de bon classement global de 88.7% sur l'échantillon initial et un taux de bon classement de 72.17% sur l'échantillon de validation.

De même Mraïhi (2015) a mené une analyse de la défaillance des entreprises Tunisiennes partant d'un échantillon de 212 entreprises équitablement réparties entre les deux groupes, sur la période 2005-2010. Il commencé son analyse avec une batterie de 87 ratios et afin de résoudre le problème de multicolinéarité il l'a fini avec 12 ratios seulement à savoir :

- R_1 =Ratio de liquidité immédiate = $\frac{Liquidité\ et\ équivalent\ de\ liquidité}{Passifs\ courant}$
- R_2 =Ratio de solvabilité = $\frac{Capitaux\ permanents}{Total\ bilan}$
- R_3 =Ratio du degré de liquidité = $\frac{Actif\ courant}{Total\ actif}$
- R_4 =Ratio d'autonomie financière = $\frac{Fonds\ propres}{Total\ actifs}$
- R_5 = Ratio de structure de dette = $\frac{Dettes\ à\ court\ terme}{Total\ passifs}$
- R_6 =Ratio du degré de renouvellement des immobilisations = $\frac{Amortissement\ des\ immobilisations}{Immobilisations\ brutes}$

- $R_7 = \text{Ratio du degré de liquidité} = \frac{FR}{\text{Total actif}}$
- $R_8 = \text{Le ratio de liquidité réduite} = \frac{\text{Actifs courant hors stocks}}{\text{Passifs courant}}$
- $R_9 = \text{Le ratio de liquidité} = \frac{\text{Actifs circulant hors stocks}}{\text{Total actifs}}$
- $R_{10} = \text{Ratio d'endettement} = \frac{\text{Dettes à long et moyen terme}}{\text{Flux de trésorerie}}$
- $R_{11} = \text{Ratio de rentabilité} = \frac{\text{Bénéfice net}}{\text{Total passif}}$
- $R_{12} = \frac{\text{Total passif}}{\text{Total actif}}$

Ainsi la fonction score obtenue est la suivante :

$$Z = 14,057 R_1 - 131,311 R_2 - 272,144 R_3 + 10,482 R_4 - 23,350 R_5 + 66,129 R_6 + 178,682 R_7 - 13,401 R_8 + 87,654 R_9 - 0,501 R_{10} - 15,515 R_{11} + 52,925 R_{12} + 126,426$$

Le taux de bon classement de ce modèle est le suivant :

<i>Le nombre d'années avant la défaillance</i>	<i>Taux de bon classement</i>
<i>1 année</i>	<i>100%</i>
<i>2 années</i>	<i>99.34 %</i>
<i>3 années</i>	<i>96.71 %</i>

Tableau 6 : Les taux de bon classement trouvés par F. Mraïhi (2015)

2.3.2 Les méthodes non paramétriques :

2.3.2.1 L'arbre de décision :

2.3.2.1.1 La présentation de l'arbre de décision :

Il s'agit d'une technique de « Credit Scoring » non paramétrique c'est-à-dire qui ne prévoit aucune hypothèse quant à la distribution des données (ni la loi normale, ni la loi logistique ...).

Selon Catherine (2004) : Cette méthode consiste à mettre place « un arbre décisionnel » en se basant sur un échantillon de firmes : "défaillantes" et "saines », qui seront décomposées en différents sous-groupes en se basant sur différents critères. Cette opération

sera répétée jusqu'à ce qu'on obtient des sous-groupes composés que d'entreprises défaillantes ou saines. « On obtient alors des nœuds dits "purs"¹⁸ ».

Frydman *et al* (1985) ont initié l'application de la méthode l'arbre de décision dans le domaine « Credit Scoring », ils ont fini par trouvé un taux de bon classement de 89%.

En effet la constitution de l'arbre suit la démarche suivante :

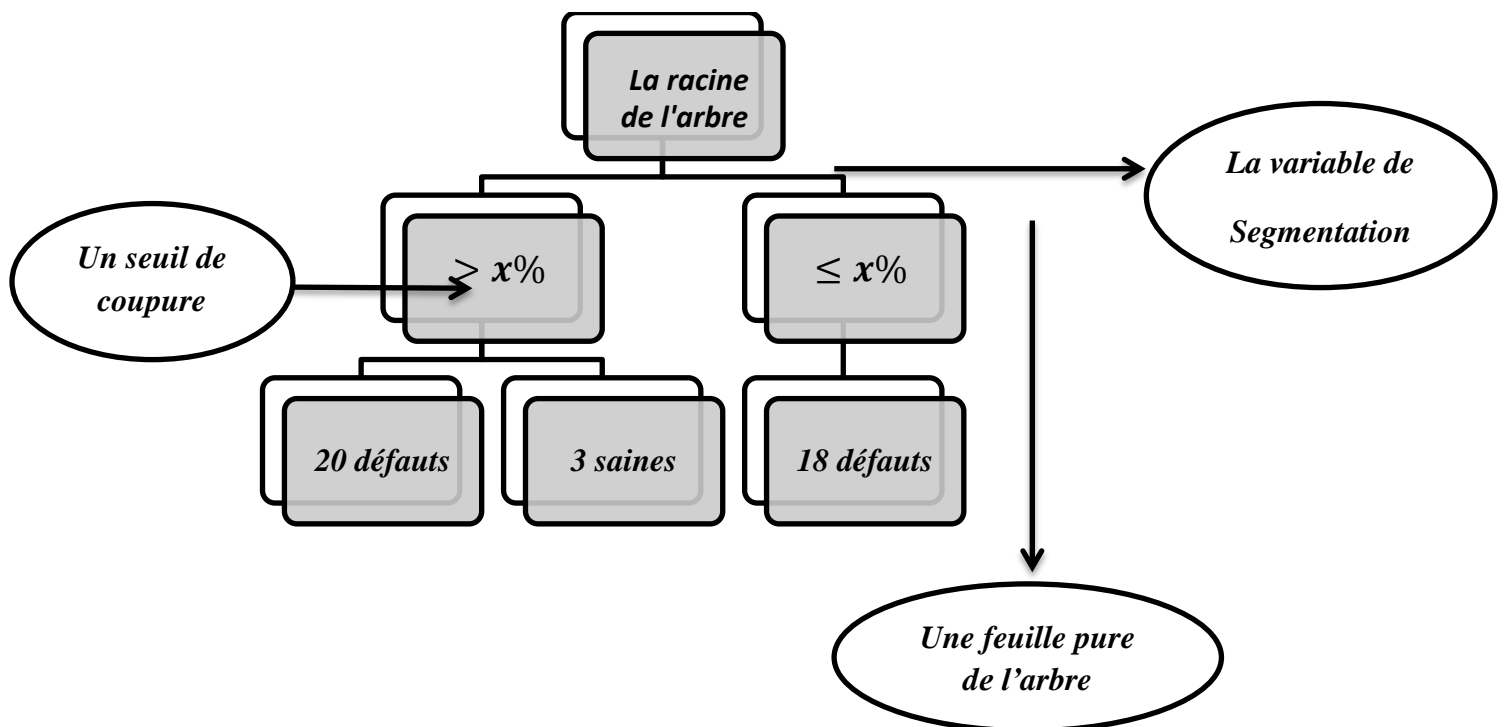


Figure 9 : Les étapes de construction de l'arbre de décision

Donc la construction de l'arbre de décision repose essentiellement sur trois à points à clarifier :

- Le choix de la variable de segmentation la plus discriminante
- Le choix du point de coupure pour les variables continues
- Le choix de la taille de l'arbre ou le nombre de feuilles

¹⁸ Nœud pur : c'est-à-dire qui ne contient que des entreprises saines ou défaillantes.

Afin de définir ces derniers, il existe plusieurs méthodes développées par des chercheurs dans lesquelles ils ont choisi comment ils vont procéder pour construire l'arbre tel que l'arbre CHAID, CART, C4.5

2.3.2.1.2 Arbre CART :

En effet la méthode « CART » (Classification and Régression Tree) développée par Breiman et al (1984) se repose sur le principe suivant :

Première étape : La construction d'un arbre maximale qui contient toutes les possibilités de segmentation.

Deuxième étape : L'élagage¹⁹ : C'est le fait de réduire l'arbre et ne garder que les segments optimaux et ceci en testant (échantillon test) les sous arbres de l'arbre maximale et garder ceux qui minimise le taux d'erreur. (Post élagage)

Cependant la méthode « CHAID » qui a été développé par Kass (1980) repose sur d'autres critères qui seront détaillés dans ce qui suit.

2.3.2.1.3 Arbre CHAID²⁰ :

Cette méthode a été développée par Kass (1980) « est une technique de type arbre de décision. Elle peut être utilisée pour la prédiction (comme la régression linéaire) ou pour la détection d'interaction entre variables ». Selon la définition de Wikipédia.

Le principe de base sur lequel se base la construction de l'arbre « CHAID » : La segmentation s'effectue selon la variable (X_i) qui a le plus fort lien statistique avec la variable à estimer (Y_i). Selon cette méthode le choix de la variable de segmentation, du point de coupure et de la taille de l'arbre s'effectue comme suit :

▪ Le choix de la variable de segmentation :

On va choisir la variable qui discrimine le mieux entre les deux groupes donc on choisit celle qui minimise l'impureté, le critère statistique de choix est le χ^2 d'écart à

¹⁹ Elagage : « Opération qui consiste à couper certaines branches d'un arbre » Définition de Larousse

²⁰ CHAID : « Chi-squared automatic interection detector », la référence de ce développement est l'article : « Arbre de décision », Ricco Rakotomalala (2005)

l'indépendance (khi deux), selon Rakotomalala (2005) il s'agit de choisir « X » telle qu'elle est la plus corrélée avec « Y ».

Le χ^2 se calcule comme suit :

<i>X/Y</i>	<i>Y=1 défailante</i>	<i>Y=2 Saine</i>	Σ
X_1	n_{11}	n_{12}	L_1
X_2	n_{21}	n_{22}	L_2
X_i	n_{i1}	n_{i2}	L_i
X_n	n_{n1}	n_{n2}	L_n
Σ	C_1	C_2	n

Tableau 7 : Tableau des effectifs lors du croisement des deux variables²¹

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{n_{i1} - e_{i1}}{e_{i1}} \right)^2 + \sum_{i=1}^n \left(\frac{n_{i2} - e_{i2}}{e_{i2}} \right)^2$$

Avec :

- $e_{i1} = \frac{L_i \times C_1}{n}$
- $e_{i2} = \frac{L_i \times C_2}{n}$

➔ On choisit la variable qui a la valeur de χ^2 la plus élevée (c'est-à-dire qui est la plus corrélée avec Y).

- ***Le choix de points de coupure pour les variables continues :***

Si la variable est discrète la segmentation ne pose pas de problème, mais dans notre cas il s'agit de l'explication d'un événement de défaut des entreprises emprunteuses donc 90% des variables si c'est pas 100% sont continues. Donc comment choisir la valeur critique qui permet de mieux discriminer entre les deux populations ?

²¹ Ce tableau est un cas particulier où la variable Y est binaire ; Source : « Glossaire de statistique descriptive » (2010)

Selon Rakotomalala (2005), la section du point de coupure doit être cohérente avec le choix de la variable de segmentation : donc on va choisir le seuil qui maximise le X^2 .

En effet, nous allons prendre quelques valeurs possibles de cette variable et calculer le X^2 pour chaque valeur et choisir celle qui offre un X^2 plus important.

Remarque : Selon Rakotomalala (2005), si l'expert du domaine juge que le point choisi n'est pas interprétable, il peut intervenir dans l'élaboration de l'arbre et changer le point adéquat.

▪ ***Le choix de la taille de l'arbre :***

Alors que la méthode CART est basée sur le post-élagage, l'arbre CHAID est basé sur le pré-élagage : C'est le fait de définir une règle d'arrêt de l'arbre lors de la construction de cette dernière, selon la méthode CHAID, on accepte la segmentation si le khi deux calculé est significatif au seuil de 1% ou 5% ou 10% autrement dit si la p-value est $<$ au seuil choisi.

Test d'indépendance de khi deux :

$$\left[\begin{array}{l} H_0 : Y \text{ et } X \text{ sont indépendants} \\ H_1 : Y \text{ et } X \text{ sont dépendants} \end{array} \right.$$

Remarque : 3 Selon Rakotomalala (2005), il existe des critères empiriques relatifs au choix de la taille :

- Eviter d'avoir des sommets avec un effectif trop faible afin de rendre la prévision plus fiable.
- Fixer le nombre de feuilles à partir duquel on stop la segmentation ou fixer l'effectif d'admissibilité : si une feuille contient un effectif $<$ au seuil on stop la segmentation....

Une fois ces critères sont choisis et l'arbre est construit on passe à la dernière étape qui est celle de décision :

On va extraire les règles de décision de l'arbre, voici un exemple qui nous permet de mieux comprendre la tâche :

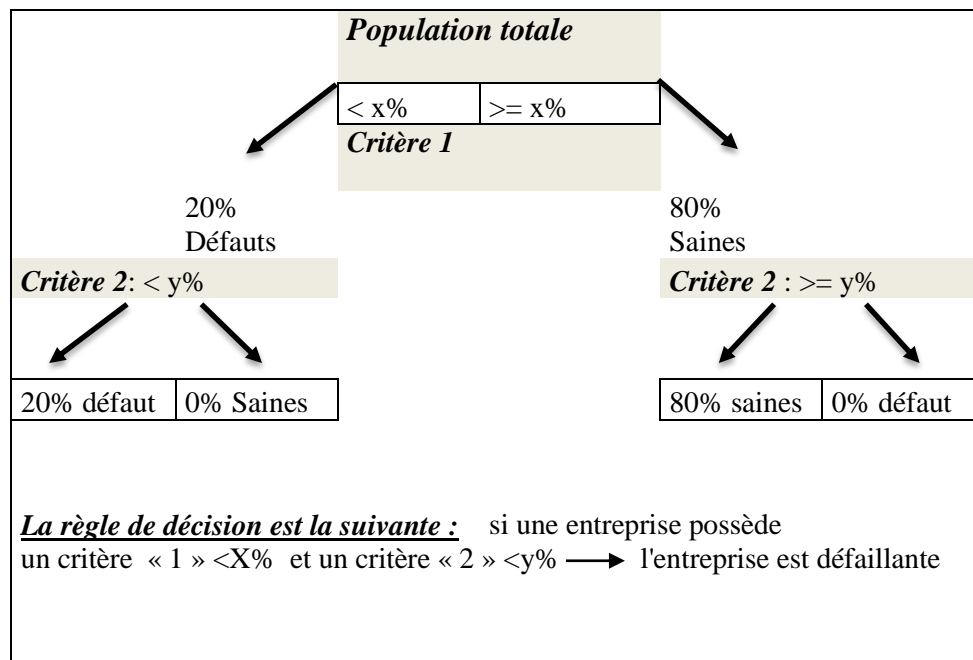


Figure 10 : Les règles de décision d'un arbre de décision

2.3.2.2 Les réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont des techniques de l'intelligence artificielle, des outils non paramétriques (ne prévoient aucune hypothèse sur la distribution des données), « Les réseaux de neurones sont à l'origine une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain » selon Hafedh (2015)

Les premiers travaux de Mac Culloch et Pitts datent depuis 1943, il s'agit donc d'une estimation d'une variable « Y » à partir d'une ou plusieurs variables explicatives « X » en les pondérant avec des coefficients « W » (poids synaptiques).

Ces outils présentent les avantages de la prise en compte des relations non linéaires entre les variables étudiées (selon Tufféry(2012)), d'extraire des règles à partir de données bruitées et imprécises....

Les pionniers de l'application de la méthode de réseau de neurone dans le cadre de la notation de crédit sont Sharada et al (1990).

Les réseaux de neurones sont constitués de 3 phases :

- Les entrées (inputs) : les X_i (variables explicatives, dans notre cas se sont les ratios financiers)
- Les sorties (outputs) : Réponse binaire (0/1)

- Les couches cachées : Constituées de fonction de combinaison et fonction de transfert.

Un réseau de neurones peut être synthétisé dans ce schéma :

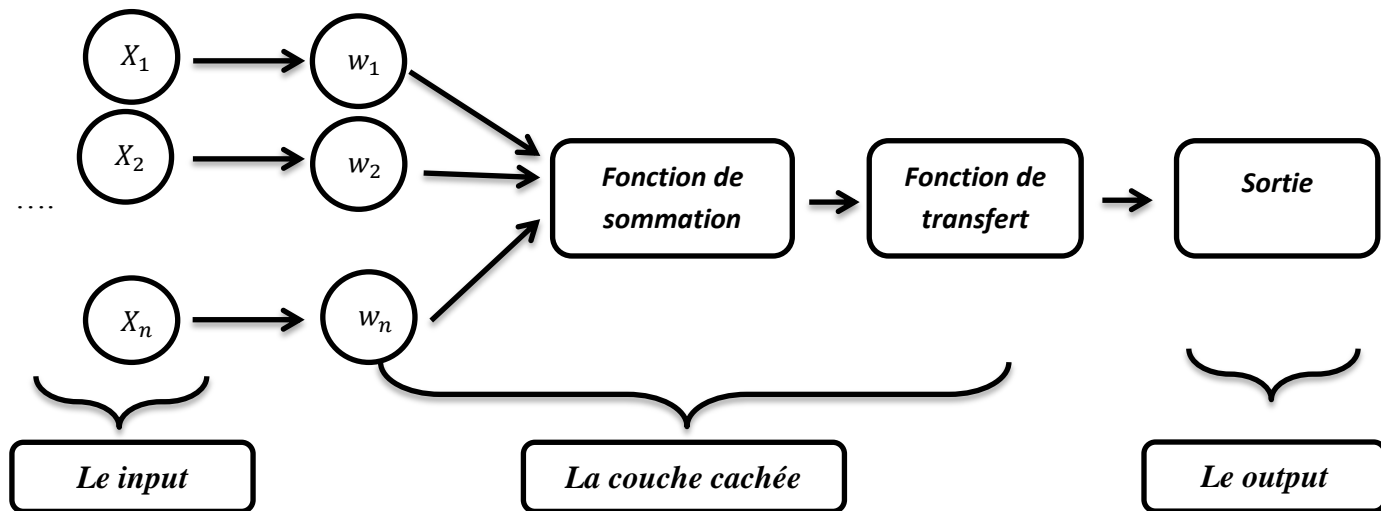


Figure 11 : Schéma des réseaux de neurones ²²

- Fonction de sommation : $a = \sum W_i * X_i - b$ avec w_i : C'est le poids ou le coefficient attribué à chaque ratio.
- Fonction de transfert ou fonction d'activation : $f(a)$, généralement c'est la fonction sigmoïde $(\frac{1}{1+e^{-a}})$.

L'étude empirique de cette technique offre toujours de bons résultats citant ainsi l'exemple des initiateurs de cette méthode dans le cadre du « Credit Scoring », ils ont fini par trouver un taux de bon classement de 81,81% par rapport à un taux de 74,28% de l'analyse discriminante.

En outre, l'étude menée par Ouertani et al (2010) qui ont comparé la performance de 4 méthodes de « Credit Scoring » : Analyse discriminante, régression logistique, arbre de décision, réseaux de neurones, le meilleur taux de bon classement est celui des réseaux de neurones soit 96,9%.

Certes que cette méthode offrent toujours les meilleures résultats en termes de classement mais elle souffre de certains inconvénients : la technique est très complexe, plus le nombre de couches est élevé plus le taux de bon classement est meilleur sur l'échantillon

²² Le schéma ci-dessus est le schéma produit par A.Guisani (2014) dans sa thèse de doctorat : « Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers »

d'apprentissage mais pas sur l'échantillon test et les réseaux de neurones sont qualifié de « *boite noire* » dans la mesure où le fonctionnement des réseaux est très difficile à extraire.

Conclusion :

Les différentes techniques de « Credit Scoring » peuvent être paramétriques : régression linéaire, régression logistique... Ou non paramétriques : arbre de décision, réseaux de neurones.... En effet, ces techniques s'avèrent importantes dans les investigations empiriques. Grâce à ces méthodes la banque arrive à automatiser la décision de crédit d'où un gain en terme de temps dans le traitement du dossier ceci va affecter par conséquent la qualité du service rendu au client.

Selon Koutanaei (2015) les méthodes de notation de crédit ont plusieurs avantages :

- Une baisse des coûts de l'analyse du dossier de crédit ;
- Un processus décisionnel efficace et rapide (lors de l'octroi du crédit) ;
- Une forte probabilité de remboursement du crédit ;
- Un niveau faible de risque.

De même en utilisant ces méthodes la banque pourrait calculer la provision sur la base du niveau réel du risque qu'elle coure et non pas d'une manière forfaitaire. En outre, selon Guizani (2014) ces méthodes permettent à la banque de calculer différents scores qu'elle aura besoin afin de renforcer son contrôle du risque de crédit, à savoir :

- Score d'octroi : Il s'agit d'un score accordé à un nouveau dossier de crédit
- Score comportemental : Il permet d'estimer la probabilité du défaut tout au long de la période de crédit
- Score de recouvrement : Il permet d'estimer le montant à récupérer
- Score d'attrition : Il estime la probabilité qu'un client change de banque.....

Dans ce qui suit nous allons nous focaliser seulement sur le score comportemental.

***Chapitre 3 : Etude empirique de la performance des
méthodes paramétriques et non paramétriques du « Credit
Scoring » : Application sur un échantillon de la Banque
de l'Habitat :***

Introduction :

La mise en place d'un système de « Credit Scoring » s'avère un objectif ultime de nos jours au sien du système bancaire Tunisien afin de pouvoir gérer le risque de crédit de la manière la plus efficiente et par conséquent se conformer à la réglementation prudentielle internationales (comité de Bâle) et la réglementation nationale (La circulaire de la BCT la circulaire 2006-19).

La mise en place de ce système implique l'analyse de la situation financière des entreprises emprunteuses de la banque, cette analyse nécessite le recours à des ratios comptables et à des variables qualitatives (comportementales) sur lesquels se base une analyse financière approfondie.

D'où, l'objectif de notre étude est de développer un modèle de prévision de la défaillance des entreprises qui est plus proche de la réalité, pour ce faire nous allons développer deux modèles l'un est paramétrique (régression logistique), l'autre est non paramétrique (arbre de décision) et nous allons par la suite comparer la performance des deux modèles et retenir le modèle le plus approprié à notre étude.

La mise en place de ces modèles est précédée par une étape primordiale qui est le choix des variables de l'étude, une fois nous avons choisi nous procédons à la modélisation et enfin le pouvoir explicatif de chaque modèle sera calculé sur la quel se base le choix du modèle adéquat.

3.1 La présentation de la BH :

3.1.1 Aperçu sur la BH :

La Banque de l'Habitat a été créée en mai 1989 par la transformation de la CNEL (Caisse Nationale d'Épargne Logement) en banque commerciale. C'est une société anonyme régie par la loi du 10 juillet 2001 relative aux établissements de crédit.

Le capital social de la banque s'élève actuellement à 90 000 000 TND divisé en 18 000 000 actions d'une valeur nominale de 5 TND.

3.1.2 Activité et performance de la banque :

3.1.2.1 Les principaux indicateurs

Indicateurs	Le montant en TND au 31/12/2013	Le montant en TND au 31/12/2014
Total bilan	5 399 069 222	6 251 125 710
Dépôts et avoir de la clientèle	4 071 526 137	4 634 049 396
Créance sur la clientèle	4 178 551 348	4 766 183 642
Prêt interbancaires	199 319 628	147 612 549
Capitaux propres	226 543 663	277 410 504
Produit net bancaire	207 244 131	245 921 428
La marge d'intérêt (Intérêts reçus – Intérêt payés)	147 075 516	149 716 239
Commissions nettes	36 936 485	49 833 792
Revenu de portefeuille ²³	23 232 131	43 371 397
Frais généraux	109 140 240	112 892 936
Résultat de l'exercice	-159 365 586	50 297 987
Coût des ressources	3,36%	3,95%
Rendement des emplois	5,66%	6,67%

Tableau 8 : Les principaux indicateurs de la BH en 2013 et 2014

²³ Revenu de portefeuille = Gains et perte sur portefeuille titre commercial et opérations financières + Revenus du portefeuille d'investissement

La banque de l'habitat gère des capitaux moyens de 5 399 069 222 TND au 31/12/2013 ces derniers ont augmenté de 16% en 2014 par rapport à 2013.

Ces capitaux sont employés essentiellement dans l'activité de crédit à la clientèle (76% en 2014) ainsi en second lieu sur le marché monétaire (2% en 2014) avec un rendement moyen de 6.67%.

Ces emplois sont financés par des ressources qui proviennent essentiellement des dépôts clients qui représentent 74% en 2014 des capitaux ainsi que des capitaux propres (4%), le coût moyen de ces ressources est de 3,95% .

⇒ Soit un écart de taux de 2,27%.

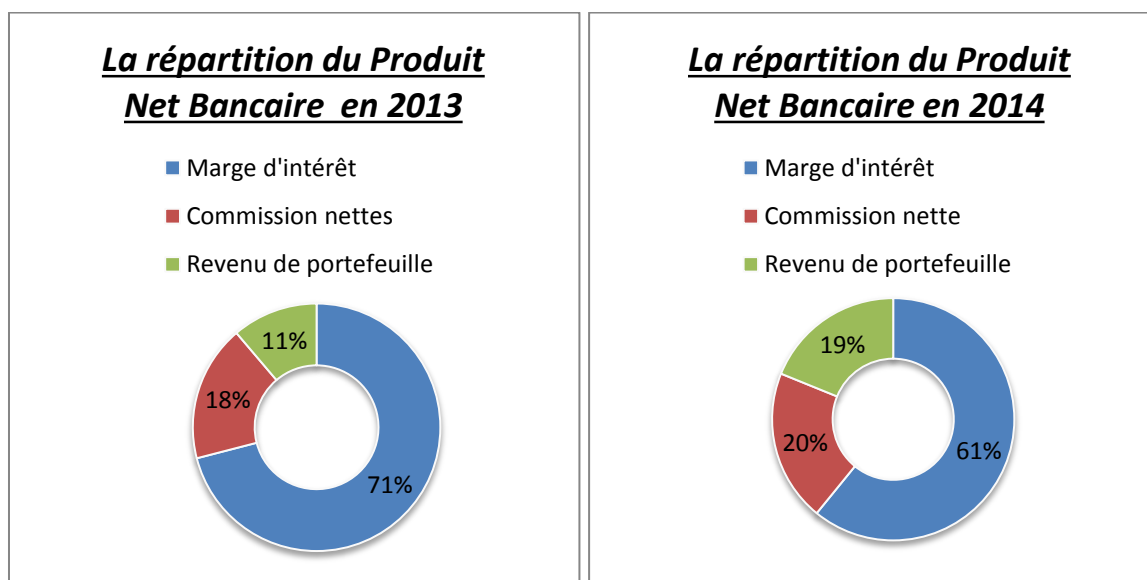


Figure 12²⁴ : La structure du PNB de la BH en 2013/2014

La banque réalise une marge d'intérêt de 149MDT en 2014 contre 147MDT en 2013 soit une hausse de 1%, en effet l'activité de l'intermédiation représente 61% de son PNB en 2014 alors que l'activité de service (Commissions nettes) et celle de portefeuille sont presque équivalentes représentent respectivement 20% et 19% du PNB en 2014.

²⁴La source : Document de référence : « Banque de l'Habitat 2015 »

3.1.2.2 Les principaux Ratios :

Ratio	Mesure	Commentaire
Coefficient d'exploitation	47,63%	Presque la moitié du PNB est consacrée aux frais généraux
ROA	-49,28%	1 TND d'actif engendre 49 TND de perte
ROE	-4,08%	1 TND de fonds propres engendre 4 TND de perte
Ratio de Cooke	4,49%	4.5% < 8% le ratio actuel est inférieur à la norme baloise(BâleI)
Taux de couverture des créances classées	65,29%	65% des créances classées sont couvertes par des provisions

Tableau 9 : Les ratios de la Banque de l'Habitat au 31/12/2013

On remarque que la situation financière de la BH en 2013 n'est pas favorable. En effet, le coefficient d'exploitation représente presque la moitié du PNB et dépasse la moyenne du secteur, qui est de 43.39% (*Voir tableau n 11*). Donc c'est énorme, la rentabilité économique et financière sont négatives et ceci trouve ces explications dans le résultat net qui est déficitaire. Ce dernier s'explique principalement dans une progression des provisions de 158,49% en 2013 par rapport à 2012. En outre, le ratio de Cooke est nettement inférieur à 9%. (Le minimum prévu par l'article 4 de la circulaire 91-24)

Ratio	Mesure	Commentaire
Coefficient d'exploitation	49%	49% du PNB sont consacrés aux frais généraux
ROA	1%	1 TND d'actif procure 1 TND de bénéfice
ROE	18%	1 TND de fonds propres procure 18 TND de bénéfice
Ratio de Cooke	4,7%	4.7 % < 8% le ratio actuel est inférieur à la norme baloise
Taux de couverture des créances classées	70,4%	70,4% des créances classées sont couvertes par des provisions

Tableau 10 : Les ratios de la Banque de l'Habitat au 31/12/2014

Cependant, cette situation n'a pas duré en 2014, elle s'est nettement améliorée. En effet, la rentabilité économique et financières se sont améliorées et sont devenu positive grâce au résultat qui est bénéficiaire au cours de 2014. Quant 'au ratio de Cooke, s'est amélioré, de même pour la couverture des créances classées.

3.1.2.3 *La position de la BH dans le secteur :*

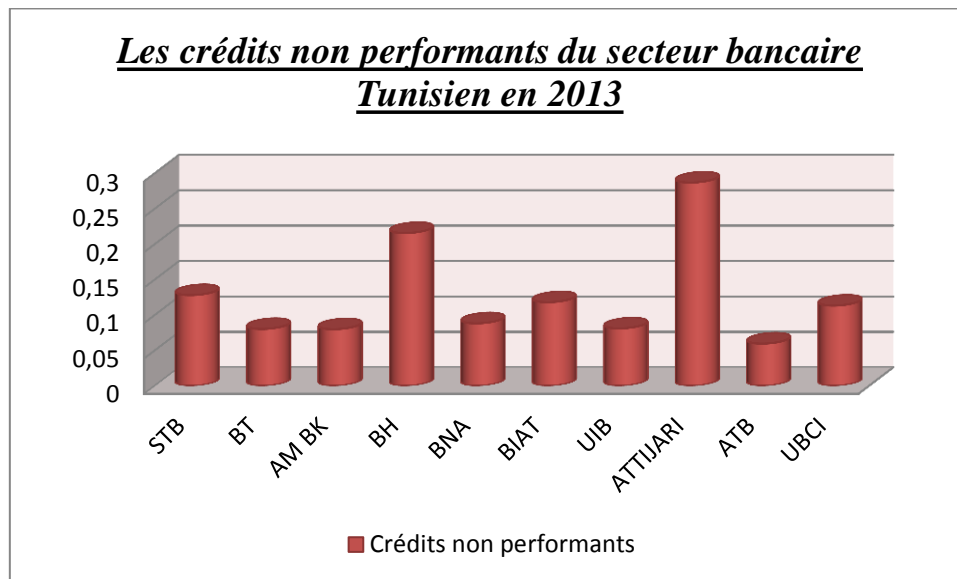


Figure 13 : Les crédits non performants du secteur bancaire en 2013

Positionnant la BH dans le secteur bancaire Tunisien, cette dernière se présente comme la deuxième banque qui a le taux de crédits non performants le plus important.

En effet, la BH a enregistré en 2013 un taux de créances classée de 22%. Sachant que la moyenne du secteur est de 13%, ce taux est jugé élevé. Ce taux élevé trouve ces explications principalement dans l'appréciation et l'évaluation des risques sur les engagements de certains organismes et entreprises publiques présentant des indices de difficultés financières.

Les créances douteuses de la BH proviennent essentiellement de 3 secteurs d'activité :

- Le service (32%),
- Le tourisme (24%),
- L'immobilier (23,9%).

3.1.2.4 *Le portefeuille des créances de la BH :*

La Banque de l'Habitat procède à l'évaluation de ces engagements et au calcul des provisions conformément au circulaire 91-24 de la BCT. (Voir section 5 du Chapitre I)

<i>Désignation</i>	<i>Le montant au 31/12/2013</i>	
<i>Total des créances brutes bilan et hors bilan</i>	<i>5 567 073 000</i>	<i>La proportion²⁵</i>
Classe 0	2 079 354 000	78%
Classe 1	640 097 000	
Autres créance clientèle (classe 0,1)	1 629 503 000	
Classe 2	130121 000	22%
Classe 3	109038000	
Classe 4	438767000	
Classe 5 ²⁶	350344000	
Autre créance douteux litigieux (Classe 2, 3, 4,5)	189 849 000	
Provision et agios réservé hors provision collectives	783 867 000	Unité : en dinars
Taux de couverture des créances litigieuses	64%	
Taux des créances classées	22%	

Tableau 11 : Les créances classées de la BH en 2013

Le classement des créances pour l'année 2014 s'est effectué comme suit :

<i>Désignation</i>	<i>Le montant au 31/12/2014</i>	<i>La proportion</i>
Classe 0	4 648 000 000	72,10%
Classe 1	572 000 000	8,9%
Classe 2	93 000 000	14%
Classe 3	73 000 000	1,1%
Classe 4	602 000 000	9,3%
Classe 5	461 000 000	7,1%

Tableau 12: Les créances classées de la BH en 2014

Certes que le taux des créances classées a baissé en 2014 par rapport à 2013 passant de 22% à 19% mais les créances classées ont réellement augmenté passant de 1218 MDT en 2013 à 1228 MDT en 2014 soit une hausse de 988MDT, donc cette baisse s'explique par une hausse du total engagement plus proportionnel que celui des créances classées.

²⁵ $La\ proportion = \frac{Le\ montant\ de\ la\ classe\ i}{Total\ des\ créances}$

²⁶ Classe « 5 » : Ce sont les créances en contentieux (qui ont entamé la procédure de recouvrement)

La hausse des créances douteuses implique la constatation de provisions supplémentaires qui vont impacter la performance de la banque car elles vont affecter directement les bénéfices.

D'où la nécessité de la mise en place d'un système de gestion, d'évaluation du risque crédit performant qui va agir sur ces manques à gagner.

Dans ce qui suit je vais vous présenter les actions entreprises par la banque afin de gérer le risque de crédit.

3.1.2.5 La gestion du risque de crédit au sein de la BH :

Afin de répondre aux exigences de la circulaire 2006-19 de la BCT, le comité de risque au sein de la BH a entamé les travaux suivants :

La mise en place d'un cahier de charge afin d'organiser l'administration du risque dans le but de mettre en place un système automatisé de mesure, surveillance et suivi de risque de crédit. Ce système sera par conséquent utile dans les activités de déclaration et reporting de risque.

En s'appuyant sur cette nécessité, je vais vous présenter dans la section suivante une application du « Credit Scoring » sur un échantillon d'entreprises de la BH.

3.2 Données et méthodologie de l'étude :

3.2.1 L'échantillon de l'étude :

Notre étude est centrée sur un échantillon de 181 entreprises clientèles de la BH (la base a été obtenue auprès du service « **Contrôle des Engagements** » de la banque de l'habitat), dont 98 saines et 93 Défaillantes. Nous n'avons pas ciblé un secteur d'activité bien déterminé, les entreprises appartiennent à des secteurs différents (industriel, commercial, service ...). Généralement, ces entreprises sont des PME.

Cet échantillon a été composé comme suit :

141 observations ont été utilisées dans l'échantillon d'apprentissage et 40 ont été utilisées dans l'étape de la validation.

<i>Variable</i>	<i>Modalités</i>	<i>Effectifs</i>	<i>%</i>
Classe	1	98	51,46
	0	93	48,53

Tableau 13: La répartition de la population entre les deux groupes

L'entreprise est considérée défaillante si elle a un impayé de 3 mois et plus (définition bâloise, c'est le délai à partir duquel l'impayé influence les écritures comptables). Ainsi, les états financiers utilisés pour calculer les différents ratios sont ceux de 2013.

3.2.2 Le choix des variables de l'étude :

3.2.2.1 La présentation des ratios :

On a commencé l'étude avec une batterie de 20 ratios financiers les plus utilisés dans les travaux antérieurs, nous n'avons pas utilisé des variables qualitatives car cette information n'est pas disponible au sien de notre banque. Les ratios sélectionnés sont les suivants :

<i>La variable</i>	<i>La mesure</i>	<i>Le signe attendu</i>
Indicateur de taille	$R_1 = \text{Log}(\text{Actifs})$	–
Structure financière 1	$R_2 = \text{DLMT} / \text{Capitaux propres}$	Négatif
Structure financière 2	$R_3 = \text{DLMT} / \text{Capitaux permanents}$	Négatif
Autonomie financière	$R_4 = \text{Capitaux propres} / \text{Dettes totales}$	Positif
Autonomie financière à court terme	$R_5 = \text{Capitaux propres} / \text{DCT}$	Positif
Poids de charges financières	$R_6 = \text{Charge financière} / \text{Chiffre d'affaire}$	Négatif
Structure d'endettement à court terme (1)	$R_7 = \text{DCT} / \text{Total passifs}$	Négatif
Structure d'endettement à long terme (2)	$R_8 = \text{DMLT} / \text{Total passifs}$	Positif
Rentabilité financière (ROE)	$R_9 = \text{Résultat net} / \text{Capitaux propres}$	Positif
Rentabilité économique (ROA)	$R_{10} = \text{Résultat net} / \text{Total actifs}$	Positif
Marge nette	$R_{11} = \text{Résultat net} / \text{Chiffre d'affaire}$	Positif
Profitabilité	$R_{12} = \text{BAII} / \text{Total actifs}$	Positif
Solvabilité 1	$R_{13} = \text{Capitaux propres} / \text{Total passifs}$	Positif
Solvabilité 2	$R_{14} = \text{Frais financiers} / \text{BAII}$	Négatif
Liquidité 1	$R_{15} = \text{Fonds de roulement} / \text{Total actif}$	Positif
Liquidité 2	$R_{16} = \text{Actifs à court terme} / \text{Passif à court terme}$	Positif
Liquidité 3	$R_{17} = \text{Actifs à court terme} / \text{actif total}$	Positif
Liquidité 4	$R_{18} = \text{Fonds de roulement} / \text{Passifs total}$	Positif
Rotation de l'actif	$R_{19} = \text{Chiffre d'affaire} / \text{Total actifs}$	Positif
Rotation des immobilisations	$R_{20} = \text{Chiffre d'affaire} / \text{Immobilisations nettes}$	Positif

Tableau 14 : La liste des ratios financiers

Altman et al (2007) ont mené une analyse de la défaillance des entreprises Chinoises dans laquelle ils ont utilisé les ratios de liquidité, ils ont conclu que ces ratios ont un impact positif sur la survie des firmes. De même, Mraïhi (2015) et Ben Amora et al (2014) ont mené des analyses sur des entreprises respectivement Tunisiennes et Québécoises, ils ont aussi trouvé que la variable liquidité augmente la probabilité de survie. En effet, *les ratios de liquidité* (R15, R16, R17, R18) doivent être suffisamment importants afin de refléter la capacité de la firme à honorer ces engagements à court terme, donc plus le ratio est important plus l'entreprise est *solvable* (R13, R14), par conséquent plus sa probabilité de défaillance est faible.

Quant 'aux ratios de *structure financière* (R2, R3), reflètent la part des dettes à long et moyen terme par rapport aux capitaux propres (ou capitaux permanents), plus cette proportion est faible plus la situation financière de l'entreprise est confortable. Matoussi et al (2010) ont utilisé le ratio de structure financière dans leur étude de la faillite des firmes Tunisiennes, ils ont conclu que ce ratio impacte positivement la probabilité de faillite.

Altman et al (2007) et Wijekoon et al (2013) ont utilisé aussi les ratios de rentabilité dans leurs études (ROA, ROE, Profitabilité...), ils ont conclu que ces ratios contribuent positivement à la formation de la probabilité de survie de la firme. En conséquence, plus l'activité de l'entreprise est *rentable* plus elle est *solvable* plus sa probabilité de défaut est faible. (R9, R10, R11, R12).

Rangau et al (2010) ont utilisé une batterie de 20 ratios financiers afin d'expliquer le défaut des PME, entre autre ils ont utilisé le ratio d'endettement (Poids des charges financières), ils ont fini par conclure que ce ratio a un effet néfaste sur la solvabilité de la firme. En effet, une entreprise trop *endettée* (qui dépasse la norme : généralement 3%) (R6) est généralement incapable d'honorer ses engagements car le poids de la charge financière à payer sera important par rapport à ses revenus. Cependant si elle dispose d'une certaine *autonomie financière* (R4, R5) sa situation financière sera meilleure.

Les ratios de rotations ont été utilisés par Lakshan (2013) et Krichène et al (2010) afin d'expliquer la défaillance des firmes respectivement à Sri Lanka et en Tunisie, ces chercheurs ont fini par conclure que ces ratio apportent un effet positif sur la pérennité des entreprises. En effet, *la rotation des actifs ou des immobilisations* (R20, R19), nous informe sur les revenus générés en utilisant son actif ou ces immobilisations, en d'autre terme elle traduit l'efficacité de l'utilisation des actifs (ou des immobilisations) pour générer des ventes.

La taille (R1) pose un problème (dilemme) on peut dire que plus la taille de la firme est importante plus l'entreprise est puissante plus elle est solvable, néanmoins, rien nous empêche de dire que plus la taille de la firme est modérée plus elle est gérable plus elle est solvable. Krichène et al (2010) ont utilisé la taille afin de discriminer entre les firmes saines ou non ils ont trouvé que la taille permet d'accroître la probabilité de non défaillances.

Compte tenu de la revue de littérature théorique et empirique, voici les différentes hypothèses *de travail* :

- H_1 : Les ratios de liquidité affectent positivement la probabilité de non défaillance.
- H_2 : Les ratios de structure financière ont un effet pervers sur la situation financière de l'entreprise.
- H_3 : Plus la firme est rentable plus elle est solvable plus elle est saine.
- H_4 : Plus elle est endettée plus sa situation financière est déséquilibrée.
- H_5 : Plus l'entreprise est autonome financièrement plus elle est robuste.
- H_6 : Les ratios de rotation impactent positivement la pérennité de la firme.
- H_7 : Plus la taille est importante plus l'entreprise est solvable.

3.2.2.2 *L'analyse de la corrélation :*

Avant de procéder à l'estimation des modèles, nous avons commencé par l'analyse de la corrélation entre les différents ratios puisque la régression logistique est très sensible au problème de multicolinéarité d'après Krichène et al (2010).

L'analyse fait apparaitre de fortes corrélations entre ces ratios :

- R_4 et R_5 : 0,946
- R_{13} et R_4 : 1
- R_{18} et R_4 : 0,907
- R_{13} et R_5 : 0,946
- R_{18} et R_4 : 0,866
- R_{12} et R_{10} : 0,943
- R_{15} et R_{10} : 0,702
- R_{19} et R_{10} : 0,601
- R_{15} et R_{12} : 0,773
- R_{19} et R_{12} : 0,699
- R_{13} et R_{18} : 0,907
- R_{15} et R_{19} : 0,668
- R_{10} et R_{12} : 0,945
- R_{14} et R_{16} : 0,745

Après avoir analysé ces corrélations, on a éliminé 9 ratios les plus corrélés entre eux et avec les autres ratios, qui sont les suivants :

$$R_5, R_7, R_{18}, R_{19}, R_{13}, R_{17}, R_{10}, R_{14}, R_{16}.$$

Donc, notre étude a été terminée avec seulement 11 ratios qui seront par la suite utilisés aussi bien dans la régression logistique que dans l'arbre de décision.

3.2.3 Les méthodes de prévision de la défaillance :

Afin d'estimer la défaillance des entreprises de la BH nous avons choisi d'utiliser deux méthodes l'une est paramétrique : *Régression logistique* : L'autre est non paramétrique : *L'arbre de décision* (CHAID). Selon Guizani (2014), la régression logistique est une technique qui aboutit à une fonction score à partir de laquelle on va juger la situation de l'entreprise, alors que l'arbre de décision est technique de classement direct (soit défaillante, soit saine).

3.2.3.1 L'arbre de décision :

L'arbre CHAID permet d'éclater la population selon le critère qui a le plus fort lien statistique avec la variable à estimer. Cette relation sera mesurée par le test du khi deux d'écart à l'indépendance.

3.2.3.2 La régression logistique :

Il s'agit d'estimer Y_i (variable dichotomique : la défaillance des firmes) sachant X_i (variables continues : Ratios financiers) :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } X_i\beta + U_i > 0 \\ 0 & \text{si } X_i\beta + U_i \leq 0 \end{cases}$$

Avec :

$$P(y_i = \text{défaut}) = \frac{e^{-x_i\beta}}{1 + e^{-x_i\beta}}$$

La validité du modèle est étudiée avec l'application des tests suivants :

- Test de significativité global : Nous allons tester si le modèle a un pouvoir explicatif significatif (R^2 Mc Fadden, calcul de LR)
- Test de significativité individuelle des coefficients : Test de Wald

Qui seront détaillés par la suite, dans ce qui suit nous allons vous présenter les différents résultats empiriques trouvés.

3.2.4 Les résultats et l'interprétation :

3.2.4.1 Statistique descriptive :

Variable	Observations	Min	Max	Moyenne
Ratio de taille	141	11,548	21,791	15,541
Poids de charges financières	141	0,001	0,110	0,045
Rentabilité financière (ROE)	141	-0,098	0,608	0,110
Structure financière 1	141	0,000	30,075	2,049
Structure financière 2	141	0,000	2,273	0,411
Ratio d'autonomie financière	141	0,002	6,510	0,539
Ratios d'endettement 3	141	0,000	0,964	0,225
Taux de marge nette	141	-0,084	0,372	0,061
Profitabilité	141	-0,399	2,010	0,078
Ratio de liquidité 1	141	0,000	0,293	0,078
Rotation des immobilisations	141	0,028	74,095	8,097

Tableau 15: Les statistiques descriptives des ratios

3.2.4.2 Les résultats de la régression logistique :

Après avoir écarté les ratios qui posent un problème de corrélation, le reste des ratios (11 ratios) a été utilisé afin d'expliquer la défaillance des firmes.

Nous avons procédé à la modélisation avec les 11 ratios, cependant 6 ratios seulement s'avèrent significatifs (*Voir annexe 1*).

Donc le modèle final a été choisi avec seulement les 6 ratios significatifs, les résultats trouvés sont les suivants :

<i>Ratios</i>	<i>Signe attendu</i>	β	<i>Pr > Khi²</i>
Constante	-	0,101	0,868
Structure financière 2 =DLMT/Capitaux permanents	Négatif	-3,277	0,023**
Rentabilité financière (ROE)= Résultat net / Capitaux propres	Positif	2,314	0,031**
Taux de marge nette=Résultat net /Chiffre d'affaire	Positif	15,672	0,032**
Profitabilité=BAII/Total actif	Positif	20,324	0,008***
Ratio de liquidité 1= Fond de roulement /Total actif	Positif	6,676	0,000***
Poids de charges financières =Charge financière nette/Chiffre d'affaire	Négatif	-7,005	0,025**

Tableau 16 : Le résultat de l'estimation de la régression logistique

** : Significatif au seuil de 5%

*** : Significatif au seuil de 1%

Du point de vue financière, le modèle est satisfaisant puisque le signe attendu de tous les ratios est confirmé. En effet, on attend à ce que la rentabilité affecte positivement la probabilité de non défaillance, l'endettement affecte négativement cette dernière

Ainsi la fonction score obtenue est la suivante :

$$Z = 0.101 - 3,277R_3 + 2.314R_9 + 15.672R_{11} + 20.324R_{12} + 6.67R_{15} - 7.005R_6$$

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

$$P(Y_i = défaut) = \frac{\exp(-(0.101-3,277R_3+2.314R_9+15.672R_{11}+20.324R_{12}+6.67R_{15}-7.005R_6))}{1+\exp(-(0.101-3,277R_3+2.314R_9+15.672R_{11}+20.324R_{12}+6.67R_{15}-7.005R_6))}$$

3.2.4.2.1 L'analyse de la significativité globale du modèle :

Le test utilisé pour juger la significativité globale du modèle : est le test de $-2\log(\text{Vraisemblance})$.

	$-2 (L(0))$	$-2 (L(\beta))$
$-2\log(\text{Vraisemblance})$	195,481	67,481

Tableau 17: La vraisemblance du modèle


Il s'agit de comparer la valeur théorique à la valeur calculée « LR » = $2\log(L(\beta)) - 2\log(L(0))$ ou de vérifier directement si la probabilité est significative au seuil de 5% ($Pr < 0.05$).

Avec :

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

<i>Statistique</i>	<i>DDL</i>	<i>Khi²</i>	<i>Pr > Khi²</i>
LR	7	127,809	< 0,0001

Tableau 18: la significativité globale du modèle

 Le modèle est globalement significatif ($Pr < 0.05$).

3.2.4.2.2 Le coefficient de détermination de McFadden :

C'est le coefficient de McFadden (1974), il admet la même interprétation que le coefficient de détermination de la régression linéaire, plus il s'approche de 1 plus le pouvoir explicatif du modèle est bon.

Le R^2 se calcule comme suit : $R^2 = 1 - \frac{L(\beta)}{L(0)}$

Avec

- $L(\beta)$: C'est la valeur du logarithme de la vraisemblance lorsque les paramètres égalent à ceux estimés.
- $L(0)$: C'est la valeur du logarithme de la vraisemblance lorsque tous les paramètres égalent à zéro sauf la constante.

<i>L(β)</i>	<i>L(0)</i>	<i>R² (McFadden)</i>
-33,74	-97,64	65,40%

Tableau 19: Le Test de McFadden

 65,40% > 50% donc le modèle admet une bonne capacité prédictive.

3.2.4.2.3 L'analyse de la significativité individuelle des ratios :

Le test utilisé pour juger la significativité individuelle des ratios est celui de Wald, il est similaire au test de Student de la régression linéaire. Le principe est simple : il s'agit de comparer la valeur théorique à la valeur calculée : $\frac{\beta_i^2}{\sigma_i^2}$ ou de vérifier directement si la probabilité est $< 5\%$.

Avec :

β_i : Le coefficient estimé

σ_i : C'est l'écart type

De point de vue statistique les résultats sont acceptables, dans le sens où tous les ratios sont significatifs au seuil de 5%. (Voir tableau numéro 15)

3.2.4.2.4 L'analyse financière des ratios :

Comme on vient d'annoncer que les résultats de la régression logistique montrent que l'approche de l'analyse financière classique est confirmée. (Signe attendu conforme)

En effet, le ratio de structure financière (R3) plus il est important plus la part de dettes à long et moyen terme dans les capitaux permanents est importante donc ceci reflète une structure financière trop endettée et plus la probabilité de non défaillance est faible. (H_2 est confirmée)

La rentabilité financière « ROE » (R9), selon Lakshan et al (2013) l'ROE mesure le rendement dégagé sur les fonds versés par les détenteurs d'actions ordinaires de l'entreprise, elle « met en rapport une variable de résultat avec le capital financier. Elle est souvent exprimée par le ratio résultat global sur capitalisation boursière (Return on Equity) » selon Mensah, (1984). Ce ratio contribue positivement à la formation de la probabilité de non défaillance, ceci a été confirmé dans l'estimation. (H_3 est confirmée)

Le ratio de profitabilité (R12) reflète selon Altman et al (2007), directement la compétitivité des entreprises et la croissance durable. C'est est un indicateur important de l'attractivité des investisseurs, plus ce ratio est important plus la situation financière de la

firme est bonne et plus sa défaillance est faible, ces résultats ont été confirmés dans notre analyse. (H_3 est confirmée)

Concernant le taux de marge nette (R11) est mesuré par le rapport entre le résultat net et le chiffre d'affaire, plus ce ratio est important plus la probabilité d'être en défaut est faible, d'où ce ratio et la probabilité de non défaillance varient dans le même sens. (H_3 est confirmée)

Le ratio de liquidité (R15), ce ratio exprime le degré de liquidité de l'entreprise, selon Altman (1968), le ratio le fonds de roulement sur total actif est le ratio le plus significatif pour prédire la faillite de l'entreprise par rapport aux autres ratios de liquidité, plus ce ratio est important moins la firme est menacée de faillite, ceci a été confirmé dans notre analyse dans la mesure où ce ratio est le seul significatif parmi les ratios de la variable liquidité. (H_1 est confirmée)

En fin le poids de charges financières (R6), il permet de mesurer la part des charges financières par rapport au chiffre d'affaire, il contribue négativement à la probabilité de non défaillance. (H_4 est confirmée)

3.2.4.3 Les résultats de l'arbre de décision :

En utilisant l'arbre CHAID, nous avons trouvé l'arbre ci-dessous :

Afin d'aboutir aux résultats suivants l'hypothèse suivante a été prise :

Le nombre des intervalles : Deux intervalles c'est-à-dire un arbre de décision binaire

Remarque : Cette hypothèse a été prise car l'arbre CHAID présente la spécificité d'être un arbre non binaire.

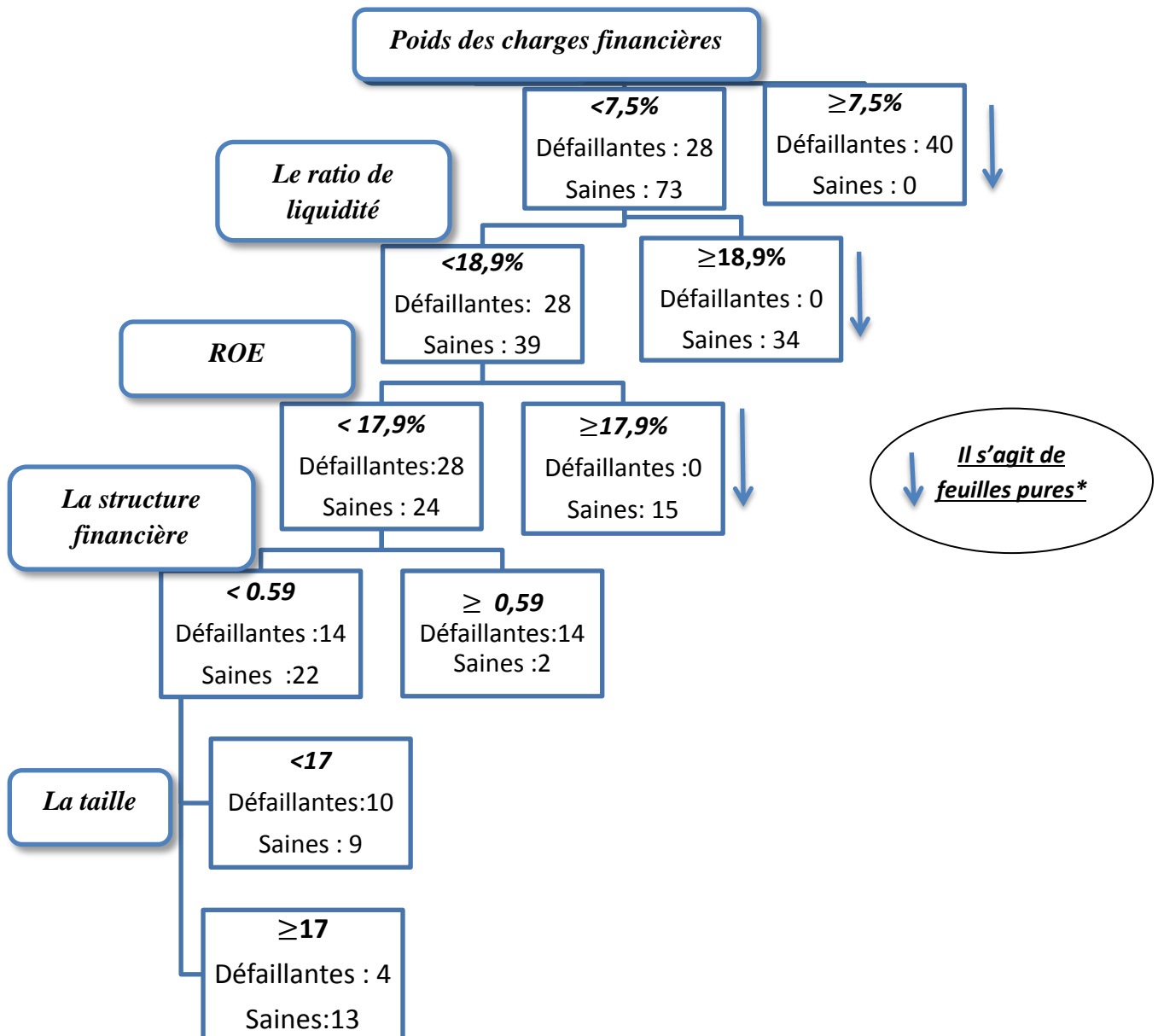


Figure 14 : L'arbre de décision en utilisant le modèle CHAID

*Feuille pure : c'est une feuille de l'arbre qui ne contient que des entreprises saines ou défaillantes.

3.2.4.3.1 L'analyse des résultats :

L'objectif essentiel de l'utilisation de l'arbre de décision est de détecter la variable qui discrimine le mieux entre les deux groupes de populations. (La racine de l'arbre)

Parmi les ratios introduits, seulement « 5 » ont été inclus dans le modèle final alors que les autres ratios n'apportent pas une contribution significative, par conséquent, ils ont été écartés.

En utilisant l'arbre « CHAID », le poids de charges financières s'avère le ratio qui discrimine le plus entre les deux populations. En effet toute firme ayant un poids de charge financière supérieure ou égal à 7.5% elle est considérée défailante (100%) alors que celles ayant un ratio inférieur à 7.5% sont considérées saines dans 72% des cas.

Le second ratio significatif est le ratio de liquidité « 1 », en effet, pour les firmes ayant un poids de charges financières < à 7.5% si le ratio de liquidité supérieur à 19% elles sont considérées saines (100% des cas) alors que celle ayant ce ratio inférieur à 19% sont défailantes dans 41,8% des cas.

Par la suite la rentabilité financière (ROE) s'avère significative, en effet pour les entreprises où le poids de charges financières < à 7.5% et le ratio de liquidité < à 19% : si la rentabilité est supérieure à 18% elles sont considérées saines dans 100% des cas, sinon défailantes dans 53.8% des cas.

La structure financière « 2 » a été aussi introduite dans le modèle, en effet pour les entreprises où le poids de charges financières < à 7.5%, le ratio de liquidité < à 19% et l'ROE < 18% : si le ratio de structure est supérieur à 0.6 les firmes sont défailantes dans presque 100% des cas si non elles sont saines dans 61.1% des cas.

Finalement, la taille aussi s'avère significative, en effet pour les entreprises où le poids de charges financières « 1 » < à 7.5%, le ratio de liquidité < à 19%, l'ROE < 18% et le ratio de structure est < 0.6 : Si la taille est inférieure à 17, l'entreprise est défailante dans 52.63% des cas cependant si cette dernière est supérieure à 17, l'entreprise est saine dans 76.47% des cas.

Ces résultats sont conformes aux résultats trouvés par Rangau et al (2010) qui ont utilisé l'arbre « CHAID » afin de prévoir la faillite des PME Tunisiennes, ils ont trouvé que la rentabilité financière, le poids des charges financières et le ratio de liquidité ... expliquent le mieux la faillite.

Partant de ces résultats les conclusions suivantes ont été tirées :

- L'endettement contribue positivement à la probabilité de défaillance (H_4 est confirmée).
- La liquidité de l'entreprise affecte négativement la probabilité de défaut. (H_1 est confirmée).
- La rentabilité financière de la firme augmente ces chances d'être classée solvable (H_3 est confirmée).
- Plus le ratio de structure financière est important moins l'entreprise est solvable (H_2 est confirmée).
- Plus la taille est importante plus l'entreprise est solvable (H_7 est confirmée).

3.2.4.4 La comparaison du pouvoir prédictif des deux modèles :

3.2.4.4.1 Matrice de classement de la régression logistique :

de \ Vers	0	1	Total	% correct
0	59	9	68	86,76%
1	7	66	73	90,41%
Total	66	75	141	88,65%

Tableau 20: Le taux de bonne classification de la régression logistique

- Le taux de bon classement global : 88,65%
- Le taux de bon classement des entreprises saines : 90,41%
- Le taux de bon classement des firmes défailtantes : 86,76%
- L'erreur type I²⁷ : 13,2%
- L'erreur type II²⁸ : 9,6%

3.2.4.4.2 Matrice de classement de l'arbre de décision :

de \ Vers	0	1	Total	% correct
0	64	4	68	94.12%
1	11	62	73	84.93%
Total	75	66	141	89.36%

Tableau 21 : Le taux de bonne classification de l'arbre CHAID

- Le taux de bon classement global : 89.36%

²⁷ Le pourcentage des entreprises défailtantes considérées comme saines

²⁸ Le pourcentage des entreprises non défailtantes considérées comme risquées

- Le taux de bon classement des entreprises saines : 84.93%
- Le taux de bon classement des firmes défailtantes : 94.12%
- L'erreur type I : 5.9%
- L'erreur type II : 15.1%

————> L'arbre de décision est plus performant

3.2.4.4.3 La validation des modèles :

Afin de tester la validité des modèles, nous avons utilisé la méthode de « *validation croisée* » : selon Gueyié et al (2007), cette technique consiste à laisser une partie de l'échantillon de base afin de la tester sur le modèle de base.

En effet, nous avons laissé 40 entreprises pour l'échantillon de validation : 50% saines et 50% défailtantes, nous avons divisé cet échantillon en deux groupes ou chaque groupe contient 20 observations et nous avons effectué le test sur les deux groupes et sur les deux méthodes :

- Régression logistique : Le test consiste à calculer les scores des entreprises en utilisant la fonction score du modèle de base et par la suite calculer les probabilités de défauts et leur appliqué la règle standard (<ou > à 50%).
- Arbre CHAID : Le test consiste à appliquer la règle de décision tirée de l'échantillon de base sur l'échantillon test.

Les résultats trouvés sont les suivants :

Modèle	Groupe	Taux de bon classement
Régression logistique	G1	85%
	G2	70%
Arbre de décision	G1	50%
	G2	60%

Tableau 22: La validation des deux modèles

La variance des taux de bon classement a été aussi calculé afin d'avoir une idée sur la stabilité des résultats : (la variance des 3 taux de bon classement)

Variance régression logistique	0,0065
Variance de l'arbre de décision	0.0279

Tableau 23: La variance du taux de bon classement

En fin nous avons calculé ce qu'on appelle « la performance ajustée », en effet selon Gueyié et al (2007) la performance ajustée c'est le taux moyen de bon classement sur son écart type.

Le taux moyen de bon classement est une simple moyenne arithmétique des 3 taux trouvés :

- Le taux moyen de la régression logistique : 81%
- Le taux moyen de l'arbre CHAID : 66 %

Ainsi la performance trouvée est la suivante :

<i>La performance ajustée de la régression logistique</i>	10
<i>La performance ajustée de l'arbre de décision</i>	4

Tableau 24: La performance ajustée des modèles estimés

➔ La régression logistique est plus performante en tenant compte de la variance des taux.

3.2.4.4.4 L'interprétation :

Dans un premier temps nous pouvons conclure que l'arbre de décision est plus performant que la régression logistique malgré que les taux de bon classement sont presque égaux 88% et 89% soit une différence de 1%, cependant ce qui rend le modèle de l'arbre plus performant au niveau de la phase d'apprentissage : c'est sa capacité à prédire correctement la défaillance des firmes plutôt que la non défaillance car le coût de la première erreur est nettement plus important que le deuxième coût.

	<i>L'erreur type I</i>	<i>L'erreur type II</i>
<i>La régression logistique</i>	13,20%	9,6%
<i>L'arbre de décision</i>	5,90%	15,10%

Tableau 25 : L'erreur type I et II des deux modèles

En effet selon Savor et al (2014) « les coûts de l'erreur de type I sont plus significatifs que ceux de l'erreur de type II. Pour un bailleur de fonds, accorder un prêt à une entreprise qui va probablement faire défaut (erreur de type I) est plus coûteux qu'un refus de dossier de crédit à une autre firme qui pourrait être en situation financière saine (erreur de type II).

Partant de ces résultats, nous pouvons conclure qu'un modèle non paramétrique qui ne fait aucune hypothèse quant à la distribution des variables explicatives est plus avantageux qu'un modèle paramétrique qui suppose la normalité ou autre de la distribution, et d'après Khoury et al (2014) : « *Les hypothèses ne sont généralement pas respectées dans la pratique. C'est d'ailleurs la principale critique qui est faite à ces méthodes dans la littérature financière.* »

En outre l'arbre de décisions présente l'avantage de la facilité d'interprétation de résultats (selon Rangau et al (2010)), il s'agit tout simplement d'un ensemble de règles de décisions à vérifier.

En se basant sur « *la performance ajustée* » qui tient compte de la variabilité des résultats la régression logistique est plus performante (10>4).

Certes que l'arbre de décision a permis d'améliorer les résultats de la régression logistique dans la phase d'apprentissage mais elle reste toujours une méthode qui souffrent d'une multitude d'insuffisances :

Parmi les principaux inconvénients de cette méthode qu'elle ne permet pas d'avoir ni une fonction score ni une probabilité de défaut, donc ce modèle ne peut pas être utilisé comme un outil principal de notation de crédit, selon Devaney (1994) il s'agit d'une technique de soutien pour les autres techniques paramétriques (Régression logistique, Analyse discriminante...).

En outre cette méthode n'est pas conforme aux modèles exigés par les normes de Bâle, puisque on n'a pas mis en place une fonction score qui permet d'estimer la probabilité de défaut qui sera utilisé comme une référence pour calculer les provisions et nous savons que les banques ont toujours un souci de conformité aux règles prudentielles.

Finalement, ce modèle souffre d'un problème de sur apprentissage, cela signifie que si on n'a pas un nombre suffisant d'observations dans ce cas le modèle offre une meilleur performance dans la phase d'apprentissage mais la généralisation pose un problème d'après Tufféry (2007). (Dans le cadre de notre analyse le taux de bon classement a passé de 89% dans la phase d'apprentissage à 60% en validation donc ceci s'explique par un nombre pas trop élevé d'observations).De même, selon Refait (2014) la détermination du point de coupure optimal pour chaque ratio nuit à la généralisation du modèle.

Conclusion :

L'application de la méthode paramétrique : Régression logistique ainsi que celle non paramétrique : Arbre de décision s'avèrent très utile, elle nous a permis de tirer des conclusions très efficaces.

En effet, l'application de ces deux méthodes sur un échantillon de 181 entreprises nous a permis d'analyser leurs défaillances et de détecter les variables les plus significatives.

Dans un premier temps, nous avons commencé par utiliser la régression logistique, nous avons tiré une fonction score composé des 6 ratios qui expliquent le plus la défaillance des entreprises, à savoir : le ratio de liquidité, poids des charges financières, la structure financière, la marge nette, la profitabilité et ROE, donc nous avons conclu que ces grandeurs financières sont pertinentes afin d'évaluer le risque crédit.

Dans un second temps, nous avons appliqué la méthode de l'arbre de décision, nous avons ainsi trouvé presque les mêmes ratios qui expliquent la défaillance à savoir : poids de charges financières, ratio de liquidité, ROE, la structure financière et la taille.

Dans une étape ultérieure, nous avons essayé de comparer la performance des deux modèles. Premièrement, nous avons comparé leur performance sur la base du taux de bon classement de l'échantillon de base, dans ce cas l'arbre s'avère plus performant, ce résultat trouve ses explications principalement dans la caractéristique qu'offre un modèle non paramétrique : l'absence d'hypothèses quant à la distribution des données.

Deuxièmement, nous avons calculé une mesure de performance : « *La performance ajustée* » qui tient compte de la variabilité des résultats. Le modèle non paramétrique s'avère moins performant.

La régression logistique nous a permis d'avoir un taux de bon classement qui n'est pas trop loin de celui de l'arbre de décision et surtout des résultats moins variables que ceux de l'arbre de décision. Ce modèle offre une fonction score dont l'utilisation est très utile au sein d'une institution financière ainsi que la probabilité de défaut estimée de chaque firme qui sera utile pour le calcul des provisions.

Etant donné ces résultats, nous avons conclu que l'arbre de décision s'avère utile comme un outil de soutien de la régression logistique.

Conclusion générale :

L'importance de l'évaluation du risque de crédit trouve ses explications principalement dans le volume des créances classées qui ne cessent de s'amplifier surtout au sein des banques publiques Tunisiennes. Puisque les créances douteuses engendrent des dégâts énormes aux banques, ces dernières cherchent désormais à gérer ce risque de la manière la plus vigilante.

L'objectif principal de notre étude était donc de procéder à une comparaison entre deux modèles d'évaluation du risque de crédit : La régression logistique et l'arbre CHAID.

Pour construire ces deux modèles, nous avons collecté une base donnée qui comprend 181 entreprises qui ont eu des crédits auprès de la BH, par la suite nous avons essayé d'étudier le comportement de ces entreprises.

Nous avons ainsi commencé par le choix des variables sur lesquelles va porter l'étude. Les variables choisies sont seulement des variables quantitatives : ratios comptables. Les ratios qui s'avèrent significatifs sont les suivants : ratios de liquidité, de structure financière, taille, poids de charge financière, ROE, profitabilité et taux marge.

En effet, la régression logistique nous a permis d'avoir un taux de bon classement de 88,65% avec des résultats moins variables au niveau de la validation, alors que l'arbre CHAID offre un taux de bon classement de 89,36% avec une variabilité élevée des résultats par rapport à l'autre méthode.

En s'appuyant sur nos résultats, nous avons conclu que le modèle non paramétrique a permis d'améliorer la performance du modèle estimé mais ce dernier ne peut pas servir comme un modèle principal de notation de crédit au sein d'une institution financière ceci trouve ces explications dans plusieurs raisons : Premièrement ce modèle souffre d'un problème de sur apprentissage c'est-à-dire on ne peut pas généraliser les résultats obtenus que si l'échantillon contient un nombre très élevé d'observations ; Deuxièmement ce modèle ne permet pas d'avoir une fonction score qui permet de classer une nouvelle relation et lui calculer par conséquent une probabilité de défaut ; d'où ce modèle peut être utilisé comme un outil de soutien pour la régression logistique cependant il est plus approprié de l'utiliser comme un modèle d'octroi (Accord ou non) .

La conclusion principale qu'on peut tirer de notre étude c'est qu'il n'existe pas un modèle de « Credit Scoring » idéal, parfait et exclusif, toutes les méthodes existantes peuvent être utilisées ensemble afin d'avoir des résultats plus proches de la réalité, toute fois la régression logistique reste toujours la méthode la plus utilisée (offre une fonction score, probabilité de défaut, facile à interpréter, facile à manipuler) puisque la plus part des banques même à l'échelle internationale utilisent la régression logistique pour le segment des PME ou TPE ou il y a suffisamment de données pour modéliser (Exemple « l'Amen Banque » en Tunisie utilise la régression logistique afin d'évaluer son risque de crédit).

Finalement, il faut signaler que l'utilisation de variables qualitatives tels que : la qualité de management, le secteur d'activité, le niveau des garanties Peuvent améliorer notre recherche. De même, la taille de notre échantillon est restreinte, s'elle était plus exhaustive les résultats de notre étude seront certainement meilleurs. Ainsi que l'utilisation même d'autres méthodes non paramétriques surtout des réseaux de neurones qui offrent sans doute des résultats meilleurs.

Références bibliographiques :

La liste des articles :

- Abdou et Pointon (2011), « Credit scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature »
- Altman E. et Heine L. (2007), « Corporate Financial Distress Diagnosis in China »
- Altman E. (1968), « Financial Ratios, Discriminant Analysis , and the Prediction of Corporate Bankruptcy » , Journal of Finance
- Anderson (2007), « The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation », New York: Oxford University Press
- Azzouz E. (2009), « La gestion du risque crédit par la méthode du scoring: cas de la Banque Populaire de Rabat-Kénitra »
- Bailey (2004), « Consumer Credit Quality: Underwriting, Scoring, Fraud Prevention and Collections », Kingswood, Bristol: White Box Publishing
- Bardos et Zhu (1997), « Comparaison de l'analyse discriminante linéaire et des réseaux de neurones, applications à la détection de défaillance d'entreprises », Revue de statistiques appliquées
- Boubacar D. (2006), « Un modèle de Credit Scoring pour une institution de micro-finance africaine: le cas de nyesigiso au mali »
- Couderc N. et Dumont O. (2010), « D'une crise à l'autre : Des subprimes à la crise mondiale »
- Crook, Edelman et Thomas (2007), « Recent Developments in Consumer Credit Risk Assessment », European Journal of Operational Research
- Desjardins J. (2005), « L'analyse de régression logistique »
- Devaney S. (1994), « The Usefulness of Financial Ratios as Predictors of Household Insolvency : Two Perspectives »
- Dietsch et Petey J. (2003), « Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières »
- Feldman R. (1997), « Small Business Loans, Small Banks and Big Change in Technology Called Credit Scoring », The Region

- Fernandes G. et Artes R. (2015), « Spatial Dependence in Credit Risk and Its Improvement in Credit Scoring »
- Frydman H., Altman E., et Kao D. (1985), « Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress »
- Gadhoun Y. , Gueyié J. et Siala M. (2007), « La décision de crédit: Procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité », La revue des sciences de gestion
- Hafedh E. (2015), « Initiation aux Réseaux de Neurones Artificiels »
- Harris T. (2015), « Credit Scoring Using the Clustered Support Vector Machine »
- Koutanaei F. , Sajedi H. et Khanabaei M. (2015) , « A Hybrid Data Mining Model of Feature Selection Algorithms and Ensemble Learning Classifiers for Credit Scoring »
- Lakshan A. et Wijekoon N. (2013), « The Use of Financial Ratios in Predicting Corporate Failure in Sri Lanka », Journal on Business Review
- Lessmann S., Baesens B., Seow H. et Thomas L. (2015) , « Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring: An Update of Research »
- Matoussi H. et Krichéne A. (2010), « La prévention du risque de défaut dans les banques tunisiennes. Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l'intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels »
- Matoussi H., Mouelhi R. et Salah S. (1999), « La prédiction de faillite des entreprises tunisiennes par la régression logistique »
- Mraïhi F. (2015), « Distressed Company Prediction Using Logistic Regression: Tunisian's Case »
- Noyer, (2004), « Bâle II : Genèse et enjeux », Conférence- débat, association d'économie financière
- Odom M. et Sharada R. (1990), « A Neural Networks Model for Bankruptcy Prediction »
- Ohlson J. (1980), « Financial Ratios and Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy »
- Rais Ahmad Itoo et Selvarasu , 2015, « Case Study of Consumer Credit Scoring: A Proposal »

- Refait C. (2014), « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux. », Economie et prévision
- Rougès V. (2003), « Gestion bancaire du risque de non-remboursement des crédits aux entreprises : une revue de la littérature »
- Thomas, Edelman, et Crook, 2002, « Credit Scoring and Its Applications. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics »
- Tiesset et Troussard , (2005) , « Capital réglementaire et capital économique », Revue de la stabilité financière,
- Tufféry S. (2007), « Data mining et statistique décisionnelle »
- Verbraken T., Bravo C., Weber R. et Baesens B. (2015), « Development and Application of Consumer Credit Scoring Models Using Profitbased Classification Measures »
- Yang L. (2001), « New Issues in Credit Scoring Application »

La liste des ouvrages, des thèses et des rapports :

- Document de référence : « Banque de l'Habitat 2015 »
- Dumontier, Dupre, et Martin, (2008), « Gestion et contrôle des risques bancaires : L'apport des IFRS et de Bâle II », Paris : Revue Banque Edition
- Guizani A. (2014), « Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers », école doctorale paris "abbé grégoire"
- Heem, (2000), « Le contrôle interne du risque de crédit bancaire », thèse de doctorat, Université de Nice
- Hlel M. (1994), « Le risque de crédit et la défaillance d'entreprise : une présentation théorique et une évaluation empirique »
- Le rapport de KPMG, Mars 2011
- Le rapport de la BCT ,2014
- Roncalli ,(2004), « Gestion des Risques Financiers »
- Thomas A. (2000), « Econométrie des variables qualitatives »
- Verboomen A. et De Bel L. (2011), « Bale II et le risque de crédit : les règles actuelles et leur évolution sous bale III »

La liste des sites :

- [WWW.Vernimmen .net](http://WWW.Vernimmen.net)
- WWW.Wiki stat.fr

La liste des annexes :

<i>Annexe 1 : L'estimation du modèle avec les 11 ratios</i>	<i>71</i>
<i>Annexe 2: L'output de l'estimation de la régression logistique avec les 6 ratios</i>	<i>71</i>
<i>Annexe 3: L'output de l'estimation de l'arbre CHAID</i>	<i>73</i>

Annexe 1 : L'estimation du modèle avec les 11 ratios

Analyse de Type II (Variable Classe) :

Source	Valeur	Pr > Khi ²
Constante	-2,548	0,443
Ratio de taille	0,093	0,617
Structure financière 1	0,051	0,143
Structure financière 2	-5,003	0,078
Ratio d'autonomie financière	1,300	0,423
Poids de charge financière	-5,353	0,003
Ratios d'endettement 2	3,969	0,234
Rentabilité financière (ROE)	2,122	0,048
Taux de marge nette	16,706	0,031
Profitabilité	14,377	0,089
Ratio de liquidité 1	4,870	0,003
Rotation des immobilisations	0,036	0,222

Annexe 2: L'output de l'estimation de la régression logistique avec les 6 ratios

Statistiques descriptives :

Variable	Modalités	Effectifs	%
Classe	0	68	48,227
	1	73	51,773

Régression de la variable Classe :

Correspondance entre les modalités de la variable réponse et les probabilités (Variable Classe) :

Modalités	Probabilités
0	0
1	1

Coefficients d'ajustement (Variable Classe) :

Statistique	Indépendant	Complet
Observations	141	141
Somme des poids	141,000	141,000
DDL	140	134
-2 Log(Vraisemblance)	195,290	67,481
R ² (McFadden)	0,000	0,654
R ² (Cox and Snell)	0,000	0,596
R ² (Nagelkerke)	0,000	0,795
AIC	197,290	81,481
SBC	200,239	102,123
Itérations	0	9

Test de l'hypothèse nulle H0 : Y=0.518 (Variable Classe) :

Statistique	DDL	Khi ²	Pr > Khi ²
-2 Log(Vraisemblance)	6	127,809	< 0.0001
Score	6	42,604	< 0.0001
Wald	6	22,144	0,001

Analyse de Type II (Variable Classe) :

Source	DDL	Khi ² (Wald)	Pr > Wald	Khi ² (LR)	Pr > LR
Structure financière 2	1	5,194	0,023	6,061	0,014
Rentabilité financière (ROE)	1	4,655	0,031	4,904	0,027
Taux de marge nette	1	4,574	0,032	6,217	0,013
Profitabilité	1	7,139	0,008	7,914	0,005
Ratio de liquidité 1	1	14,753	0,000	23,503	< 0.0001
Poids de charges financières	1	5,031	0,025	6,308	0,012

Test de l'hypothèse nulle H0 : Y=0.518 (Variable Classe) :

Statistique	DDL	Khi ²	Pr > Khi ²
-2 Log(Vraisemblance)	6	127,809	< 0.0001
Score	6	42,604	< 0.0001
Wald	6	22,144	0,001

Analyse de Type II (Variable Classe) :

Source	DDL	Khi ² (Wald)	Pr > Wald	Khi ² (LR)	Pr > LR
Structure financière 2	1	5,194	0,023	6,061	0,014
Rentabilité financière (ROE)	1	4,655	0,031	4,904	0,027
Taux de marge nette	1	4,574	0,032	6,217	0,013
Profitabilité	1	7,139	0,008	7,914	0,005
Ratio de liquidité 1	1	14,753	0,000	23,503	< 0.0001
Poids de charges financières	1	5,031	0,025	6,308	0,012

Ratios	Valeur	Erreur standard	Khi ² de Wald	Pr > Khi ²
Constante	0,101	0,610	0,028	0,868
Structure financière 2	-3,277	1,438	5,194	0,023
Rentabilité financière (ROE)	2,314	1,072	4,655	0,031
Taux de marge nette	15,672	7,328	4,574	0,032
Profitabilité	20,324	7,607	7,139	0,008
Ratio de liquidité 1	6,676	1,738	14,753	0,000
Poids de charges financières	-7,005	3,123	5,031	0,025

Tableau de classification pour l'échantillon d'estimation (Variable Classe) :

de \ Vers	Défaut	Saine	Total	% correct
Défaut	59	9	68	86,76%
Saine	7	66	73	90,41%
Total	66	75	141	88,65%

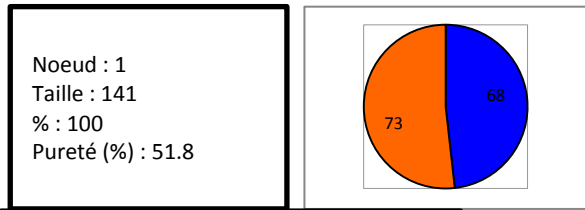
Annexe 3: L'output de l'estimation de l'arbre CHAID

Statistiques descriptives :

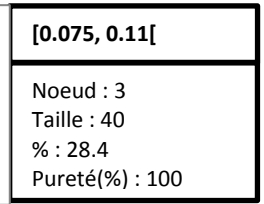
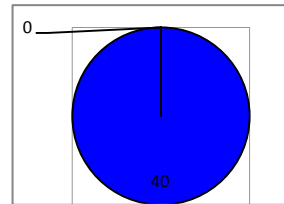
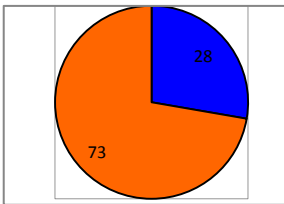
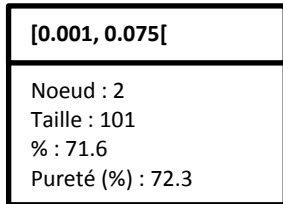
Variable	Modalités	Effectifs	%
Classe "	0	68	48,227
	1	73	51,773

Structure de l'arbre

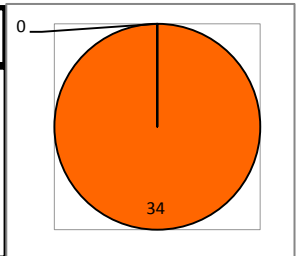
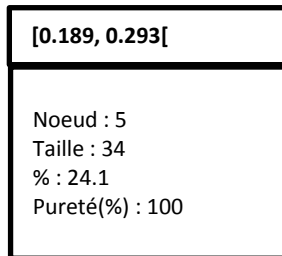
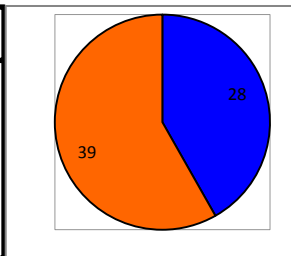
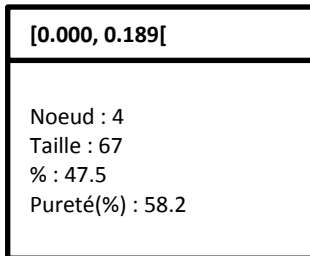
Nœud	Objets	%	nœud parent	variable de séparation	Valeurs	Pureté
1	141	100,00%				51,77%
2	101	71,63%	1	Ratios d'endettement 1	[0.001, 0.075[72,28%
3	40	28,37%	1	Ratios d'endettement 1	[0.075, 0.11 [100,00%
4	67	47,52%	2	Ratio de liquidité 1	[0.000, 0.189[58,21%
5	34	24,11%	2	Ratio de liquidité 1	[0.189, 0.293[100,00%
6	52	36,88%	4	Rentabilité financière (ROE)	[-0.098, 0.179[53,85%
7	15	10,64%	4	Rentabilité financière (ROE)	[0.179, 0.419[100,00%
8	36	25,53%	6	Structure financière 2	[0, 0.599[61,11%
9	16	11,35%	6	Structure financière 2	[0.599, 2.273[87,50%
10	19	13,48%	8	Ratio de taille	[12.725, 16.669[52,63%
11	17	12,06%	8	Ratio de taille	[16.669, 21.694[76,47%



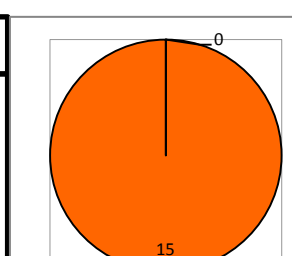
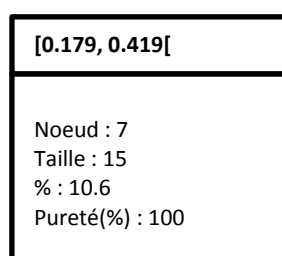
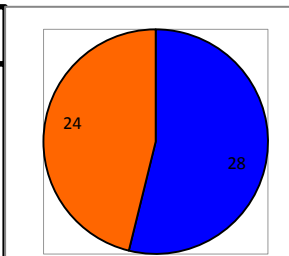
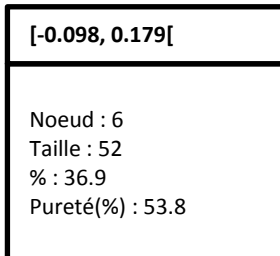
Poids des charges financières



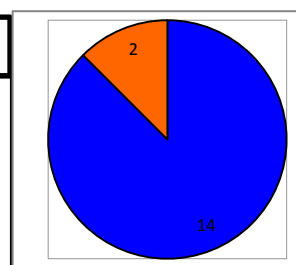
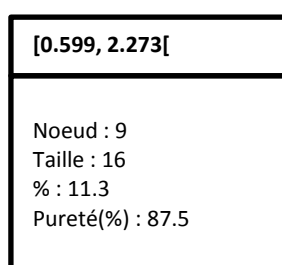
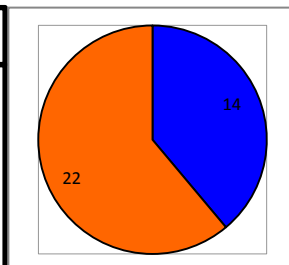
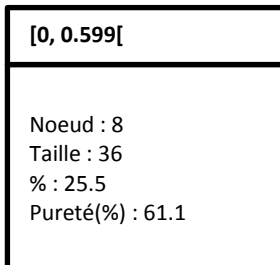
Ratio de liquidité 1



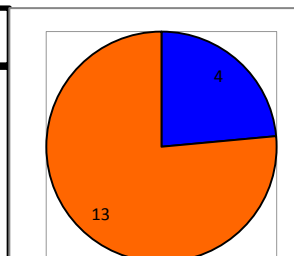
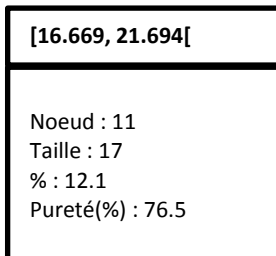
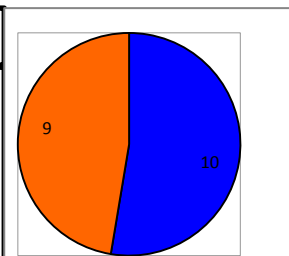
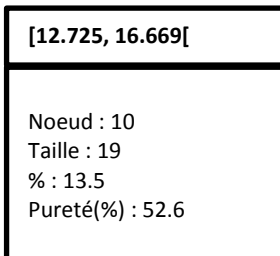
Rentabilité financière (ROE)



Structure financière 2



Ratio de taille



Matrice de confusion pour l'échantillon d'estimation :

de \ Vers	0	1	Total	% correct
0	64	4	68	94,12%
1	11	62	73	84,93%
Total	75	66	141	89,36%

La table des matières :

Introduction générale :.....	1
Chapitre 1 : La réglementation prudentielle en vigueur en matière de risque de crédit.....	3
Introduction :.....	3
1.1 Les typologies des risques inhérents à l'activité bancaire :.....	4
1.2 La présentation du risque de crédit :.....	5
1.2.1 La définition du risque de crédit :	5
1.2.2 Typologies de risque de crédit :	6
1.3 La réglementation prudentielle internationale : « les accords de Bâle »:.....	7
1.3.1 L'accord de Bâle I :.....	7
1.3.1.1 La définition du ratio de « Cooke » :.....	7
1.3.1.2 Les fonds propres nets :.....	8
1.3.1.3 Le risque pondéré :.....	8
1.3.1.4 Les insuffisances du ratio de « Cooke » :.....	8
1.3.2 L'accord de Bâle II :.....	9
1.3.2.1 Le premier Pilier des accords de Bâle II :.....	10
1.3.2.1.1 L'approche Standard :.....	11
1.3.2.1.2 L'approche basée sur la notation interne (IRB) :.....	11
1.3.3 Le troisième Pilier des accords de Bâle II :.....	13
1.3.3.1 Les insuffisances de Bâle II :.....	13
1.3.4 L'accord de Bâle III :.....	14
1.4 La réglementation nationale en termes de gestion de risque de crédit :.....	14
1.4.1 La division et couverture de risque :.....	14
1.4.1.1 La division du risque :.....	14
1.4.1.2 La couverture du risque :.....	15
1.4.2 La classification des actifs :.....	16
1.4.3 La constitution de provision :.....	17
Conclusion :.....	18
Chapitre 2 : Une revue de la littérature : Un panorama des différentes techniques de « Credit Scoring » :.....	19
Introduction :.....	19
2.1 Les approches d'évaluation du risque de crédit :.....	20

2.1.1	L'évaluation de l'analyste de crédit :.....	20
2.1.2	Le « Credit Scoring » :.....	20
2.2	Définition et historique de « Credit Scoring » :.....	21
2.2.1	La définition de « Credit Scoring » :.....	21
2.2.2	L'historique du « Credit Scoring » :.....	22
2.3	Les méthodes de « Credit Scoring » :.....	23
2.3.1	Les méthodes paramétriques :.....	23
2.3.1.1	L'analyse discriminante :.....	23
2.3.1.1.1	Le modèle d'Altman (1968) :.....	24
2.3.1.1.2	Le modèle de Conan et Holder (1979) :.....	25
2.3.1.2	La régression logistique :.....	26
2.3.1.2.1	La définition de la régression logistique :.....	26
2.3.1.2.2	Les propriétés mathématiques de la régression logistique :.....	27
2.3.1.2.3	Les principaux travaux empiriques :.....	29
□	Le modèle de « Platt et Platt » 1991 :.....	30
□	Les modèles dans le contexte Tunisien :.....	30
2.3.2	Les méthodes non paramétriques :.....	32
2.3.2.1	L'arbre de décision :.....	32
2.3.2.1.1	La présentation de l'arbre de décision :.....	32
2.3.2.1.2	Arbre CART :.....	34
2.3.2.1.3	Arbre CHAID :.....	34
□	Le choix de la variable de segmentation :.....	34
□	Le choix de points de coupure pour les variables continues :.....	35
□	Le choix de la taille de l'arbre :.....	36
2.3.2.2	Les réseaux de neurones :.....	37
	Conclusion :.....	39
	Chapitre 3 : Etude empirique de la performance des méthodes paramétriques et non paramétriques du « Credit Scoring » : Application sur un échantillon de la Banque de l'Habitat :.....	40
	Introduction :.....	40
3.1	La présentation de la BH :.....	41
3.1.1	Aperçu sur la BH :.....	41
3.1.2	Activité et performance de la banque :.....	41

3.1.2.1	Les principaux indicateurs:.....	41
3.1.2.2	Les principaux Ratios :.....	43
3.1.2.3	La position de la BH dans le secteur :.....	44
3.1.2.4	Le portefeuille des créances de la BH :.....	44
3.1.2.5	La gestion du risque de crédit au sein de la BH :.....	46
3.2	Données et méthodologie de l'étude :.....	46
3.2.1	L'échantillon de l'étude :.....	46
3.2.2	Le choix des variables de l'étude :.....	47
3.2.2.1	La présentation des ratios :.....	47
3.2.2.2	L'analyse de la corrélation :.....	50
3.2.3	Les méthodes de prévision de la défaillance :.....	51
3.2.3.1	L'arbre de décision :.....	51
3.2.3.2	La régression logistique :.....	51
3.2.4	Les résultats et l'interprétation :.....	52
3.2.4.1	Statistique descriptive :.....	52
3.2.4.2	Les résultats de la régression logistique :.....	52
3.2.4.2.1	L'analyse de la significativité globale du modèle :.....	53
3.2.4.2.2	Le coefficient de détermination de McFadden :.....	54
3.2.4.2.3	L'analyse de la significativité individuelle des ratios :.....	55
3.2.4.2.4	L'analyse financière des ratios :.....	55
3.2.4.3	Les résultats de l'arbre de décision :.....	56
3.2.4.3.1	L'analyse des résultats :.....	57
3.2.4.4	La comparaison du pouvoir prédictif des deux modèles :.....	59
3.2.4.4.1	Matrice de classement de la régression logistique :.....	59
3.2.4.4.2	Matrice de classement de l'arbre de décision :.....	59
3.2.4.4.3	La validation des modèles :.....	60
3.2.4.4.4	L'interprétation :.....	61
	Conclusion :.....	63
	Conclusion générale :.....	64
	Références bibliographiques	66
	Annexe 1 :L'estimation du modèle avec les 11 ratios	71
	Annexe 2: L'output de l'estimation de la régression logistique avec les 6 ratios.....	71

Annexe 3: L'output de l'estimation de l'arbre CHAID.....73