

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université M'hamed Bouguara de Boumerdes



Faculté des Sciences

Département de Mathématiques

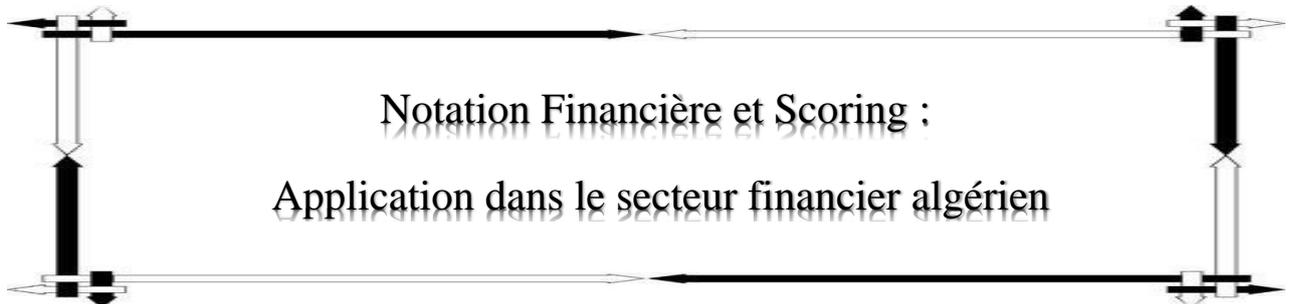
Mémoire présenté le 24/06/2018

Par : M^{elle} **Fazia ZIBANI**

Pour l'obtention du diplôme de

Master en Mathématiques Financières

Sous le thème :



Devant le jury composé de :

Président	M ^r Khaled KHALDI	Professeur	U.M.B.B
Examinatrice	M ^{me} Fella GATT	M.A.A	U.M.B.B
Encadreur	M ^r M ^{ed} Rafik MISSOUM	M.A.A	U.M.B.B
Encadreur Ets de stage	M ^r Abdelhakim BERRAH	Président	COSOB

JUIN 2018

Remerciements

*Je voudrais tout d'abord adresser toute ma gratitude à **M' Rafik MISSOUM**, mon Enseignant et Encadreur, qui m'a guidé avec vigilance tout en faisant preuve d'une grande sollicitude et d'une disponibilité de tous les instants durant tout mon processus de Master.*

Je vous remercie pour votre patience, votre disponibilité permanente, vos orientations et surtout vos judicieux conseils qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

J'ai eu la chance et l'honneur d'être parmi vos étudiants, vous êtes mon exemple.

Vous êtes et vous resterez toujours la lueur de mon avenir, je vous en serais toujours reconnaissante.

Veillez bien monsieur recevoir mes vifs remerciements pour le grand honneur que vous m'avez fait d'accepter l'encadrement de ce travail.

*Je tiens à remercier chaleureusement **M' Abdelhakim BERRAH** Président de la COSOB, mon encadreur de l'établissement de stage, pour son aide, ces précieux conseils, ses orientations ainsi que pour son chaleureux accueil.*

*Je tiens à remercier **M' Pascal QUIRY**, professeur à HEC Paris pour son implication continue et son aide précieuse*

*Je tiens à remercier **M' Moussa**, bibliothécaire à l'Ecole Supérieure de Banque qui m'a aidé, à accomplir ce travail, en me fournissant de nombreux documents et références.*

*J'adresse mes sincères remerciements aussi à **M' A. CHAREF** et **M' H. BOURAI** de la CNEP Banque, à **M^{me} A. BOUZID** et **M^{me} C. BECHIRI** de la BADR Banque, à **Mehdi, Taieb**, et **Mimouni** de la BDL. Ainsi que tous les enseignants, intervenants et toutes personnes qui par leurs conseils, leurs écrits, leurs paroles et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté à me rencontrer et répondre à mes questions tout au long de ce travail.*

Je tiens à remercier les membres de jury d'avoir accepté d'examiner ce travail.

Je tiens à remercier chaleureusement, tous mes proches et tous ceux qui, de près ou de loin, m'ont apporté leurs sollicitudes pour accomplir ce travail.

Dédicaces

*À la personne la plus chère à mon cœur, **Mohamed Hichem**, ma prunelle des yeux, frère, ami et tout mon univers, présent dans tous mes moments. Les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je porte pour toi.*

*À la mémoire de mon très cher **grand père** qui nous a quitté à jamais puisse Dieu le tout puissant l'accueillir en son vaste paradis.*

*Ce travail est dédié à la mémoire de **M^r AKLIOUAT**, décédé trop tôt, preuve de reconnaissance d'une de ses étudiantes.*

*À la plus belle créature que Dieu a créée sur terre. À cette source de tendresse, de patience et de générosité. À ma chère **Maman***

Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner.

Que ce modeste travail soit l'exaucement de tes vœux tant formulés, le fruit de tes innombrables sacrifices.

*A mon très cher **Papa** ;*

Symbole de reconnaissance, estime et respect, qui a toujours cru en moi et en mes capacités, qui m'a soutenu dans chaque pas et m'a accompagné dans mon parcours.

*A mes très chères sœurs : **Nabila et Lynda***

*A mon cher **Ramzi**, l'ange d'espoir, mon appui secret*

*A tous les membres de la famille **ZIBANI et TERKMANI**.*

*A mes amis **Takieddine et Tarek**.*

Fazia.

Table des matières

Liste des tableaux	8
Liste des figures	9
Introduction générale	10
Chapitre 01	13
Notation financière : concepts et fonctionnement	13
Section 1 : Fondements et genèse de la notation financière	14
1. Fondements théoriques de la notation financière	14
1.1. Présentation générale de la notation financière	18
1.1.1. Les origines de la notation financière	18
1.1.2. Définition	22
2. Forme, typologie et activité de la notation	23
2.1. La notation et les termes en relation	23
2.2. Typologie de la notation	24
2.3. L'activité de notation	26
Section 2 : Le processus de notation	31
1. Les critères de notation	33
2. Les éléments pris en compte dans le processus de notation	35
3. Les étapes de notation	37
Section 3 : Les agences de notation	43
1. Définition, rôle et réglementation des agences de notation	44
1.1. Définition et évolution	44
1.2. Rôle des agences de notation	45
1.3. Réglementation des agences de notation	45
2. Les principales agences de notation	47
2.1. Les trois sœurs	49
2.2. La reconnaissance des trois sœurs par la SEC	53
3. Déontologie des agences de notation	54
4. La rémunération des agences de notation	54
4.1. Système émetteur-payeur	55
4.2. Système investisseur-payeur	55
5. Critiques des agences de notation	56
Chapitre 02 : Le crédit scoring	58
Section 1 : Fondements du crédit scoring, principes de base et historique	61

1. Vue générale sur le crédit scoring	61
1.1. Historique du crédit scoring	62
1.2. Définition du crédit scoring.....	67
1.3. Les articulations entre le crédit scoring et la notation financière	68
Section 2 : Méthodologie d'élaboration d'un modèle de scores	72
1. Types de modèles de crédit scoring	72
1.1. Les modèles déductifs ou a priori	72
1.2. Les modèles empiriques ou basés sur l'historique	72
2. Démarche de construction d'un modèle de crédit scoring	73
2.1. La source des données.....	74
2.2. Spécification des données	75
2.3. Traitement des valeurs manquantes et des valeurs aberrantes	77
2.4. Sélection des variables explicatives	78
2.5. Choix de la méthode statistique	79
2.6. Modélisation et tests.....	80
2.7. La validation.....	80
2.8. Décision du besoin d'ajustement.....	81
Section 3 : Techniques de classification et de validation des modèles de crédit scoring	82
1. Méthodes économétriques en crédit scoring	82
1.1. Analyse discriminante linéaire	82
1.1.1. Définition	82
1.1.2. Construction du modèle	83
1.1.3. Estimation des paramètres.....	85
1.1.4. Sélection des variables	87
1.1.5. Validation du modèle	88
1.1.6. Avantages et limites de l'analyse discriminante linéaire	90
1.2. La régression linéaire	91
1.3. Régression Probit	92
1.3.1. Construction du modèle	92
1.3.2. Estimation des paramètres.....	93
1.3.3. Limites du modèle Probit	94
1.4. Régression logistique	94
1.4.1. Construction du modèle	95
1.4.2. Estimation des paramètres.....	97

1.4.3. Sélection des variables explicatives	98
1.4.4. Interprétation des paramètres	100
1.4.5. Vérification de la validité du modèle (significativité du modèle).....	100
1.4.6. Avantages et limites de la régression logistique	103
2. Validation des modèles de crédit scoring	103
2.1. Les taux de bons classement et la méthode de validation croisée	104
2.2. Les courbes de performances	105
2.2.1. La courbe ROC (<i>Receiver Operating Characteristic</i>)	105
2.2.2. La courbe CAP (<i>Cumulative Accuracy Profile</i>)	108
2.2.3. Relation entre AR & AUC	110
3. Conditions de succès du crédit scoring	110
4. Avantages et limites des modèles de crédit scoring	111
Chapitre 03 : Essai d'élaboration d'un système de notation et de construction d'un modèle de crédit scoring	115
Section 01 : système de notation de la CAGEX	116
1. Présentation de La CAGEX	116
2. Système de notation de la CAGEX	116
2.1. Présentation du système	116
2.2. Le Processus de notation de la CAGEX.....	118
2.3. La modélisation du risque de défaut	118
2.4. La grille d'évaluation	119
2.5. L'échelle de notation	121
Section 02 : Notation de MLA	123
1. Présentation de l'entité.....	123
2. Présentation du système de notation utilisé	124
2.1. L'appréciation quantitative de l'établissement.....	125
2.2. L'appréciation qualitative de l'établissement.....	126
3. L'élaboration de l'intervalle de notation.....	128
4. Essai d'application du système de notation sur l'établissement MLA	130
4.1. Traitement des critères quantitatifs	131
4.2. Traitement des critères qualitatifs	133
4.2.1. Historique et caractéristiques de l'entreprise	133
4.2.2. L'organisation et le management	133
4.2.3. L'analyse de l'environnement et la stratégie de l'entreprise.....	134

4.2.4. Garanties des financements	135
4.2.5. Relation avec les institutions financières nationales	135
5. L'affectation de l'entreprise MLA à sa classe selon sa note	137
Section 3 : Elaboration d'un modèle de crédit scoring	138
1. Construction de la base de données	138
2. Choix des critères de défaut et de l'horizon temporel.....	139
3. Construction du modèle	139
4. La validation du modèle de crédit scoring	143
4.1. Test de Wald.....	143
4.2. Le coefficient de détermination généralisée.....	144
4.3. Test de Hosmer & Lemeshow	144
4.4. Le test du rapport de vraisemblances	145
5. Les performances du modèle	146
5.1. Le taux de bon classement et la méthode de validation croisée	146
5.2. La courbe ROC (<i>Receiver Operating Characteristic</i>)	147
6. La construction des classes de risques	148
6.1. La détermination de nombre de classes et les probabilités de défaut associées.....	149
6.2. Identification des bornes des classes	149
6.3. Application sur l'échantillon de construction	150
6.4. La validation des classes	152
Conclusion.....	155
Annexes au chapitre 01	158
Annexes au chapitre 03	162
Bibliographie.....	180

Liste des tableaux

Tableau n° 01 : Symboles et définitions de notes utilisés par Standard & Poor's et Moody's	28
Tableau n° 02 : Principales notations financières	29
Tableau n° 03 : Agences de notation ayant le statut NRSRO.....	49
Tableau n° 04 : Les dates clés de crédit scoring	63
Tableau n° 05 : Résultats des décisions compte tenu du seuil C (matrice de confusion)	106
Tableau n° 06 : Entreprise en développement	120
Tableau n° 07 : Entreprise en création.....	120
Tableau n° 08 : L'échelle de notation à court terme	122
Tableau n° 09 : Classement de l'entreprise sur l'échelle de notation	122
Tableau n° 10 : Répartition du capital de la société MLA.....	124
Tableau n° 11 : Ratios représentant les critères quantitatifs	125
Tableau n° 12 : Critères quantitatifs	127
Tableau n° 13 : La grille de notation	130
Tableau n° 14 : Notation quantitative	132
Tableau n° 15 : Notation qualitative	136
Tableau n° 16 : Les variables sélectionnées après 3 étapes	140
Tableau n° 17 : Les résultats de la dernière étape de la régression logistique.....	141
Tableau n° 18 : Taux de bon classement	142
Tableau n° 19 : Test de nullité des coefficients	143
Tableau n° 20 : Coefficients de déterminations généralisées	144
Tableau n° 21 : Défaillances observées et prédites pour les 10 groupes	144
Tableau n° 22 : Test de Hosmer et Lemeshow	145
Tableau n° 23 : Test du rapport de vraisemblances	145
Tableau n° 24 : Taux de bonne classification de l'échantillon de construction.....	146
Tableau n° 25 : Taux de bonne classification de l'échantillon de validation	147
Tableau n° 26 : Surface sous la courbe ROC.....	148
Tableau n° 27 : Probabilités de défaut associées aux classes de risques	149
Tableau n° 28 : Construction des classes de scores.....	150
Tableau n° 29 : Affectation des entreprises de l'échantillon de construction aux classes de risques.....	151
Tableau n° 30 : Affectation des entreprises de l'échantillon de validation à leurs classes de risque	152

Liste des figures

Figure n° 01: Processus de notation de Standard & Poor's	38
Figure n° 02: Développement d'un modèle de score	74
Figure n° 03: Les trois phases du processus du crédit scoring	81
Figure n° 04: Transformation logit	97
Figure n° 05: Courbe de caractéristiques d'efficacité (Receiver Operating Characteristic). 105	
Figure n° 06: Distribution des emprunteurs selon leur score	106
Figure n° 07 : La courbe CAP	108
Figure n° 08: Les surfaces d'Accuracy ratio	110
Figure n° 09: L'analyse faite par le logiciel applicatif de CAGEX-rating	121
Figure n° 10: Echelle de notation des critères	126
Figure n° 11: La courbe ROC de la RL.....	147
Figure n° 12: La distribution des entreprises selon leurs classes de risques	151
Figure n° 13: La distribution des entreprises de l'échantillon de validation selon les classes de risques.....	153
Figure n° 14: Accords de Bâle II	160

Introduction générale

Le contexte de l'étude et pertinence du sujet

« En février 1996 déjà, le chroniqueur du New York Times, Thomas Friedman, déclarait, non sans une pointe de provocation : “Il y a deux superpuissances dans le monde aujourd’hui : les États-Unis et Moody’s. Les États Unis peuvent vous détruire en vous envoyant des bombes. Moody’s le peut également en dégradant la note de vos obligations. Et croyez-moi, il n’est pas toujours facile de savoir lequel des deux a le plus de pouvoir.” »¹

Dans un contexte de développement des marchés financiers au niveau international, la disponibilité d’une information fiable et pertinente revêt la plus grande importance pour les différents investisseurs et émetteurs. Cette dernière permet d’éclairer les décisions et de contribue à une régulation efficiente du marché.

En effet, les agents économiques ne possèdent pas tous la même information sur un actif coté sur ces marchés, et certains sont mieux informés que d’autres. Face à une telle situation, certains marchés financiers peuvent présenter une situation de forte asymétrie d’information.

Ainsi, dans plusieurs pays développés, la notation financière est venue réduire l’asymétrie d’information entre les acteurs du marché financier. Des agences spécialisées attribuent des notes à des entreprises, des établissements financiers des Etats, et orientent les décisions des investisseurs en terme de placement et de rentabilité. Toutefois, ces agences de notation, sont l’objet de nombreuses critiques : erreurs de notation ; conflits d’intérêts ; secteur oligopolistique ; etc. (M. Seffar, 2016).

Dès lors, le renforcement de l’intégrité des processus de notations et la crédibilité des agences de notations fut la préoccupation de plusieurs autorités nationales et institutions internationales (*Security Exchange Commission*, Comité de Bâle, etc.). La recommandation d’utilisation de modèles mathématiques dans les processus de notation tel que le crédit scoring, par le Comité de Bâle dans son second accord (2004), en est une illustration.

Les évolutions économiques opérées par l’Algérie depuis plus de deux décennies ont conduits à l’introduction – bien que timide – de pratiques de notation et de scoring au niveau de son secteur financier.

¹ Collard, F. (2012), « Les agences de notation ». Courrier hebdomadaire du CRISP. Vol 31 n°2156-2157, p.5

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Pertinence du choix du thème

Le lancement en 2013, du premier système de notation, par la Compagnie Algérienne d'Assurance et de Garantie des Exportations (CAGEX), en collaboration avec l'Association des Banques et Etablissements Financiers (ABEF) et les banques publiques, dans le but de consolider et d'améliorer les capacités techniques des banques en matière d'évaluation des risques sur la capacité d'une entreprise à faire face à ses engagements financiers, d'une part, et de développer de nouveaux « reflexes » chez les dirigeants d'entreprises, d'autres part.

De ce fait, il devient important d'étudier les pratiques de notations financières et de scoring exercées au niveau secteur financier algérien.

Par ailleurs, le développement de l'utilisation des systèmes experts ou des modèles mathématiques dans la notation financière, ainsi que les conclusions de certains travaux universitaires (M. Seffar, 2016 ; Z. Zerfa, 2014) ajoutent à notre intérêt envers ce thème, et confortent la pertinence de notre choix.

Problématique et hypothèse

Le présent mémoire tente d'apporter des éclaircissements et des éléments de réponse à la question suivante :

- Comment se construit un système de notations financières en utilisant un modèle de score?

De cette question principale découlent deux questions secondaires :

- En quoi consiste un système de notation financière ?

- Comment obtenir un meilleur modèle de crédit scoring à partir des différentes méthodes statistiques ?

Notre travail sera basé sur les hypothèses suivantes :

- Un système de notation financière nécessite l'utilisation d'informations de natures diverses (quantitatives et qualitatives) : économiques ; managériales ; indicateurs de performance ; etc.

- L'obtention d'un modèle de crédit scoring fiable requiert l'élimination des conditions sur les variables explicatives pour l'aboutissement à des résultats en termes de probabilités de défauts.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Organisation du mémoire

Dans le but de répondre à notre problématique, nous avons organisé notre mémoire en trois chapitres. Le premier présente une revue de la littérature sur la notation financière afin d'exposer différents aspects historiques et contextuels (naissance de l'activité de notation, les principales agences de notation, critiques, etc.) et concepts liés à ce thème (déroulement d'un processus de notation, etc.).

Dans le second chapitre, nous avons abordé, selon leur séquence historique, différentes méthodes d'élaboration d'un modèle de crédit scoring dans le but de sélectionner une méthode. Ainsi, les méthodes, de l'analyse discriminante, de la régression linéaire, Probit et Logit, ont été présentées.

Enfin, et dans le cadre de notre stage au niveau de la Commission d'Organisation et de Surveillance des Opérations de Bourse (COSOB)², nous avons tenté, dans le troisième chapitre, d'illustrer les éléments présentés dans les deux premiers chapitres à travers, dans un premier temps, un essai de notation de l'emprunt obligataire lancé par l'établissement Maghreb Leasing Algérie (MLA) en 2017, et dans un deuxième temps, l'élaboration d'un système de notation à partir d'un modèle mathématique de scores, à partir des données collectées auprès de la Banques de Développement Local (BDL).

² COSOB : Autorité du marché financier algérien.

« *Il y a des problèmes que nous ne pouvons résoudre si nous conservons la même manière de penser que celle qui les a produits* ».

Albert Einstein

Chapitre 01

Notation financière : concepts et fonctionnement

Durant des siècles les apporteurs de capitaux (investisseurs, gestionnaires de portefeuilles, banques, etc.) ont trouvé des difficultés pour rassembler les informations nécessaires à leurs décisions d'emprunt afin de minimiser leur risque malgré les garanties fournies dans ce contexte, représentées par des cautions réelles et des garanties financières. L'un des principaux résultats de leur besoins informationnels, fut la création des agences de notation.

Ces agences de notation se sont avérées nécessaires aussi pour le bon fonctionnement des marchés financiers, permettant la réduction de l'asymétrie informationnelle qui existe sur ce marché en général entre offreurs de capitaux, soucieux de la solvabilité de ses agents économiques, et demandeurs de capitaux, cherchant à financer leurs projets d'investissement. L'emploi de cette solution a commencé aux Etats-Unis, au cours du 19^{ème} siècle, par des analystes de cabinets privés, proposant aux investisseurs dans divers secteurs (chemins de fer, chimie, électricité...) la vente des informations qu'ils détenaient. Les informations proposées étaient formées de leurs propres opinions.

A cette époque les investisseurs avaient besoins d'informations et de renseignements concernant la solvabilité des compagnies américaines de chemin de fer, qui ont voulu lever des capitaux sur l'ensemble du territoire américain. Ça a commencé par l'évaluation de risque de défaut de ces compagnies puis la publication des notes liées à leurs aptitudes de remboursement de ces emprunts par des organismes indépendants. Ainsi, a été publié en 1909 le premier recueil de notation des obligations aux Etats-Unis et la création de la première agence de notation par John Moody.

Plusieurs agences de notation se sont développées ; nous trouvons, principalement, « les trois sœurs » connues sous le nom de *Big three*, en l'occurrence, Moody's (1909), Standard & Poor's (1941) et, Fitch ratings (2000). Ces agences notent une part importante des emprunts dans le monde et détiennent 95% du marché de la notation financière, ce qui a donné lieu à un oligopole. Après la faillite de la compagnie ferroviaire *Penn Américain* en 1970, et afin de gagner la confiance des investisseurs et les convaincre à investir de nouveau sur le marché obligataire,

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

les émetteurs des titres de créances ont demandé eux même de se faire noter par les agences de notation.

Plus tard dans le temps, les agences de notation était accusée dans la crise des subprimes qui a frappé l'économie mondiale, de ne pas avoir estimé les risques relatifs aux produits financiers structurés.

Le mode opératoire de la notation financière a poussé l'ensemble des acteurs du marché financier à exprimer des critiques et des soupçons à l'égard de la crédibilité des notes accordées par ces agences, et à mettre en cause leur indépendance face à l'existence de conflits d'intérêt potentiels – et parfois avérés –, puisqu'elles sont payées par les agents dont elles notent les titres. Aussi, sont-elles critiquées pour être des « boîtes noires » révélant très peu leurs méthodes d'évaluation.

Dans ce chapitre nous aborderons, dans un premier temps, la genèse de la notation financière et les différentes typologies de notes accordées par une agence. Dans un deuxième temps nous traiterons le processus de notation par la présentation des critères et points essentiels en termes d'échelle utilisée. Enfin, les principales agences de notation sur le marché financier international, leurs déontologies et leurs systèmes de rémunération seront présentées.

Section 1 : Fondements et genèse de la notation financière

1. Fondements théoriques de la notation financière

L'appréciation du risque de solvabilité peut être déterminée par différentes méthodes qui ne cessent d'évoluer, telle que l'analyse financière classique, le crédit scoring ou encore la notation financière.

L'activité de notation financière est loin d'être récente, elle remonte au 19^{ème} siècle. Son apparition est simultanée au développement des marchés financiers, particulièrement les marchés obligataires aux Etats-Unis.

Historiquement, la notation financière est née du besoin de réduire l'asymétrie d'information entre prêteur et emprunteur, et ainsi l'amélioration de l'efficacité du marché. Elle a représenté l'émergence d'un nouveau métier caractérisé par la vente d'information financière, issue d'une appréciation humaine, à partir de techniques d'analyse financière, de la solvabilité d'un emprunteur ou du produit qu'il émet.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Dans sa thèse en Sciences de gestion M. Seffar (2016), a porté son attention sur les théories fondamentales en relation avec la notation financière, notamment celles portant sur la structure du capital, en l'occurrence, la théorie *Trade-off*³ et, la théorie *Pecking Order*⁴. Ainsi, M. Seffar (2016) a présenté les résultats d'autres études qui se sont intéressées à l'influence de la notation sur les décisions relatives à la structure du capital. Parmi ces études, elle a cité l'enquête menée par Graham et Harvey (2001) qui ont cherché à examiner comment le management utilise les modèles de structure du capital pour prendre des décisions de financement. Il en est ressorti que les dirigeants d'entreprises sont plus susceptibles de suivre la théorie de financement hiérarchique (68,8%) que celle de l'arbitrage (maintenir un ratio cible d'endettement). Ainsi, le classement des principales sources de financement à long terme, par ordre de préférence de ces entreprises, sont les fonds propres, les dettes, les dettes convertibles et, autres fonds externes. De plus, ils ont montré que la majorité des grandes entreprises ont un ratio cible de la dette. Il en résulte que les notations contribuent à ouvrir aux émetteurs un accès aux financements dans les marchés de capitaux.

En outre, La théorie « *Credit Risk-Capital Structure* » (CR-CS) suggère que la structure du capital est liée aux notations. Autrement dit, grâce à la liaison entre le ratio coûts/bénéfices et les différents niveaux de notation, lors de la prise de décision relative à la structure du capital, le management prend en considération les notations de crédit.

En effet, l'étude de S. Ouni (2009) vise à mesurer l'impact de la notation de crédit des entreprises après l'introduction des scores de notation sur le pouvoir prédictif des théories fondamentales de la structure du capital (*Trade off* et *Pecking Order*), en déterminant l'impact des notations de crédit sur le comportement de financement des firmes dans le contexte de la STOT (*Static Trade off Theory*) et la théorie de financement hiérarchique (POT).

Pour ce faire, S. Ouni (2009) a effectué des tests de la théorie *Trade off* et la théorie de *Pecking Order* sur 97 firmes américaines opérant dans le secteur de l'industrie et 8 firmes tunisiennes. Par la suite, elle a modifié les tests initiaux dans le but d'incorporer les effets potentiels de notation de crédit pour les deux théories ; ce qui lui a permis de montrer, d'après ces tests,

³ La théorie *Trade-off* : Elle prédit que les firmes identifient un niveau optimal d'endettement en évaluant les coûts et les bénéfices d'une dette additionnelle. Les coûts sont essentiellement les coûts potentiels de faillite. Quant aux bénéfices, ils sont généralement liés à la réduction des taxes et des problèmes d'autofinancement.

⁴ La théorie *Pecking Order* : ou théorie de financement hiérarchique, suggère que les coûts de transaction associés aux nouvelles émissions et les informations dont disposent les dirigeants sur les perspectives de la firme, sont les raisons pour lesquelles l'entreprise finance ses nouveaux investissements en recourant tout d'abord aux fonds internes, puis à l'émission de la dette. Par conséquent, la variation de l'endettement de la firme est influencée non pas par les coûts et les bénéfices de la dette du modèle Trade off mais plutôt par les cash-flows nets de la firme.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

qu'une relation entre les notations de crédit et les décisions de financement est mise en évidence grâce à des modèles de régression linéaire multiple en panel dans le contexte de la théorie *Trade off* et la théorie de *Pecking Order*. Dans le cadre de ces deux théories, la capacité des notations de crédit à prédire les décisions de la structure du capital est soutenue comme un résultat statistiquement significatif.

Les résultats suggèrent que les scores des notations de crédit permettent une amélioration du pouvoir explicatif des simples modèles de notation (sans utilisation des scores). Ainsi, les notations de crédit influencent directement les décisions de la structure du capital.

De leur côté, la recherche de Lantin & Roy (2009) illustre le rôle des agences de notation dans les modalités de croissance externe d'une entreprise, en précisant la façon dont le processus de décision stratégique d'une entreprise peut intégrer la notation financière qui dépasse largement le cadre de sa mission initiale, en réalisant une analyse complète de la situation de crédit au travers de données quantitatives et qualitatives, publiques et confidentielles. D'où l'opportunité de la prise en compte de la notation financière – en tant qu'outil – dans le cadre de la prise de décisions stratégiques.

Ces différentes études et recherches montrent que les décisions des émetteurs sont influencées par la notation financière, et que celle-ci est un élément déterminant dans le choix de la structure du capital. D'ailleurs, selon Pinegar & Wilbricht (1989), la notation financière est le sixième critère pris en compte pour fixer la structure du capital par les directeurs financiers, et le second critère dans les décisions des présidents de sociétés en termes de détermination de structure du capital. Dans leur sondage auprès des directeurs financiers, Graham et Harvey (2001) ont constaté que les notations de crédit constituent la deuxième plus grande préoccupation des directeurs financiers lorsqu'ils envisagent d'émettre des titres de créance. Aussi, montrent-ils que le pouvoir prédictif des théories fondamentales de structure du capital "*Trade off*" et "*Pecking Order*" s'est amélioré après l'introduction des scores de notation ce qui est également mis en évidence par l'étude de S. Ouni (2009). Dans le même contexte, J.D. Kisgen (2006) montre que la notation financière joue un rôle considérable dans les prises de décisions liées à la structure du capital, en raison des coûts et bénéfices associés à différents niveaux de la notation, et que les entreprises dont la notation est susceptible d'être modifiée émettent moins de dettes pour éviter une dégradation de leur note.

Aussi, la prise en compte de notation financière dans le cadre des opérations stratégiques est illustrée par Lantin & Roy (2009) à travers l'illustration de son influence sur la prise de décision en matière d'acquisition.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Autant de facteurs ont été à l'origine de la création des agences de notation internationales permettant la réduction des problèmes d'asymétrie d'information ; citons à ce titre le développement important du marché financier et la volonté marquée des pouvoirs publics – dans les pays développés, ainsi que des pays en développement – de promouvoir la transparence de l'information financière.

L'asymétrie d'information correspond à un partage d'information non équitable ou non perçu de la même manière par tous les agents économiques dans un marché, ce qui contredit la condition de transparence d'un marché de concurrence pure et parfaite. Les dirigeants d'une entreprise par exemple peuvent disposer d'informations supplémentaires par rapport aux investisseurs. Cette asymétrie permet l'analyse des situations et des comportements de l'économie de marché. En économie, l'asymétrie d'information caractérise un échange dans lequel certains participants disposent des informations que d'autres n'ont pas.

Selon Roger (1988), « l'asymétrie d'information peut avoir deux origines : elle peut provenir soit du fait d'un partenaire disposant d'information de plus que l'autre, soit des coûts d'obtention de l'information et ces derniers entraînent probablement le phénomène de rationnement de crédit ».⁵ Elle résulte d'une conception contractuelle de la firme dans laquelle actionnaires et dirigeants sont liés par une relation d'agence⁶. Les actionnaires disposent de moyens financiers et chargent les dirigeants, de les valoriser à l'aide de compétences et d'informations qu'ils ne possèdent pas.

Cette relation est expliquée par le fait que certains acteurs financiers (les membres de cabinets juridiques, consultants en gestion et organisation et banquiers d'affaires) possèdent de postes dans les conseils d'administration ainsi que dans les comités de recrutement des dirigeants et d'élaboration de leurs contrats. D'autre part, des acteurs ayant pour fonction la réduction de l'asymétrie informationnelle entre actionnaires et dirigeants (les auditeurs ou commissaires aux comptes, les analystes financiers et les agences de notation) ont eu, par le passé, des comportements collusoires vis-à-vis de ces derniers. C'est pourquoi les agences de notation sont censées réduire l'asymétrie d'information entre les acteurs informés et ceux non informés des marchés, au sens de la théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976) et de la théorie des *Noisy rational expectations* de Grossman & Stiglitz (1980), qui démontrent d'après leur modèle

⁵ Ngongang, D. (2015), « Asymétrie d'information et rationnement du crédit bancaire dans les P.M.E. camerounaise », Revue Congolaise de Gestion, vol 1, n° 20, p14.

⁶ Jensen, M.C. et Meckling, W.H. (1976) définissent une relation d'agence comme : « un contrat dans lequel une (ou plusieurs personnes) -appelée « mandant », ou « principal »- a recours aux services d'une autre personne - appelée « mandataire », ou « agent »-, pour accomplir en son nom une tâche quelconque, ce qui implique une délégation de nature décisionnelle à l'agent ».

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

que « lorsque l'information est coûteuse, certains acteurs choisissent de ne pas être informés et donc les marchés en équilibre ne peuvent être considérés comme parfaitement arbitrés, mais ces acteurs doivent également apprendre la relation entre le rendement et le prix. Cette relation est déterminée par la fonction de prix d'équilibre. Grossman et Stiglitz montrent qu'il existe une fonction de prix d'équilibre pour leur modèle, et qu'une telle fonction de prix dépend de la proportion des acteurs informés sur le marché.⁷ ». (J.G. Degos *et al.*, 2012 ; M. Aglietta, A. Rebérioux, 2004 ; A. REMOND, 2009)

Dans son article, Lantin (2012, p. 27), explique le lien entre l'asymétrie d'information et une relation d'agence, comme suit : « une relation d'agence permet de répondre à une situation d'asymétrie d'information qui apparaît lorsque celle-ci diffère entre, d'une part, un dirigeant qui connaît a priori les composantes de son projet et les risques financiers attachés et, d'autre part, le prêteur qui dispose uniquement des informations que ce dernier accepte de lui communiquer ». De ce fait, une agence de notation assure le rôle de « mandataire » auprès de l'ensemble des investisseurs, qualifié de « principal ».

En outre, cette asymétrie d'information entre deux parties de la transaction économique est la friction centrale de la théorie financière, ce qui justifie les recherches coûteuses et la mise en place de contrats financiers spécifiques avant et au cours des transactions (F. Tripier, 2013, p. 18-19).

Ainsi, l'étude de Goyeau, Sauviat et Tarazi (2001), montre que les banques sont les plus concernées par les asymétries d'information. Pour ces auteurs, les agences de notation réduisent les asymétries d'information pesant sur l'activité bancaire caractérisée par son opacité. En effet, même si les banques réduisent les asymétries d'information entre prêteurs et emprunteurs à travers l'échange d'informations, leur activité d'intermédiation reste opaque.

1.1. Présentation générale de la notation financière

1.1.1. Les origines de la notation financière

D'après B. Carruthers & B. Cohen (2010, p. 50), à ses débuts, l'histoire de la notation financière est identique à l'activité des sociétés d'analyse de crédit, apparues après la crise de 1837, dont le but d'acquérir plus d'informations qui servent d'outils d'aide à la décision. L'apparition de

⁷ Traduit de Grossman, S.J. and Stiglitz J.E. (1980). « *On the impossibility of informationally efficient markets.* » *American Economic Review*, vol 70, n° 3, p393- 407.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

ce nouveau métier de vente d'information a conduit certains entrepreneurs à la création d'organisations spécialisées afin de fournir des informations concernant le crédit commercial au service des grossistes de la mercerie new-yorkaise. Trois entreprises finirent par dominer ce secteur : la *Mercantile Agency*, fondée en 1841 à New York par Lewis Tappan, considérée comme la première agence de notation ; la *Commercial Agency*, créée en 1842 par William Woodward et William Dusenbery et la *Bradstreet & Son Improved Mercantile Agency*, fondée en 1849 par John M. Bradstreet. À l'origine, ces agences fournissaient des rapports descriptifs *credit reports*. Ainsi, un client demandait des informations sur un marchand, et il les recevait oralement à l'agence ou par courrier⁸.

En 1853, *The Bradstreet Improved Commercial Agency* constitue pour la première fois des « notes », organisés par ville et par secteur d'activité puis, à partir de 1857, la publication par la même agence du premier guide de notation, *The Bradstreet Rating book*, couvrant plusieurs villes, plusieurs secteurs et plusieurs États à la fois, considéré comme le premier manuel de notation, permettant de prendre des décisions de gestion plus efficaces.

Le développement de la notation du crédit en tant que technologie informationnelle remonte au 19^e siècle aux États-Unis, lorsque Henry Varnum Poor proposa des informations économiques et financières aux investisseurs, souhaitant allouer leurs économies aux grandes sociétés de chemin de fer américaines, par sa publication pour la première fois de l'*American Railroad Journal* vers 1855.

En 1860, Henry Poor édite son *History of the Railroads and Canals of the United States of America*, puis en 1868, le *Manual of the Railroads of the United States* qui conquiert cinq mille abonnés au début de la décennie 1880.⁹

La couverture géographique et thématique de ces organisations fût rapidement augmentée. À la seconde moitié du 19^{ème} siècle, l'évaluation des risques au niveau des banques et des compagnies d'assurance était estimée souvent par des notes.

Au début du 20^e siècle, en 1909 est paru la notation des obligations des chemins de fer, puis les obligations d'entreprise et enfin tous types d'obligations grâce aux travaux de John Moody et la publication de son livre *Analysis of Railroads Investments*, étant le premier essai d'analyse

⁸Dans leur article publié en 2010, Bruce G. Carruthers et Barry Cohen, le définissent comme un format alternatif et plus ancien consistait à distribuer des informations au sujet d'un grand nombre d'individus au moyen d'un registre de rapports descriptifs typographiés comme ceux produits par Sheldon P. Church, l'un des pionniers de l'évaluation de crédit. Dans la continuité de Church, la *US Mercantile Reporting Company* les persévéra jusque dans les années 1880.

⁹Zerfa, Z. (2014). Le système de notation, moyen de développement du marché obligataire. Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion. Université d'Alger 3, p102.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

dont même les autorités gouvernementales ont fini par utiliser. Et puis dans la même année la fondation de la toute première agence de notation *Moody's Investors Services Incorporation* dans le but de vendre une collection d'informations statistiques décrivant l'activité d'une société donnée.

En 1916, la société *Poor's Publishing Company* de Henry Poor, a développé une méthode de notation des actions et des obligations, dans un nouveau segment d'activité, qui est la notation des titres souverains. Ensuite, vers 1922, la société *Standard Statistic Company* a mis en place un département spécialisé dans l'activité de notation. En parallèle, en 1924, la société *Fitch Publishing Company*, spécialisée dans l'édition d'informations financières (fondée en 1913 par John Knowles Fitch), communiquait au marché ses premières notations.

Le développement de l'activité de la notation financière a été stimulé par la nature de sa mission, cherchant à apporter des informations aux investisseurs, directement utilisables dans leur prise de décisions. La taille du marché américain, géographiquement étendu, qui fait que l'on préfère payer pour avoir de l'information plutôt que de courir le risque d'aller la vérifier sur place après un déplacement long et hasardeux; le rôle significatif des compagnies de chemin de fer, formant à elles seules un vaste marché des obligations est donc une cible privilégiée de l'activité de notation, qui demeure une activité encadrée aux États-Unis par des textes précis. (J.G. Degos et *al.*, 2012, P47-48)

Ainsi, « Le début des années 30 a été marqué par l'émergence de nouvelles réglementations qui devaient tendre à rendre effective, quelques années plus tard, la distinction entre les investissements qualifiés d'*investment grade* (obligations constituant un placement relativement sûr) et celles qualifiées de *speculative grade* (*junk bonds*¹⁰) »¹¹.

Cependant, « Le développement de la notation a été très long aux États-Unis et, en fait, seul un événement important imposa définitivement le rating : la faillite en juin 1970 de la première entreprise de transport américaine la *Penn Central Transportation Company*, celle-ci avait émis pour 80 millions de dollars de *commercial paper*¹² »¹³. Ce qui a renforcé la nécessité d'une meilleure information même sur le marché des créances à court terme.

¹⁰ Junk bonds : un terme qui désigne des obligations comportant un haut taux de risque, c'est-à-dire le risque que l'émetteur ne soit pas solvable. Sont souvent accusés à l'origine des crises financières car leur risque de non solvabilité peut entraîner un effondrement du marché.

¹¹ Raimbourg, P. (1990). Les agences de rating. Paris, édition Economica, p13.

¹² Titres à court terme.

¹³ Karyotis, D. (1995). La notation financière : une nouvelle approche du risque. Paris, édition la revue Banque, p17.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Ces différents scandales financiers mettent en évidence les risques associés au rôle des agences de notation, ce qui a consisté à mettre en place un système de surveillance et de suivi afin de répondre aux questions de transparence et de conflits d'intérêts. En 1975, la *Securities and Exchange Commission* (SEC) introduisit le statut *Nationally Recognized Statistical Rating Organization* (NRSRO), qui est une certification du métier de la notation, ce qui a standardisé et formalisé la pratique de la notation financière.

Par la suite, cette pratique est devenue très populaire dans le reste du monde, avec l'implantation de Moody's et de Standard & Poor's sur les marchés étrangers.

Depuis la mise en œuvre du ratio Bâle II (ou *Mc Donough*), les notes des agences sont devenues un élément central de la réglementation bancaire en pénalisant les crédits en fonction de la note du créancier et en pénalisant plus que tous les autres les créanciers non notés par les agences.¹⁴ Ce ratio a été mis au point en juillet 1988, connu sous le titre de « ratio international de solvabilité », aussi dit « ratio COOKE »¹⁵. Il définit les exigences en fonds propres que les banques doivent respecter en fonction des risques pris ; en faisant un rapport entre les fonds propres réglementaires et les montants des crédits distribués (actifs pondérés¹⁶) et il doit être d'au moins 8%¹⁷. Il se présente comme suit :

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{fonds propres réglementaires}}{\text{actifs et hors bilan pondérés par le risque}} \geq 8\%$$

En 1996, un ajustement a été introduit, prenant en compte une partie du risque de marché croissant dû au développement du risque des produits dérivés, et donnant aux banques la possibilité d'utiliser leurs propres modèles internes pour définir le niveau de fonds propres nécessaires à la couverture du risque de marché. Enfin, Il a permis l'intégration de certaines garanties hors bilan qui n'étaient pas prises en compte dans l'accord initial.

$$\text{Ratio Cooke} = \frac{\text{fonds propres réglementaires}}{\text{total des encours pondérés par le risque}^{18}} \geq 8\%$$

¹⁴ Z. Zerfa, op.cit., p. 103.

¹⁵ Du nom de l'ancien gouverneur de la Banque d'Angleterre, Peter Cooke, l'un des premiers à proposer la création du comité de Bâle et qui fut son premier président.

¹⁶ Actifs pondérés : sont les encours pondérés de crédit, concernant aussi bien le bilan que le hors bilan, dont les pondérations sont : 0% pour créances sur l'Etat, 20% pour créances sur les banques et établissements financiers, 50% pour créances hypothécaires et 100% pour d'autres crédits à la clientèle (entreprises ou particuliers). Pour les engagements du hors bilan, deux types de pondérations peuvent être distingués : des engagements classiques non liés au cours de change et au taux d'intérêt et d'autres liés au cours de change et/ou au taux d'intérêt

¹⁷ Lamarque, E. (2011), *Management de la banque : Risques, relation client, organisation*. France, 3ème Editions Pearson Education, p.195.

¹⁸ Risque de crédit + risque de marché.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

C'est pourquoi, le comité de Bâle a proposé, en 2004, un nouvel ensemble de recommandations qui définit une mesure plus performante du risque de crédit, par l'intermédiaire d'un système de notations propre à chaque établissement, ainsi que le nouveau ratio de solvabilité, le ratio de *MC Donough*, prenant en compte l'ensemble des risques bancaires (risques de crédit, risques de marché et, risques opérationnels). De sorte que l'établissement de crédit doit disposer de fonds propres réglementaires au moins égaux à 8% de l'exposition totale à ces trois risques cumulés. Autrement dit, le ratio de couverture des risques exige aux établissements de crédit de justifier en permanence que leurs fonds propres nets couvrent au minimum 8% de l'ensemble de leurs prêts (J. Makany, C. Gabsoubo-Yienezoune, 2013, p.92-93).

Fonds propres totaux = 0,08 (risque de crédit (85%) + risque de marché (5%) + risque opérationnel (10%)).

1.1.2. Définition

Selon le comité de Bâle, la notation ou rating est définie par « l'ensemble de processus et méthodes contrôlés, ainsi que les systèmes informatiques de collecte et de traitement qui permettent d'évaluer le risque crédit, d'attribuer des notations internes et de quantifier les estimations de défaut et de pertes ». ¹⁹

En d'autres termes, la notation est « un moyen d'information classique sur le niveau de risque d'un émetteur. Elle porte essentiellement sur le risque de défaillance de l'emprunteur. La note exprime un jugement sur la capacité d'un émetteur à rembourser les intérêts et le capital d'une dette à court terme à une certaine échéance ». ²⁰

Selon l'article 3 du règlement européen du 16 septembre 2009, la notation de crédit est « un avis, émis par application d'un système de classification bien défini et bien établi prévoyant différentes catégories de notation, concernant la qualité de crédit d'une entité, d'une dette ou obligation financière, d'un titre de créance, d'actions privilégiées ou autres instruments financiers » ²¹.

De ce fait, la notation mesure la capacité d'un émetteur à honorer ses échéances à court ou à long terme, elle constitue une source d'information sur le niveau de risque. Cette note est un

¹⁹ Tiré du nouvel accord de Bâle sur les fonds propres, document consultatif du comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Avril 2003.

²⁰ Percie Du Sert, A. (1999), Risque et contrôle du risque. Paris. Economica, p33.

²¹ Article 3 du règlement (CE) n° 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, Journal officiel de l'Union européenne, L 302/9, 17 novembre 2009.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

indicateur synthétique d'évaluation du risque de crédit intrinsèque à un prêt ou à un emprunteur. C'est un outil d'aide à la décision, permettant de condenser un ensemble de données dans une seule variable de synthèse, donnant une idée de la probabilité de difficultés, et synthétisant en une seule note le degré de solvabilité du demandeur de fonds.

La notation peut être définie aussi comme étant « une surveillance permanente de la mesure du risque d'illiquidité des émissions privées. Elle consiste à attribuer des notes à des titres de dettes ou à des signatures qui qualifient le risque de crédit ou de contrepartie attaché à ces titres ou ces signatures ». ²² C'est « une opinion sur la capacité d'une entité à faire face en temps et en heure aux échéances en principal et en intérêts de ses engagements financiers ». ²³

« La notation financière désigne l'attribution des notes (*ratings*) à des emprunteurs ou à des titres de dette afin d'évaluer leurs risques de défaut ²⁴ ». ²⁵ Ces notes sont exprimées en lettres, suivant une échelle de notation et une grille d'évaluation, suite à une analyse des chiffres financiers et économiques.

La notation peut être publique ou privée, en vertu du contrat entre agence et émetteur. Selon le rapport de l'Autorité des Marchés Financiers (2007, p. 19) sur les agences de notation, les notes peuvent porter sur un émetteur ou plus exactement sur un risque attaché à cet émetteur ; sinon porter sur une émission de titres.

2. Forme, typologie et activité de la notation

2.1. La notation et les termes en relation

- Rating

Le *Rating* « est un mot d'origine américaine dont la traduction littérale est "évaluation". Il est défini comme un processus d'évaluation du risque attaché à un titre de créance, synthétisé en une note, permettant un classement en fonction des caractéristiques particulières du titre proposé et des garanties offertes par l'émetteur ». ²⁶ Il désigne à la fois un processus (l'analyse du risque) et son résultat final (la note).

²² Teulie, J. & Topsacalian, P. (1997). Finance. Paris, édition Vuibert, p254.

²³ Bedaoui, I. (2006). Présentation à l'institut francophone de la régulation financière.

²⁴ Risque de défaut : correspond à la difficulté de paiement des intérêts et de remboursement du capital « potentiels » de l'émetteur.

²⁵ Paget-Blanc, E. et Painvin, N. (2007). La notation financière. Paris, édition Dunod, p1.

²⁶ Karyotis, D. op.cit., p 16

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Notation financière

L'association française des banques retient le terme "notation" en traduction du mot *rating* qui veut dire « évaluation ». La notation financière, quant à elle, est une évaluation du risque de défaillance d'une émission ou d'un émetteur par une institution indépendante et spécialisée.

La notation financière nécessite une analyse approfondie des aspects qualitatifs et quantitatifs afin d'identifier les risques de défaut. « Les questions de base sont celles qui se posent à propos des prévisions de cash-flow que l'émetteur est susceptible de générer dans le futur, et des conditions auxquelles ces cash-flows pourront être utilisés à servir les dettes émises.²⁷ ».

- Crédit scoring

« Le credit scoring est une méthode d'évaluation du risque de crédit. Il consiste en l'utilisation de données historiques et de techniques statistiques, dans le but d'isoler et de faire apparaître la contribution de certaines variables dans le critère de faillite ou de défaut²⁸. Le résultat de cette application est une "fonction score" qui, génère des "scores" pour chaque emprunteur ou emprunt.

Appelé-aussi probabilité de défaut, un score est un chiffre qui mesure la tendance de remboursement d'un crédit par son emprunteur. Les scores permettent le classement des emprunteurs selon la catégorie du risque, un emprunteur dont le risque de défaut est faible aura un score élevé et vice versa.

2.2. Typologie de la notation

Plusieurs types de notation sont distinguées, citons à titre illustratif ce qui suit :

- Notation interne et externe

Lorsque les notes sont attribuées par une banque ou un établissement de crédit, nous parlons de notation interne, et lorsqu'elles sont attribuées par des organismes autres tels que les agences de notation financière, on parle de notation externe.

²⁷ Simon, Y. (1997). Encyclopédie des marchés financiers. Paris, édition Economica, p 1276.

²⁸ Mester, L.J. (Septembre-Octobre 1997). « What's the point of Credit Scoring? », *Business review*, p3.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

« La notation externe est une note ou appréciation portée par une société spécialisée (appelée agence de notation ou de rating) sur le risque de défaut de paiement d'un titre de créance ».²⁹

Certaines méthodes peuvent faire partie d'un système de notation interne, à savoir les méthodes de scoring, les systèmes expert et les réseaux de neurones. En faisant l'objet de validation ou *back-testing* par une comparaison entre les résultats donnés par ce système de notation et les réalisations afin de juger sa validité et de constater les écarts à un certain niveau de confiance.

- Notation de référence

Une notation est dite de référence lorsqu'elle porte sur un émetteur, même en l'absence d'une émission de titres. Elle permet l'évaluation de « la capacité d'une entité notée à faire face en temps et en heure à l'ensemble de ses engagements au titre de sa dette. L'objet de l'analyse est de dégager des tendances à moyen et long termes (3 à 5 ans) et non de donner une image instantanée du crédit de l'émetteur ».³⁰

- Notation à court terme et notation à long terme

Une notation à court terme évalue la capacité de l'émetteur à rembourser ses dettes auprès des banques dont l'échéance ne dépasse pas un an tel que les crédits fournisseurs ou les crédits acheteurs.

Une notation à long terme est conçue pour les dettes dont l'échéance dépasse un an. Elle mesure la solvabilité de l'émetteur et permet à l'investisseur potentiel de se faire une idée sur le risque liée à l'emprunt émit.

- Notation souveraine

«Quand on parle de notation, on pense en général aux entreprises et aux banque, plus rarement aux risque-pays encore que depuis quelques années avec le développement des marché internationaux de la dette, cette question est devenue beaucoup plus actuelle et fondamentale.»³¹

²⁹ LE DUFF, R. (1999). Encyclopédie de la gestion et du management, Paris. Dalloz, p844.

³⁰ Autorité des Marchés Financiers. (Janvier 2008). «Rapport 2007 de l'AMF sur les agences de notation ; Notation crédit des entreprises ». France, p19.

³¹ De Polignac, J.F. (2002). La notation financière, l'approche du risque de crédit. Paris, revue banque édition, p43.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Les Etats peuvent être notés, tout comme les entreprises mais la démarche de notation n'est pas identique, celle de l'état entraîne une forte demande d'informations concernant l'évaluation des profils pays tels que le PIB, les exportations, l'inflation, les caractéristiques politiques, la situation économique, etc. elle est faite par les agences spécialisées chargés des ratings risque-pays.

- Notation sauvage

C'est une notation non sollicitée, faite par l'agence de notation généralement sans l'approbation de l'émetteur, son analyse repose uniquement sur des informations publiques de la contrepartie notée.

2.3. L'activité de notation

« L'activité de notation est née du besoin de condenser un ensemble de données dans une seule variable de synthèse, donnant une idée de la probabilité de difficultés. On raisonne, ici encore par classe de risque, la notation a un caractère statistique discret». ³²

Dans l'ensemble, quelle que soit l'entité évaluée (entreprises, Etats, emprunt, etc.) et le domaine noté, l'objectif de la notation reste l'évaluation, et l'attribution d'une note synthétique à un intervalle régulier en utilisant des informations distinctes, ainsi que des procédures spécifiques, afin de permettre à certains acteurs (décideurs internationaux, investisseurs, entreprises, ...etc.) d'apprécier la pertinence des stratégies menées par les entités notées.

Le marché de la notation recouvre deux types d'activité à savoir, une activité de « notation déclarative », aussi dite notation « non sollicitée » pour une clientèle de gestionnaires de fonds et une activité de « notation sollicitée » pour des entreprises qui demandent elles-mêmes à l'agence une évaluation. La démarche est la même que pour la notation déclarative mais l'entreprise a intérêt à fournir plus d'informations aux analystes si elle veut une analyse plus approfondie. Quel que soit l'activité de notation, la source principale d'information provient donc de l'entreprise évaluée elle-même (A. Remond, 2009, p. 158-159). « Pour de nombreux professionnels, la notation est d'ailleurs le signe d'une plus grande maturité des marchés. Les quelques disfonctionnement qui peuvent apparaître aujourd'hui seront corrigés

³² Kharoubi, C. Thomas, P. (2016). Analyse du risque de crédit : Banque et marchés. France. Revue banque, 2^{ème} édition, p71.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

progressivement. Le marché de la notation pouvant être considéré comme un marché efficient, la notation tend à se rapprocher de la valeur intrinsèque de l'émetteur ».³³

- Les échelles de notation et leur signification

Pour donner leur opinion sur la qualité de signature d'un émetteur, les agences utilisent une grille de notation. Il existe également une échelle de notation spécifique, qui permet facilement une distinction entre les émetteurs des obligations les plus solvables.

Une échelle de notation se traduit par des lettres (*notches*³⁴) de A assortis de + ou de - à D, chaque lettre détermine le degré de risque de défaut et la qualité de l'émetteur, ces symboles allient des ratings les moins risqués (AAA), donc l'assurance maximale d'être remboursée, aux plus risqués (C ou D) correspondant à un défaut partiel ou total. Lorsque l'on décline l'alphabet, la qualité de crédit se dégrade. Chaque échelle est subdivisée en deux catégories : la catégorie d'investissement (*investment grades*) regroupe les notes de meilleures qualités de crédit présentant moins de défaut de paiement et la catégorie spéculative (*speculative grades*) regroupe des notes de qualité de crédit mauvaise ou médiocre exposées au risque de défaillance. Chaque catégorie est subdivisée en notation à long terme et notation à court terme, une forte corrélation existe entre les notes à court et à long terme.

Les notes à long terme vont de (AAA) pour la meilleure, à (BBB-) dans la catégorie investissement, et de (BB+) à (D) pour la plus mauvaise, catégorie spéculative.

Ainsi « la détérioration de la solvabilité correspondant à l'intervalle entre deux notes dans une portion de l'échelle Fitch Ratings, par exemple, AAA et AA+, ne correspond pas forcément à celle correspondant à l'intervalle entre deux notes dans une autre portion de l'échelle, CCC et CC+ ». ³⁵

Donc, une note peut être définie comme étant « un avis informé » ou une « opinion autorisée » sur la qualité de «signature» d'un émetteur de crédit. Elle est exprimée de manière très laconique sous forme de codes (ou de symboles) standardisés, composés de lettres, complétés de chiffres ou de signes + ou -. Elle permet un classement en fonction des caractéristiques particulières du titre miné et des garanties offertes par son émetteur ; chaque symbole correspond à une graduation sur l'échelle de notes »³⁶. D'où, l'échelle de notation, sert comme

³³ Karyotis, D. op.cit. P158

³⁴ Notches : un cran de l'échelle. Le notching est l'action de faire varier une note existante, servant de référence, à la hausse ou à la baisse en fonction de divers facteurs. (www.vernimmen.net).

³⁵ Commission fédérale des banques. (2006). « Circulaire agences de notation ». Suisse, p 5.

³⁶ Antoine, J. (février 2006). Dictionnaire des marchés financiers. Paris, édition De Boeck, p34.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

outil de classement et fait comprendre qu'un caractère alphanumérique ou un symbole n'est pas le choix du hasard.

Chaque note est la traduction d'une situation spécifique liée au risque de défaut d'un emprunteur, de ce fait, l'organisme qui délivre les notes doit toujours fournir une grille de lecture de la note de crédit. Le tableau ci-dessous explique la signification des différentes notations utilisées par les deux agences de notation Moody's et Standard & Poor's, à noter que l'agence Fitch IBCA, utilise la même grille que Standard & Poor's.

Tableau n° 01 : Symboles et définitions de notes utilisés par Standard & Poor's et Moody's

	S&P	Moody's	Définition des symboles de notation des émetteurs
1	AAA	Aaa	S&P- Capacité extrêmement forte à respecter ses engagements financiers. Moody's- Sécurité financière exceptionnelle. Même en cas de changements de la situation financière, sa position restera fondamentalement forte.
2	AA	Aa	S&P- Capacité très forte à respecter ses engagements financiers. Il diffère faiblement de la précédente notation. Moody's- Excellente Sécurité financière. Il est moins bien noté que Aaa car le risque à long terme apparaît supérieur. Ces deux notes constituent des émetteurs à haut grade.
3	A	A	S&P- Capacité forte à respecter ses engagements financiers. Plus susceptible d'être affecté par les changements de circonstances et des conditions économiques que les précédentes notes. Moody's- Bonne sécurité financière. Des éléments actuels peuvent suggérer une possibilité de dégradation dans le futur.
4	BBB	Baa	S&P- Capacité adéquate à respecter ses engagements financiers. Des changements défavorables de circonstances ou de conditions économiques vont vraisemblablement affaiblir sa capacité à respecter ses engagements financiers. Moody's- Sécurité financière adéquate. Mais certains éléments protecteurs peuvent manquer ou être incertains sur une longue période.
	BB à C	Ba à C	Ces notes sont considérées « spéculatives ». Alors que les précédentes sont considérées « investissement ».
5	BB	Ba	S&P- De grandes incertitudes et risques face aux mauvaises conditions économiques et financières peuvent mener à une capacité inadéquate de respecter ses engagements financiers. Moins vulnérable sur le court terme que les notations plus basses. Moody's- Sécurité financière incertaine. Souvent la capacité de cette émetteur à respecter ses engagements financiers est modérée et incertaine dans le futur.
6	B	B	S&P- Capacité de respecter ses engagements financiers sur le court terme. Des conditions d'activité, financière ou économique, défavorables vont vraisemblablement détériorer sa capacité ou sa volonté de respecter ses engagements financiers. Moody's- Sécurité financière pauvre. L'assurance du respect de ses engagements financiers sur une longue période est faible.
7	CCC	Caa	S&P- Actuellement vulnérable. Sa capacité de respecter ses engagements financiers dépend de conditions d'activité, financière et économique, favorables. Moody's- Sécurité financière très pauvre. Ils peuvent être en défaut ou des éléments de risques présents peuvent empêcher le respect des remboursements prévus.
8	CC	Ca	S&P- Actuellement hautement vulnérable. Moody's- Sécurité financière extrêmement pauvre. Souvent en défaut ou des faiblesses importantes.
9	C	C	S&P- Hautement vulnérable à la cessation de paiement. Moody's- Habituellement en défaut et le potentiel de recouvrement faible.
10	D		S&P- en défaut sur une ou plusieurs de ses obligations financières.

Source : A. Sardi, (2004). Bâle II. Paris. Edition Afges, p. 39.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Les échelles retenues par les différentes agences de notation varient peu d'une agence à une autre, et chacune possède sa propre grille. Ces grilles comprennent neuf catégories auxquelles s'ajoutent des sous-rubriques notées 1, 2, 3 (Moody's) ou +, - (S&P), selon les agences.

Les échelles de notation des trois grandes agences mondiales, classées de la meilleure notation à la plus mauvaise, avec une description synthétique de chacune d'entre elles sont représentées dans le tableau suivant :

Tableau n° 02: Principales notations financières

Moody's		Standard & Poor's		Fitch rating		Commentaire
Long terme	Court terme	Long terme	Court terme	Long terme	Court terme	
Aaa	P-1	AAA	A-1+	AAA	F1+	Qualité supérieur Sécurité maximale
Aa1		AA+		AA+		Qualité haute ou bonne
Aa2		AA		AA		L'emprunteur est très fiable
Aa3		AA-		AA-		
A1		A+	A-1	A+	F1	Qualité moyenne
A2	A	A		le risque peut être		
A3	P-2	A-	A-2	A-	F2	présent dans certaines
Baa1		BBB+				BBB+
Baa2	P-3	BBB	A-3	BBB	F3	Qualité moyenne inférieure.
Baa3		BBB-		BBB-		
Ba1	Not prime	BB+	B	BB+	B	Spéculatif
Ba2		BB		BB		le risque de non solvabilité
Ba3		BB-		BB-		est plus grand sur le long terme.
B1		B+	B	B+	B	Très spéculatif
B2		B		B		Doute important sur
B3		B-		B-		le remboursement.
Caa		CCC+	C	CCC	C	Risque très important de non
Ca	CCC	solvabilité sur le long terme.				
C	CCC-	Très spéculative et très risqué				
/	D	D	DDD	/	L'emprunteur est en faillite.	

Source : www.vernimmen.com

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Comme nous pouvons le voir, la notation à long terme est plus détaillée que celle à court terme. Les entreprises ayant reçu une notation à long terme Fitch par exemple de « AAA » à « AA- » recevront la même notation à court terme « F1+ ». En effet, deux entreprises qui ont un risque de défaut légèrement différent à long terme, auront, à court terme, un risque quasiment identique.

Ces deux échelles sont liées, les notes à court terme mesurent le risque de liquidité, représentant la capacité d'un émetteur à faire face à ses engagements immédiats. Alors que les notes à long terme fournissent une évaluation du risque de crédit sur un horizon supérieur à un an. Elles mesurent la capacité d'un emprunteur à faire face au remboursement de son passif financier (sa solvabilité).

Même si les processus de notation financière des agences de notation diffèrent, les démarches suivies sont les mêmes et le but est toujours l'amélioration de l'information financière.

Section 2 : Le processus de notation

La notation financière évalue la solvabilité d'un émetteur et prend compte de plusieurs critères, comme indiqué précédemment. Elle détermine les coûts des emprunts, elle est devenue quasi-indispensable pour l'accès au marché des capitaux.

Un système de notation désigne l'ensemble des techniques et les méthodes d'analyse ainsi que, les procédures et les informations financières employés par des agences de notation permettant l'élaboration d'une note, reflétant le degré de risque présenté par une entité notée. Il est basé sur une évaluation à la fois quantitative et qualitative de la solvabilité de l'entité notée, sur une base d'informations bien étendues.

Les évaluateurs examinent les différentes informations du processus, qui sont à la fois quantitatives et qualitatives, et discutent de la détermination analytique et du résultat du processus. Pour cette discussion, ils traiteront l'univers de notation d'une manière indifférenciée, bien qu'il y ait des différences substantielles dans les entrées de données dans ces différents processus. Afin de rendre cette approche valide, les processus de jugement de base sont suffisamment similaires.

Hawkins, Brown et Campbell (1983, p. 38) notent que le processus de notation intègre des informations sur les données quantitatives fournies par l'émetteur sur sa situation financière ; les données quantitatives recueillies par l'agence sur l'industrie (le secteur d'activité), les concurrents et l'économie ; des conseils juridiques relatifs à des questions spécifiques ; les données qualitatives fournies par l'émetteur sur sa gestion, sa politique, ses perspectives commerciales, ses pratiques comptables, etc., et les données qualitatives recueillies par l'agence sur la position concurrentielle, la qualité de la gestion, les perspectives à long terme de l'industrie et l'environnement économique de l'émetteur. Les émetteurs fournissent également des informations qualitatives sur leurs choix et leurs plans stratégiques, notamment, des informations sur l'entreprise ou une autre entité; les grandes lignes de la stratégie ou de la philosophie de l'entreprise; la position d'exploitation, y compris sa position concurrentielle, sa capacité de fabrication, ses réseaux de distribution et de commercialisation; ses procédures de gestion et de comptabilité financières et ses sujets de préoccupation, le risque de réglementation gouvernementale, les grands plans d'investissement, les litiges, etc. (Timothy J. Sinclair, 2003, p.149-151).

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

D'autres informations peuvent inclure le processus de notation, y compris les états des résultats et des bilans, l'analyse des plans de dépenses en capital, les alternatives de financement et les informations, qui peuvent ne pas être connues publiquement, sont complétées par une étude de l'agence. A cet effet, Les agences disposent de leurs propres équipes d'analystes, qui sont en contact régulier avec l'entité émettrice.

La collecte et le traitement de ces informations par l'agence de notation, permet à celle-ci d'émettre un avis sur l'entité notée par décision consensuelle d'un comité au sein de l'agence de notation. Les techniques de traitement de l'information reposent sur l'expérience de notation des agences, elles ne sont que rarement remises en cause et sont propres aux agences.

Pour, J. S. Timothy, (2003, p.150), à côté des flux d'informations confidentielles le processus d'analyse reste encore flou: « *next to the confidential information flows, the most secretive aspect of the bond rating business is the analytical process that bond rating firms conduct to arrive at their judgments* ».

Aussi, dans son enquête de 2008, la SEC (*Securities and Exchange Commission*) a affirmé que les processus de notation «manquaient de transparence, que les procédures de surveillance et d'audit interne avaient connu des défaillances». Elle a souligné, par ailleurs, l'opacité des méthodologies et des processus de notation.³⁷

« Même si leur résultat permet de qualifier le risque et constitue une aide à la décision, la question de leur fiabilité reste posée. Rien ne prouve que leurs résultats soient bons. Elles peuvent être construites sur des visions ou des raisonnements erronés. »³⁸

- Afin de renforcer l'intégrité du processus de notation, l'Organisme International des Commissions des Valeurs (OICV) a adopté en septembre 2003, une série de principes généraux applicables aux agences de notation, sous forme de code³⁹, concernant quatre grands thèmes et pour chacun de ces thèmes un principe est défini sous forme d'objectif. Ces principes portent sur :

- La qualité et l'intégralité du processus de notation : le fait de produire une opinion sincère et fiable permettant de réduire l'asymétrie d'information entre les différents acteurs de marché;
- L'indépendance : en suivant ce principe, l'agence est obligée d'éviter toute activité, procédure ou relation qui peut compromettre son indépendance et l'objectivité du processus de

³⁷ Seffar, M. (2016). Impacts de la notation financière surévaluée sur la création de valeur de l'entreprise. Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion. Université de Nice Sophia-Antipolis.

³⁸ Kharoubi, C. et Thomas, P. Op.cit., p78.

³⁹ Code publié par l'OICV en 2004, www.iosco.org.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

notation , de même se protéger des conflits d'intérêts, pouvant découler de la nature de son activité ou de l'intérêt particulier du personnel de l'agence ;

- La transparence et l'opportunité de la diffusion des avis : qui est l'une des principales préoccupations des autorités nationales et internationales car les méthodes de notation sont considérées comme des boîtes noires non accessibles aux personnes extérieures à l'agence ;
- La confidentialité des informations : les employés des agences de notation sont tenus de garder le secret concernant les informations non publiques prises dans le cadre de leur travail ainsi que les informations qui ont été transmises par les dirigeants lors de l'enquête.

1. Les critères de notation

Les critères de notation sont généralement fixé selon l'entité notée (Etat, entreprise, opération) et selon qu'il s'agisse des opérations à court ou à moyen et long termes donc dépendent de la mission confiée à l'agence de notation.

Conformément au comité de Bâle (2003), et d'après la traduction française officiellement autorisée du paragraphe 2.II.B.2 du texte de l' «accord sur les exigences de fonds propres de Bâle II », un organisme externe d'évaluation du crédit (une agence de notation) doit satisfaire aux critères suivant :

- L'objectivité : la méthodologie d'évaluation du crédit doit être rigoureuse, systématique et faire l'objet d'une validation sur la base des données historiques. De plus, la notation doit être soumise à un examen permanent et refléter toute modification de la situation financière. Les notes publiées par les agences de notation doivent contribuer à réduire l'asymétrie d'information entre les différents acteurs du marché. En outre, toutes les lois et réglementations régissant l'activité de notation financière doivent être respectées, afin d'élaborer un système de notation rigoureux.
- L'indépendance: une agence de notation doit être indépendante, ne subir aucune pression politique ou économique susceptible d'influencer sa notation et être préservée dans la mesure du possible des contraintes pouvant naître de situations de conflit d'intérêts liées à la composition de son conseil d'administration, son l'activité commerciale, son actionnariat ou d'autres intérêts financiers de ses employés. De ce fait, aucun lien de dépendance ne doit être tenu entre l'agence de notation et l'entité notée.

Les analystes effectuant l'activité de notation devront être indépendants et distincts de ceux effectuant éventuellement des missions de conseils et de consulting pour l'entité notée.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- La transparence et la communication des avis : toutes les évaluations doivent être guidées par la transparence, accessibles aux établissements de crédit et entreprises d'investissement locaux et étrangers et ayant un intérêt légitime dans des conditions équivalentes. En outre, la méthodologie générale d'évaluation utilisée par les organismes de ratings doit être rendue publique. Les agences de notation doivent communiquer les informations concernant les méthodologies d'évaluation y compris la définition du défaut de paiement, l'horizon temporel et la signification de chaque notation ; le taux réel de défaut relevé dans chaque catégorie d'évaluation et l'évolution de ces évaluations, par exemple la probabilité pour des notations AA de devenir A avec le temps.

Afin de répondre aux exigences de transparence, les agences de notation communiquent leurs ratios clés par regroupement sectoriel et selon le type de l'entité notée.

- Les ressources: Le prestataire doit disposer de ressources suffisantes pour fournir des évaluations de crédit de bonne qualité et être à même d'entretenir des relations suivies avec les organes dirigeants et opérationnels des entités évaluées, de manière à renforcer la valeur des évaluations. Les méthodes utilisées doivent combiner approches qualitatives et quantitatives.

- La crédibilité et la confidentialité des informations : elles découlent, dans une certaine mesure, des critères précédents. La crédibilité est confirmée par la confiance qu'accordent des parties indépendantes (investisseurs, assureurs, partenaires commerciaux) aux évaluations externes du crédit réalisées par des agences de notation, elle est également étayée par l'existence de procédures internes destinées à empêcher le mauvais usage d'informations confidentielles. Utilisant des informations relevant du domaine public et celles relevant du domaine confidentiel, tels que les chiffres prévisionnels, les rapports internes de gestion, ou les principaux aspects stratégiques ; dont les agences garantissent à l'entreprise une confidentialité sur les informations que cette dernière leur donne.

Ces critères doivent garantir que les méthodes d'évaluation des fournisseurs de notation sont dignes de confiance et comparables dans le temps. Ils doivent permettre de faire en sorte que les notations ainsi produites soient crédibles dans le sens de l'évaluation de la solvabilité qu'elles proposent et de la différenciation qu'elles apportent. Tout d'abord, ils doivent s'assurer que le calcul des exigences en matière de fonds propres qui en résulte répond aux conditions prudentielles du Comité de Bâle pour le système bancaire mondial.

2. Les éléments pris en compte dans le processus de notation

Un processus de notation porte généralement les éléments suivants :

- Le risque économique

Le processus de notation met l'accent sur les forces et les faiblesses découlant de l'analyse de l'environnement macroéconomique et politique du pays, en tenant toujours compte des implications potentielles sur le secteur d'activité et, par conséquent, sur l'institution notée.

Souvent, ses liens avec l'État confèrent à la société une flexibilité financière supérieure à celle ne possédant pas de tels liens.

« L'analyse macro-économique permet de prendre en compte le contexte national, dans lequel évolue la société, et de mesurer quelles peuvent être les conséquences de telle ou telle décision politique ou économique sur son secteur d'activité ». ⁴⁰

La taille de l'économie, sa composition et ses perspectives de croissance sont parmi les aspects les plus importants à considérer en analysant les effets directs de l'économie sur la performance du secteur d'activité.

D'ailleurs, Y. Guessoum (2004), a également analysé l'importance du risque pays dans la notation des entreprises. Elle a montré que l'évaluation du risque pays repose sur plusieurs facteurs qui reflètent les risques associés au fait d'exercer une activité dans un pays donné. Ils incluent notamment, les risques macroéconomiques, les risques politiques, les risques liés au système financier. Dans la méthodologie utilisée pour noter les entreprises, le risque pays est un critère déterminant.

- Le risque sectoriel

Avant de déterminer la position concurrentielle d'une entité, les agences de notation apprécient d'abord le risque sectoriel.

Pour mesurer la vulnérabilité d'une entreprise et sa capacité de réaction face à des événements inattendus, une approche du secteur d'activité est indispensable. ⁴¹

Cette approche porte sur l'analyse des perspectives de croissance sectorielle au niveau national ou international, la dépendance du secteur vis-à-vis des cycles économiques, le cadre

⁴⁰ Karyotis, D. op.cit, p38.

⁴¹ Ibid., p39.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

réglementaire ainsi que l'intensité de besoin en fonds de roulement (BFR) et du capital social, du fait que certains secteurs sont considérés plus risqués que d'autres les organismes de notation exigent un niveau de solidité financière plus élevé pour une même classification.

- La situation sur le marché

Une fois analysé l'environnement concurrentiel, dans lequel opère l'entreprise notée, l'agence de notation cherche à évaluer les forces et les faiblesses de cette entreprise sur son secteur d'activité grâce à une certaine quantité d'informations, notamment : son degré de stabilité, sa part de marché et sa structure (fragmentée ou concentrée) ; son intensité, sa nature et son évolution concurrentielle ; sa rentabilité et sa structure des coûts ; sa taille par rapport aux concurrents et au secteur d'activité qui est un effet très important pour les agences de notation ; sa diversification par secteur d'activité, par pays ou par produit ainsi que ses stratégies mises en œuvre par l'équipe de direction⁴².

A travers ces quelques informations, qui ne sont pas limitatives, l'agence de notation tente de définir la stratégie commerciale de l'entreprise, son organisation et sa pertinence vis-à-vis des forces et faiblesses identifiées précédemment.

- Le risque financier

En plus des risques susmentionnés, l'analyse des agences de notation porte aussi sur la détermination du risque financier dont sa mesure nécessite un diagnostic des données comptables et de la politique financière notamment à travers les business plans confidentiels fournis par l'entreprise. Les agences de notations effectuent également une analyse financière reposant en partie sur le poids des dettes financières totales à long terme et à court terme, la rentabilité économique, la structure financière, l'autofinancement. Au terme de cette analyse, elles évaluent les incidences de l'opération en termes de flexibilité financière constituant un élément puissant dans la définition de la stratégie -peu communiqué- par les dirigeants. À la fin de ce processus, une liste de ratios principaux est utilisée pour chaque classe de note.

A ce titre, les risques financiers ne sont pas un simple fait qui peut être mesuré avec quelques ratios. Les raisons pour lesquelles une entreprise est défaillante sont nombreuses et variées et peuvent être dû à un environnement économique défavorable, des prix de revient trop élevés,

⁴² Inspiré de : Zerfa, Z. op.cit, p125

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

perte de clientèle, dettes trop lourdes, coûteuses ou risquées, etc. Ainsi, une variété de ratios pour évaluer tous ces risques apparaît nécessaire.

3. Les étapes de notation

Un processus de notation est complexe, car il se base sur plusieurs indicateurs, qui sont divisés en sous-indicateurs, avec des opérations spécifiques basées sur les flux financiers futurs qu'il convient de calibrer et de pondérer à travers des outils statistiques permettant d'évaluer le risque de défaut et à l'aide d'un modèle mathématique de notation de façon à produire une évaluation quantifiée du risque de défaut ou de perte de l'émetteur.

En effet, avant d'entamer l'analyse complète d'un émetteur, les agences de notation s'assurent d'abord que sa demande est recevable. Il n'est dans l'intérêt ni de l'agence ni de l'émetteur, de se lancer dans un processus de notation, tout en sachant à l'avance que la note sera mauvaise.

La notation financière retenue provient de Standard and Poor's (S&P) en raison de sa position de leader sur le marché de la notation, à la fois en termes d'entités classées et de présence dans différents pays. Ainsi sa bonne réputation est perçue à travers la confiance des investisseurs et du marché en général. Malgré des erreurs commises, S&P n'a pas perdu sa crédibilité d'agence de notation de classe mondiale.

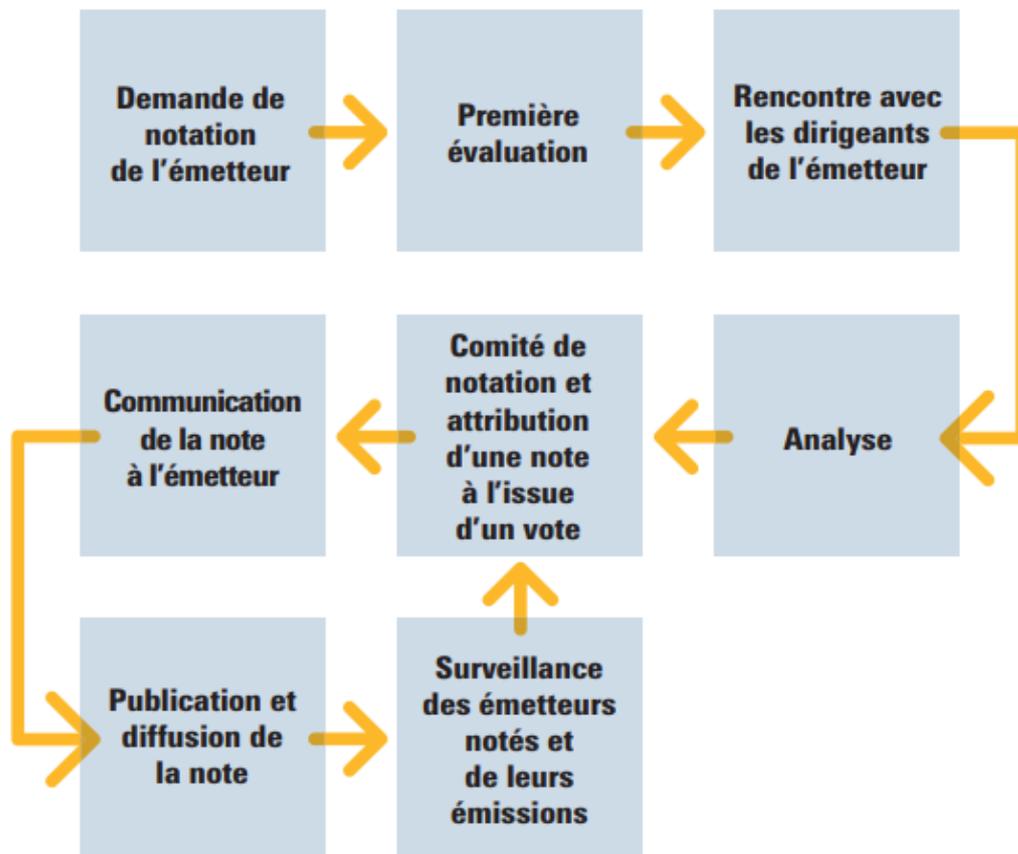
Par ailleurs, il n'y a pas de différences significatives de notations entre les trois principales agences de notation, à savoir S&P, Moody's et Fitch Rating. Il est plus souvent observé, un ajustement de la notation de Moody's et Fitch Rating après l'ajustement de la notation de S&P que le contraire.

Dans son guide de notation de crédit, l'agence Standard & Poor's a introduit un schéma explicatif des étapes permettant l'élaboration de la note financière, présenté ainsi :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Figure n° 01: Processus de notation de Standard & Poor's



Source : Standard & Poor's (2010), "Guide de notation de crédit : comprendre les notations"
www.UnderstandingRatings.com consulté le 07/03/2018

- Demande de notation de l'émetteur

Pour D. Karyotis (1995), l'entreprise souhaitant demander la notation d'une opération financière doit présenter un dossier comportant ses statuts, l'extrait du registre du commerce, ces cinq derniers rapports annuels, ses derniers bilans et comptes de résultats, ainsi que les annexes certifiées par les commissaires aux comptes, sa situation provisoire éventuellement et des indications aussi précises que possible sur la nature et la raison d'être de l'opération financière notée.

Ce dossier, sera rapidement examiné et en cas d'accord, l'agence engage l'étude nécessaire qui ne peut être engagée sans être justifiée par une opération financière ou envisagée à terme relativement proche, sauf exception prononcée. L'agence invite l'entreprise à présenter une demande signée par son principal dirigeant, comportant une adhésion explicite :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Aux conditions de publications et de révision éventuelle de la notation quand le demandeur a accepté la publication de la notation initial ;
- Aux obligations de communications d'informations (toutes publications légales ou privées, bilans, situations, comptes provisoires et définitifs, tout événement susceptible d'affecter la vie de l'entreprise) ;
- Aux conditions dégageant l'agence des responsabilités qu'elle pourrait encourir vis-à-vis de l'entreprise notée quant à l'incidence de la note ou de ses modifications éventuelles ;
- Au prix de l'étude et aux conditions de règlement.

Egalement, cette demande requiert l'autorisation explicite pour l'agence de disposer de toutes les informations qui lui paraîtront nécessaires sur l'entreprise et qui lui assurent une parfaite compréhension de la situation et des perspectives du demandeur et des conditions de réalisation de l'opération financière à noter.

- Etude et analyse

Une fois l'accord commercial signé entre l'agence de notation et l'émetteur, l'agence désigne une équipe, responsable du dossier pendant l'étude, et définit les modalités de la notation et la façon dont va être suivie la note.

Cette équipe est formée d'un analyste principal *lead analyst* qui sera chargé de mener l'étude complète du dossier et, un *back up analyst*. « Les deux analystes sont choisis en fonction de leurs compétences spécifiques pour le dossier qui leur est confié. En général, ils ont l'expérience d'autres entreprises similaires dans le secteur et le cadre géographique concernés et abordent leurs études en connaissance de cause»⁴³.

Afin de collecter la documentation nécessaire à l'évaluation, l'analyste principal établi « un schéma d'analyse » et le communique avec le client, ce schéma retrace tous renseignements et commentaires qu'il trouve nécessaire pour son étude, prenant en compte non seulement des informations publiques livrées par l'entreprise mais aussi des informations récoltées par l'agence -l'équipe responsable du dossier- à travers les entretiens faits avec les dirigeants et les membres de l'entité.

Après évaluation des informations transmises par le client et celle collectées par les analystes chargés du dossier, ces derniers programment des réunions avec les représentant des différentes directions de l'entreprise afin de mieux comprendre et connaître l'émetteur.

⁴³ De Polignac, J.F. op.cit, p 38.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Suite aux données collectées et analysées et à ses réunions, l'analyste dégage un diagnostic interne de l'entreprise portant sur ses points forts et faibles, ainsi qu'une analyse externe tenant compte de ses opportunités et ses menaces (SWOT), ce qui lui permet de préciser la position de cette entité par rapport à ses concurrents sur le marché national et international et aussi sa solvabilité.

En pratique, les analystes des agences de notation étudient toutes les composantes susceptibles d'affecter les probabilités de défaillance, qui sont vérifiées par une classification chiffrée sur laquelle repose l'étude qualitative pour déterminer la note.

- La notation (Rating)

A cet effet, l'équipe rédige un rapport soumis au comité de notation à qui revient l'attribution de la note, constitué d'analystes confirmés de l'agence et de spécialistes du secteur d'activité de l'entreprise et désignés selon leurs expériences et leur indépendance. L'analyste principal (*lead analyst*) propose une note au comité dont il sera responsable du suivi de la note, les membres du comité vont commenter le rapport et les décisions sont prises à l'unanimité selon le principe « un vote, une voix ».

- La communication et la publication de la note

Après la décision du comité de notation, la note établie est alors communiquée à l'émetteur avec les explications et les justifications utiles, et sa diffusion ou non en fonction de l'agence lui revient. En cas d'accord, la note accordée est rendue publique par voie de communiqué de presse et elle sera mise en ligne sur le site de l'agence.

Dans le cas où l'émetteur refuse la publication de la note, il ne peut l'évoquer dans ses relations avec des tiers, qu'avec la permission de l'agence.

« A l'appui de son appel, l'émetteur apporte en général des éléments ou pour le moins des éclairages nouveaux. Ces éléments font l'objet d'un examen par le comité qui décide de maintenir ou de modifier la note d'origine. Quel que soit la décision, elle est de nouveau communiquée à l'émetteur, qui ou bien l'accepte, et dans ce cas elle est rendue publique selon les modalités précisées précédemment, ou bien l'entreprise refuse définitivement la note proposée auquel cas il n'en sera pas fait état ».⁴⁴

⁴⁴Idem, p40.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Selon l'Autorité des Marchés Financiers (2012), 4% à 5% des notes ne sont pas destinées à la publication, cela concerne les dettes privées.

- Surveillance et mise à jour de la note

Afin de rester toujours crédible, la note publiée n'est pas fixe, elle est suivie annuellement par l'analyste en examinant régulièrement la solvabilité de l'émetteur, en lançant une révision de la situation de la notation, ou encore mettre à jour la note sur une base opportune. Cette note peut changer à la hausse ou à la baisse. « Si le suivi de la notation est permanent, les agences font généralement une revue complète de la société une fois par an. Les agences peuvent adopter par ailleurs un processus de suivi, en général effectué annuellement, pour évaluer la qualité et l'homogénéité des notations de crédit, au sein d'un groupe d'entités homologues « *peer group* »⁴⁵.

« La mise sous surveillance signale aux investisseurs qu'un événement (acquisition, cession, fusion, etc.) est susceptible d'entraîner, après analyse, une modification de la note».⁴⁶

Dans la recherche menée par Lantin et Roy (2009), les agences mettent les entreprises sous surveillance « *rating watch* » lorsqu'un événement particulier (évolution économique, perte soudaine de clientèle, etc.) est susceptible d'entraîner une modification de la note. L'entreprise informe de manière confidentielle l'agence qui va procéder à une première analyse indiquant le sens de la surveillance qui peut être positive, négative ou indéterminée (évolutive ou neutre) au jour de l'annonce officielle. La note est ainsi suspendue et l'agence procède à une évaluation approfondie de l'impact de l'événement, puis elle rend publique la nouvelle note qui peut s'avérer ou non différente de son niveau initial dans une période de trois mois.

Les changements de notations peuvent se limiter à 1 cran mais peuvent atteindre 4 crans. Les plus importants sont ceux du passage de la catégorie Investissement à la catégorie spéculative. Etant donné que la note n'appartient plus à l'émetteur mais aux investisseurs pour lesquels elle constitue un moyen d'information, «les modifications éventuelles proposées par la direction de l'agence sont décidées par le comité de notation et peuvent être publiées par l'agence sans accord particulier»⁴⁷.

⁴⁵ Autorité des Marchés Financier : « Rapport 2007 de l'AMF sur les agences de notation ; Notation crédit des entreprises », France, Janvier, 2008.

⁴⁶ P. Quiry, Y. Le Fur. (2016), Finance d'entreprise. Paris. Dalloz, 14ème édition, p 530.

⁴⁷ Karyotis, D. op.cit, p 26.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Pour de multiples raisons (remboursement de l'emprunt, cessation d'activité, absence d'information suffisante pour assurer le suivi de la note), les agences peuvent décider de ne plus donner de note⁴⁸.

⁴⁸ Zerfa, Z. op.cit, p 133.

Section 3 : Les agences de notation

Dans un contexte imposant la gestion de l'information financière, la mise en place d'un outil de comparabilité international était devenue indispensable, d'où la grande importance de la notation financière. Des lettres compréhensibles par les différents acteurs des marchés financiers mondiaux, traduisant des probabilités de défaut, deviennent des critères d'évaluation des risques, reliant des millions d'émetteurs et d'investisseurs.

Au fil des innovations financières, l'utilisation des notations s'est élargie et depuis les années 1980, les agences de notation ont connu un développement sans précédent.

Le développement rapide de la notation financière depuis lors est expliqué essentiellement par la mondialisation financière suite à la libéralisation des mouvements de capitaux, amorcée à la fin des années 1970, justifiée par une volonté de réduire les taux d'intérêt et d'amélioration de l'épargne.

« Si la fin du XIX^{ème} siècle et les premières décennies du XX^{ème} ont permis aux agences de définir précisément leur activité et d'asseoir leur méthodologie, il a fallu attendre l'après deuxième guerre mondiale pour voir le rating se développer tant aux Etats-Unis que dans les autres pays». ⁴⁹

Pour qu'une agence exerce son activité de notation, elle doit récolter et analyser un certain nombre d'informations nécessaires et relatifs à l'entité notée.

Dans ce sens, l'agence doit étudier les éléments opérationnels, en particulier l'évaluation du degré de dépendance de l'entreprise vis-à-vis de son secteur d'activités et par rapport à l'évolution économique globale, analyser les ratios financiers et comptables, et aussi construire une idée claire sur la structure et la stratégie financière de l'entreprise qui est le résultat d'entretiens avec l'entreprise dans lesquels les dirigeants expliquent leur politique de financement et de distribution des résultats au cours des mois à venir et l'évolution de la structure du capital.

la démarche d'une agence de notation passe à la fois par une évaluation de paramètres qualitatifs (taille de l'entreprise, politique financière, structure financière, portefeuille, secteur d'activité, stratégie commerciale, avantages concurrentiels, position sur le marché, diversification géographique, opportunités de croissance,...etc.) et d'autres quantitatifs (chiffre d'affaires,

⁴⁹ Raimbourg, P. op.cit, p13.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

cash-flow disponible, ratios de cash-flow⁵⁰, ratio de capitalisation, ratios de levier financier et de couverture, ratios de rentabilité, ratios de liquidité, taux de croissance, etc.)

1. Définition, rôle et réglementation des agences de notation

1.1. Définition et évolution

De nombreuses définitions, ont été attribuées aux agences de notation convergeant toutes vers le même sens, dont nous pouvons en citer :

« Les agences de notation sont des organismes indépendants chargés d'évaluer la sécurité financière des entreprises, des banques, des compagnies d'assurance et même des Etats. Ils attribuent à chaque société une note qui mesure sa capacité d'emprunter»⁵¹

« Une agence de notation a pour fonction d'apprécier, sur les marchés financiers, les risques de non-respect des engagements des emprunteurs à l'égard de leurs créanciers. Il s'agit non seulement d'une estimation du risque de faillite de l'emprunteur, mais, au-delà, d'une estimation de tous les incidents de trésorerie qu'il peut connaître et qui seraient susceptibles de l'amener à ne pas respecter ses engagements contractuels à l'égard de ses créanciers».⁵²

Les agences de notation sont des firmes qui mesurent le risque de défaut des emprunteurs obligataires (émetteurs de titres de dettes), en leur attribuant une note suivant leurs échelles en la diffusant au grand public. Cette note sera mise à jour durant toute la durée de vie de l'obligation moyennant un suivi sur son comportement sur le marché (Z. Zerfa, 2014).

Ces organismes de notation ont chacune une méthodologie et une échelle de notations propres, mais équivalentes entre elles. Outre qu'elles assignent une note portant sur la qualité de crédit globale des entreprises, construisent également des matrices de transitions reflétant l'évolution moyenne des entreprises dans l'échelle des ratings. Il s'agit de donner une pondération à chacun des actifs.⁵³

⁵⁰ CF/CA (rentabilité d'une entreprise), CF/dettes (solvabilité) et CF/valeur de l'entreprise à la bourse (rentabilité d'un investissement).

⁵¹ De Polignac, J.F. op.cit. p19.

⁵² Raimbourg, P. op.cit. p8

⁵³ Jean, M. (1992). Monnaie et banque en Afrique Francophone. Paris. Editions Edicef/AUPEL, p374.

1.2. Rôle des agences de notation

D'après Cantor et Packer, (1994) ; Paget-Blanc et Painvain, (2007), les agences de notation ont un rôle de traitement de l'information pour les marchés financiers, ainsi leur activité principale est d'évaluer la capacité d'honorer les obligations financières d'un émetteur ou d'un instrument financier et à donner des avis sur la qualité du crédit. Ainsi, il est considéré que l'opinion d'une agence est reflétée par une notation de crédit à partir d'une analyse financière et opérationnelle, fondée sur l'analyse des éléments quantitatifs et qualitatifs relatifs à la position actuelle et prévisible de l'entreprise (Jean-Guy Degos *et al*, 2012, p56).

D'après le guide de la notation de crédit publié par Standard & Poor's, la création des agences de notation a permis de réduire l'asymétrie d'information ce qui va améliorer l'efficacité du marché.

Noter, c'est à la fois révéler et dissimuler des informations. Ces agences sont considérées comme des institutions privées, dont l'activité commerciale est l'évaluation du risque de non remboursement des dettes d'un emprunteur. Deux principales fonctions peuvent être distinguées pour les agences de notation, à savoir :

- La notation financière : le rôle d'une agence de notation est l'évaluation du risque de crédit, afin d'établir et de publier une note sur la qualité de crédit d'un emprunteur ou sur la probabilité de perte ;

- L'information et le conseil : par la vente des informations statistiques et financières qu'elles récoltent dans le cadre des analyses qu'elles mènent pour établir leurs échelles de notation.

Donc nous pouvons constater que l'activité des agences de notation financières est d'évaluer tout type d'émetteur obligataire présent sur les marchés financiers, qui peuvent être les États souverains, les banques, les institutions financières, Les compagnies d'assurances, les entreprises industrielles, commerciales et de services, les collectivités locales, les organismes de placement collectifs en valeurs mobilières, etc.

1.3. Réglementation des agences de notation

Libres de toute réglementation jusque dans les années 1970, les agences de notation ont dû ensuite se soumettre, aux États-Unis, à un certain nombre de règles édictées par la SEC (*Securities and Exchange Commission*), qui ont été renforcées après les scandales comptables

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

des années 1990 pour aboutir au *Credit Rating Agency Reform Act* de 2006 en faveur d'une plus grande concurrence et d'une plus grande transparence.⁵⁴

L'activité des agences de notation est intégrée dans de nombreuses réglementations financières que ce soit aux USA ou en Europe, ce qui contribue à renforcer sa crédibilité.

Jean-Guy Degos et *al.* (2012) se sont intéressés aux changements dans la réglementation du secteur de la notation. Ces changements concernent l'évolution réglementaire aux USA et en Europe entre 2003 et 2010. Après les désordres provoqués par la faillite du groupe Enron, en juin 2003, le législateur fédéral américain a décidé de revoir le problème de la réglementation des agences de notation et de leur statut NRSRO (*Nationally Recognized Statistical Rating Organization*). Par la suite, en septembre 2006, la promulgation du *Credit Rating Agency Reform Act* remplace le système d'accréditation par la SEC, des agences de notation souhaitant être reconnues – comme NRSRO – par un système d'enregistrement des agences auprès de la dite SEC. Puis, le 15 juillet 2010, la loi de réforme de la finance renforce l'encadrement des pratiques des agences de notation. Elle est fondée d'une part, sur la réduction des conflits d'intérêts et d'autre part, sur la réduction de la dépendance à la notation. Quant à la réglementation en Europe, parallèlement à l'évolution de la réglementation américaine, en janvier 2004, la Commission Européenne a été mandaté par le Parlement européen pour étudier la création d'une « Autorité européenne d'enregistrement des agences ». Dans un communiqué de presse du 13 décembre 2005, le Comité des régulateurs européens précise que le processus de contrôle de conformité sera laissé à la discrétion des agences de notation, et devra faire un rapport annuellement au comité, sur la prise en considération de ces mesures. Ainsi, Le procès-verbal du 23 avril 2009, à Strasbourg, entérine le rapport sur la proposition du Parlement européen et du conseil sur les agences de notation de crédit, d'après ce règlement, toutes les agences qui souhaitent que leurs notations soient utilisées dans l'Union Européenne doivent demander leur enregistrement. Enfin, en décembre 2010, la préparation d'une consultation pour prendre de nouvelles initiatives législatives afin d'encadrer l'activité de notation portant sur les thématiques de réduction de la dépendance aux notations, conflits d'intérêts et modèle de rémunération « émetteur-payeur ».

Les agences de notation sont surveillées aux Etats-Unis par la SEC (*Securities Exchange Commission*), qui accorde le statut de NRSRO (*Nationally Recognized Statistical Rating Organisation*). Egalement, le parlement européen vient de se doter de sa propre réglementation,

⁵⁴ Autissier, D. Bensebaa, F. Boudier, F. (2010-2011). L'Atlas du management. Les éditions d'organisation, P453

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

prévoyant une procédure d'enregistrement des agences auprès du CESR (*Committee of European Securities Regulators*), applicable à partir d'avril 2010. De plus, l'IOSCO (*International Organization of Securities Commissions*) a publié un code de conduite auquel les agences tendent à se conformer.

Des responsables politiques ont formulé une déclaration conjointe pour améliorer les organismes de notation. L'idée est de développer un cadre pour leur méthodologie plus que leur statut ou leur nombre. Le principal domaine d'amélioration était souvent le durcissement des règles en matière de conflits d'intérêts afin d'éviter que les agences se retrouvent en situation de juge et partie.

Selon cette réglementation, les agences de notation peuvent fournir des services de conseil et noter des instruments financiers si elles ne disposent pas d'informations de qualité en quantité suffisante sur lesquelles fonder leur notation. En revanche, elles doivent rendre publics leurs modèles, méthodes et principales hypothèses de notation, publier un rapport de transparence annuel, mettre en place un système de contrôle interne de la qualité de leurs notations et s'assurer l'indépendance de la rémunération des membres de leur conseil d'administration ou de surveillance des performances économiques de l'agence.

Une étude d'Eleswarapu et *al.*, (2004), a conclu qu'après l'introduction de ce règlement, l'asymétrie d'information a diminué, en particulier pour les titres des petites entreprises et pour les moins liquides.

2. Les principales agences de notation

Les premières agences de notation ont été créées au 19^e siècle, après la croissance du nombre d'entreprises ayant besoin de financement. En 1860, Henry Farnum-Bauer a eu l'idée d'informer les épargnants en évaluant les valeurs en fonction des risques qui leur sont associés.

Dans les années 1990, après quelques nouvelles fusions, leur nombre s'est réduit à trois agences dominant le secteur et constituant ce qui est communément désigné par *The Big Three* : *Moody's Investor Service*, *Standard & Poor's* et, *Fitch Rating*. Parmi les petites agences se partageant les 5% de marché restant, citons, en 2003 la société canadienne *Dominion Bond Rating Service Ltd* qui a été acceptée après de fortes pressions politiques, puis en 2005 l'américaine *A.M. Best Company*, très appréciée pour les notations dans le secteur de l'assurance. Les règles de fonctionnement NRSRO ont été modifiées après des années de critiques et le *Credit Rating Agency Reform Act* est promulgué en 2006 ; ce dernier cherche à

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

règlementer les processus de décision interne des agences de notation de crédit (CRA), mais interdit à la SEC de règlementer les méthodes de notation des sociétés membres NRSRO. Juste après, en 2007, deux agences de notations japonaises, *Japan Credit Rating Ltd.* et *Rating & Investment Information Inc.*, spécialisées dans certaines niches géographiques ou sectorielles, plus une société américaine de la région de Philadelphie, *Egan-Jones Rating Company*, sont ajoutées à la liste officielle. (Jean-Guy Degos et *al.*, 2012, p.49)

D'autres agences de notation ont été créées en Chine, en Russie et au Japon, notamment, sans obtenir le statut NRSRO. Citons à titre d'exemple, une agence de notation financière Chinoise *Dagong Global Credit Rating*, créée en 1994, qui n'a pas réussi à obtenir l'accréditation SEC en octobre 2010, en raison du manque d'informations présentées, malgré le fait que ses notes ont été jugées plus crédibles que celles de ses concurrentes aux États-Unis, notamment, pour leur classement dans les pays de l'OCDE (Organisation de Coopération et de Développement Economique). Cette agence de notation chinoise et ses partenaires américaine *Egan Jones* et russe *Rusrating* ont annoncé en fin d'année 2012 vouloir créer un groupe de notation mondial "*Universal Credit Rating Group*", capable de rivaliser avec les trois sœurs. Ce groupe de trois pays devait fournir des services sans défendre les intérêts des Etats Unis.

D'autres agences sont généralement spécialisées, "*Kroll*" dans la notation des institutions financières, "*Morning star*" dans la notation des institutions financières et des produits structurés, etc.

Nous résumons les principales sociétés agréées depuis avril 2011 par le règlement NRSRO modifié⁵⁵ dans le tableau ci-après :

⁵⁵ En 2006, après des années de critiques, les règles de fonctionnement NRSRO sont modifiées et le *Credit Rating Agency Reform Act* promulgué ; ce dernier cherche à règlementer les processus de décision interne des CRA, mais interdit à la SEC de règlementer les méthodes de notation des sociétés membres NRSRO.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 03: Agences de notation ayant le statut NRSRO

	Année	Nom de l'agence
1	1990	Moody's Investor Service
2	1990	Standard & Poor's
3	1990	Fitch Rating
4	2003	Dominion Bond Rating Service Ltd.
5	2005	A.M. Best Company
6	2007	Japan Credit Rating Ltd.
7	2007	Rating & Investment Information Inc.
8	2007	Egan-Jones Rating Company
9	2010	Morningstar Inc.
10	2010	Kroll Bond Rating Agency

Source : J.G. Degos et *al.* (2012), « Les agences de notation financières. Naissance et évolution d'un oligopole controversé ». Revue française de gestion, p. 49.

2.1. Les trois sœurs

Pour A. Brambilla (2012) ; F. Collard (2012), les agences de notation ont un caractère oligopolistique contrôlant 90% du secteur. Il s'agit d'un « oligopole anglo-saxon », une triade qui protège les intérêts anglo-saxons. Elles sont les plus importantes, et pour ainsi dire sont les seules dont le nom soit connue du grand public : Standard & Poor's, Moody's et Fitch Rating. Ces agences créées à des dates différentes, avaient chacune à son niveau, suffisamment d'atouts pour survivre, se développer et rester chacune l'une des trois composantes d'une structure oligopolistique, partageant environ 95 % des revenus générés par la notation financière. Standard & Poor's et Moody's détiennent 80% du marché, exprimé en chiffre d'affaires, Fitch Rating 14%. En 2010, leur chiffre d'affaires était de 2,9 milliards de dollars pour Standard & Poor's, de 2 milliards pour Moody's Corporation et de 732,5 millions de dollars pour Fitch Ratings.

Nous parlons couramment des trois grandes agences « anglo saxonnes ». Malgré un actionnaire français pendant longtemps majoritaire dans Fitch Ratings, étant donné que Les sièges sociaux de Standard & Poor's, de Moody's et de Fitch Ratings se situent aux États-Unis. Toutefois, le management de cette dernière se situe en partie aux États-Unis et en partie au Royaume-Uni.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Standard & Poor's

« L'origine de Standard and Poor's (S&P) remonte à deux sociétés américaines de renseignements financiers : *Poor's Publishing*⁵⁶ fondée en 1860 et le *Standard Statistics Bureau* fondé en 1906»⁵⁷. En 1941, *Standard Statistics* et *Poor's Publishing Company* fusionnent leurs agences afin d'introduire plus de transparence dans l'information financière formant *Standard & Poor's* qui constitue le premier acteur du marché de la notation au plan mondial. La plus importante en termes de nombre d'implantations représentant à fin 2011 plus des deux tiers des entités notées dans plus de 100 pays, et plus de 10 000 employés sont présents dans vingt-trois 23 pays et détient plus de la moitié des parts de marché. Cette agence appartient depuis 1966 au groupe d'édition -spécialisé dans la publication d'indices boursiers et de livres scolaires *McGraw Hill Companies*, une société américaine qui produit de l'information financière et spécialisée dans la notation des entreprises industrielles. En 1957, Standard & Poor's a lancé le S&P 500 Stock Index, composé de 500 titres cotés à la bourse de New York.

Un succès indéniable de cette entreprise, qui en 1984, a ouvert l'agence de Londres puis en 1986 celle de Tokyo. Par la suite, il lui a fallu constituer une joint-venture avec l'Agence d'évaluation financière (ADEF) afin de rejoindre le marché français. Plus tard, elle a réalisé l'acquisition de la société australienne *Australian Ratings*. Parallèlement à cette volonté d'extension mondiale, Standard & Poor's construisait en 1991, l'indice *MidCap* 400, bientôt suivi de *SmallCap* 600 en 1994, complétant l'offre du S&P 500, puis du S&P 1 500.

En 2010, Standard & Poor's, est présente dans plus de 20 pays de grande importance économique, avec 8 500 employés, soit une augmentation de 2 200 employés par rapport à 2005. Avec 44 % du marché, en 2009, elle notait, 955 entreprises, 306 établissements financiers et 173 collectivités locales (F. Collard, (2012) ; J-G. Degos et al. (2012)).

Les produits et services de Standard and Poor's sont offerts à travers ses trois principales filiales, à savoir : *Standard and Poor's rating services* spécialisée dans la notation des crédits, des entreprises, des institutions financières, des Etats et collectivités locales et des produits structurés, nous trouverons aussi *Standard and Poor's Dow Jones Indices* qui est le principal fournisseur d'indices boursiers au monde, combinant une grande variété d'indices de référence pour répondre à un éventail de besoins des investisseurs et enfin *Standard and Poor's Capital*

⁵⁶ La fusion entre *Moody's Manual Co.* et *Poor's Railroad Manual Co.*, a pris le nom de *Poor's Publishing Co.*

⁵⁷ J-F. De Polignac, op.cit, p127.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

IQ., constituant une marque de *The McGraw-Hill*, est un fournisseur de premier plan de données *multi-asset class* (classe multi-actifs), de recherches et d'analyses pour les investisseurs institutionnels, les conseillers en investissement et les gestionnaires de patrimoine à travers le monde entier, ces fonctions permettent également l'analyse des risques et des stratégies d'atténuation.

- Moody's corporation

Moody's Investors Service (Moody's), agence officiellement fondée en 1914, avec pour vocation de lutter contre l'asymétrie d'information entre émetteurs d'obligations et investisseurs.

« Moody est un composant essentiel des marchés mondiaux des capitaux qui fournit des notations de crédit, des recherches, des outils et des analyses qui contribuent à la transparence et l'intégration des marchés financiers. *Moody's Corporation* est la société mère de *Moody's Investors Service*, qui fournit des notations de crédit et de recherche couvrant les instruments de créance et des titres, et *Analytics Moody*, qui offre des logiciels de pointe, des services de conseil et de recherche pour le crédit et l'analyse économique et financière pour la gestion des risques. La société, qui a enregistré des revenus de 2,3 milliards de dollars en 2011, emploie environ 6 700 personnes dans le monde et maintient une présence dans 28 pays»⁵⁸.

Créée en 1908 par John Moody (1868-1958), journaliste autodidacte, spécialisé dans les questions financières. Elle commence à partir de 1909, à attribuer des notes de crédit, d'abord aux sociétés ferroviaires, avec beaucoup de détails et de pertinence. Progressivement, la notation de Moody's s'étend à toutes les grandes catégories d'émetteurs, notamment celles liées aux marchés publics. En 1914, elle a créé *Moody's Investors Services*. Moody's a ainsi prouvé sa capacité à noter des entreprises indépendamment de leurs position et de leurs destin. Longtemps après, à partir des années 1970, Moody's a étendu son activité de notation à divers types de « papier commercial » et de dépôts bancaires, y compris les émetteurs des titres et les investisseurs.

De 1962 à 2000, Moody's était une propriété de *Don & Bradstreet*. Puis cotée à la Bourse de New York depuis 2000, elle est détenue, à 13 %, par le fonds d'investissement *Berkshire Hathaway*, propriété du milliardaire Warren Buffet. Moody's se classe deuxième sur le marché mondial de la notation avec 35 % de parts de marché et 1 300 analystes.

⁵⁸ <http://www.moodys.com/Pages/atc.aspx>, 11/03/2018

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

« Depuis le 7 août 2007, Moody's a adopté une nouvelle organisation opérationnelle avec deux divisions d'exploitation distinctes : *Moody's Investors Service* (MIS) qui se charge des services de notation financière et des services auxiliaires et *Moody's Analytics*, qui regroupe l'ensemble des activités et des services n'ayant aucun rapport avec le processus de notation de crédit comme *Moody's KMV*, *Moody's Economy.com*, *Moody's Wall Street Analytics*, ainsi que les ventes et le marketing pour l'ensemble du groupe »⁵⁹.

Depuis 2008, Moody's appartient à Moody's Corporation et emploie 3500 employés dans 27 pays. Elle note plus de 5500 entreprises et une centaine d'émetteurs souverains Moody's est particulièrement présente en Europe occidentale et au Japon.

Moody's Corporation fournit une gamme de services dans divers secteurs et de catégories d'investisseurs, grâce à ses deux principales filiales *Moody's investors services* qu'est un fournisseur principal de notation de crédit, de recherche et d'analyse des risques, c'est une société active dans l'analyse financière des entreprises et des organismes gouvernementaux. Et *Moody's Analytics*, grâce à son expertise, son expérience dans l'analyse de crédit ainsi que la recherche en économie et en gestion des risques financiers, elle est le fournisseur de solutions de gestion des risques.

- Fitch rating

« Fitch Ratings est une agence de notation internationale de premier plan offrant aux places financières du monde entier des opinions indépendantes sur des questions d'actualité ainsi qu'à caractère prospectif, concernant la qualité de crédit des émetteurs de dette et leur secteur. L'agence, qui s'est développée par croissance interne et par acquisitions stratégiques, a connu une croissance rapide au cours des dix dernières années, durant lesquelles elle s'est assurée une forte présence dans le monde entier et sur tous les segments des marchés de taux».⁶⁰

De même, l'agence Fitch a débuté comme éditeur d'informations statistiques et financières, fondée en 1913 à New York par John Knowles Fitch sous le nom de *Fitch Publishing Company*. En 1924, elle s'est lancée dans le métier de la notation en introduisant l'échelle de notation allant de "AAA" à "D". En 1975, elle était l'une des sept premières agences de notation reconnues par la SEC avec le statut de NRSRO. En 1989, la question de l'augmentation de capital et sa nouvelle gestion lui a permis d'obtenir des offres spectaculaires. Cette croissance

⁵⁹ Autorité des Marchés Financiers : «Rapport 2008 de l'AMF sur les agences de notation», Paris, 22 janvier 2009.

⁵³ www.fitchratings.fr

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

s'est poursuivie dans les années 1990, pour se distinguer de ses deux principaux concurrents. Sa couverture mondiale est facilitée après sa fusion en 1997 avec l'agence internationale de notation de crédit *IBCA Limited*, agence de notation basée à Londres spécialisée en notation des banques et assureurs. Après un long passage à vide, Fitch Ratings a quant à elle été rachetée en 1997 par la holding française Fimalac qui détient 80 % du capital. La dynamique de croissance de Fitch compte 3 000 employés dans ses 49 bureaux mondiaux, New York et Londres étant les deux chefs de file. En janvier 2005, Fitch a pris le contrôle d'*Algorithmics*⁶¹, pour compléter ses méthodes et produits d'analyse des risques. Enfin, en 2008, Fitch a fondé *Fitch Solutions*, société de formation spécialisée dans les connaissances avancées et de gestion sur les titres à revenu fixe et les techniques de gestion des risques de crédit. Cette offre de formation de Fitch Solutions est complétée via les services d'une autre filiale complémentaire, *Fitch Training*. En 2010, Fitch Rating, qui représente, 14 % du chiffre d'affaires mondial des agences de notation internationales, notait 3 500 banques et 1 400 compagnies d'assurances. Elle analysait 2 000 émissions d'entreprises, 300 émissions d'États et d'autorités territoriales, 46 000 émissions municipales et 6 500 émissions de financement structuré aux États-Unis. (F. Collard (2012) ; JG. Degos et al. (2012))

Actuellement, Fitch Ratings est contrôlée par Fimalac, présidée par Marc Ladreit de Lacharrière, à hauteur de 60%, et par le groupe Hearst (groupe de médias américain), à hauteur de 40%. Elle se profile comme la troisième plus grande agence de notation transnationale, derrière Standard & Poor's et Moody's, avec 18 % de parts de marché et 1 140 analystes ; l'agence note des émetteurs et des entités dans 90 pays.

2.2. La reconnaissance des trois sœurs par la SEC

Ces trois agences sont d'abord identifiées par le statut d'organisations de notation statistique reconnus au niveau national NRSRO (*Nationally Recognized Statistical Rating Organizations*), accordés par la *Securities and Exchange Commission* (SEC).

Les notations des organismes sur lesquelles les investisseurs comptent, proviennent principalement de ces agences. Certaines agences avaient obtenus le statut NRSRO, mais la plupart ont été rachetées par ces trois grandes agences actuelles.

⁶¹ Algorithmics : entreprise canadienne de Toronto, avait une place enviable sur le marché de la gestion du risque et employait 660 professionnels dans 18 bureaux internationaux

3. Déontologie des agences de notation

Afin de prévenir et gérer les potentiels conflits d'intérêts et d'assurer l'indépendance et l'objectivité de la notation, les agences de notation ont mis en place certaines règles déontologiques et procédures internes portant sur la déontologie personnelle des analystes, les conflits d'intérêts vis-à-vis des entreprises notées, l'utilisation d'informations non publiques, la diffusion de la notation (publique ou réservée aux clients professionnels) et l'existence d'un contrôleur interne et d'un déontologue dédiés.

Selon N. Gaillard (2012) l'éthique des agences était mise en cause suite à la crise des subprimes en 2007, l'incapacité des grandes agences à anticiper cette crise a mené la SEC à enquêter sur leurs pratiques. Le rapport qui en résulte souligne essentiellement : le manque de transparence des méthodologies et des processus de notation, les défaillances connus par les procédures de surveillance et d'audit interne et l'identification des conflits d'intérêts.

4. La rémunération des agences de notation

Jusque dans les années 1970, les agences de notation étaient financées par les investisseurs, limitant ainsi le risque de conflit d'intérêts. En revanche, avec le développement des marchés financiers et le nombre croissant d'entreprises ayant besoin d'être évaluées pour émettre, un tel financement est devenu insuffisant. D'autre part, l'information n'était mise qu'à la disposition des seuls « payeurs ».⁶²

Ainsi comme l'indique N. Gaillard (2010), la plupart des notations émises avant 1970 sont non sollicitées : « Elles étaient émises sans le consentement des émetteurs. Les diagnostics des agences étaient alors fondés sur les informations obtenues de divers organismes tels que les institutions internationales, le département au Commerce américain, les ambassades américaines, etc. »⁶³.

Les agences de notation financières reçoivent leurs rémunérations en une fois, au moment de l'émission soit par l'entité notée, soit par les abonnés aux informations publiées par l'agence de notation.

⁶² Autissier, D. op.cit, p455

⁶³ Gaillard, N. (février 2010). Les agences de notation. Editions la découverte, p 39,

4.1. Système émetteur-payeur

Dans ce système les agences de notation sont payées par les émetteurs, ce qui les expose à un conflit d'intérêt.

Les frais sont différenciés par les agences de notation en fonction de la contrepartie et la complexité des actifs à noter. Dans certains cas, elles offrent la possibilité de payer une redevance annuelle fixe. Elles tendent à augmenter les prix lorsque le montant de l'émission dépasse un certain seuil et lors de la première évaluation. Elles reçoivent également des honoraires pour le conseil dans le cas de fusions et acquisitions.

Selon le guide de la notation de crédit de Standard and Poor's, « les agences de notation qui optent pour ce modèle économique sont rémunérées par les émetteurs pour l'élaboration et le suivi de leur notes. Au cours du processus, les agences peuvent recevoir des informations des émetteurs qui ne sont pas à la disposition du public et qu'elles peuvent utiliser dans leur analyse. Comme les honoraires de l'agence de notation ne dépendent pas uniquement de ses abonnements, elle peut publier gratuitement et largement ses notations auprès du grand public». ⁶⁴

4.2. Système investisseur-payeur

Ainsi indiqué dans le guide de notation de Standard & Poor's : « Dans ce modèle, les agences de notation se rémunèrent auprès des investisseurs et de la communauté financière, qui paient un droit d'accès aux notes et à la recherche qu'elles publient » ⁶⁵.

Le modèle « investisseur-payeur » est le modèle qui prévalait lors de la création des agences de notation ; dans ce modèle on retrouve les investisseurs qui utilisent cette notation en payant les agences de notation, afin de murir leurs décisions d'investissement. Ainsi, pratiquement, toutes les entités détenant des obligations, paieront les agences accréditées pour leurs notations.

Les ressources des agences de notation peuvent être résumées en trois points essentiels : ⁶⁶

- D'une part, elles sont rémunérées par les entités qui demande à être évaluées dans le but d'obtenir des capitaux sur les marchés financiers, c'est notamment le cas d'entreprises cotées en bourse ;

⁶⁴Standard & Poor's (2010), « Guide de notation de crédit : comprendre les notations » www.UnderstandingRatings.com consulté le 07/03/2018.

⁶⁵ Ibid.

⁶⁶ Zerfa, Z. op.cit., p158

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- D'autre part, leurs revenus se sont fortement accrus grâce aux produits structurés dont le développement a été considérable. Moyennant rémunération, les agences participent à leur création en même temps qu'à leur évaluation.

La troisième source de financement provient de la vente d'informations statistiques, d'études et de fichiers. « En effet, pour mener à bien leur activité les agences doivent approfondir constamment leur réflexion et avoir recours à des travaux de recherche pointus : études sur le contexte économique, modèles mathématiques pour construire leurs produits financiers et en évaluer le risque, statistiques de défaut sur des groupes d'émetteurs ainsi que la constitution de bases de données. L'information se diffuse via un système de souscription particulièrement coûteux⁶⁷ ».

5. Critiques des agences de notation

La notation ne peut donner qu'une appréciation instantanée d'un titre, ses limites résultent de la part laissée à l'appréciation subjective dans toute analyse du risque. Globalement, les notations ne sont pas à l'abri d'une défaillance ou d'un accident de marché. Les critiques pouvant être faites à la notation portent sur les insuffisances du travail analytique des agences, sur son coût abusif pour des émetteurs aux besoins d'emprunt limités et sur l'influence excessive de la note sur les investisseurs.⁶⁸

Les résultats des recherches et des études portant sur la notation financière et les agences de notation demeurent assez similaires et les conclusions des chercheurs sont convergentes. Nous pouvons les résumer comme suit: une structure oligopolistique, méthodologies inadaptées, reconnaissance de l'autorité de régulation (SEC), conflits d'intérêts entre agence et émetteur/agence et investisseur et réglementation peu contraignantes. Quant aux agences de notation, elles affirment émettre une opinion et sont soucieuses de leur indépendance. Elles ne veulent surtout pas de cadre réglementaire semblable à celui de l'audit. Elles se contentent de prendre l'engagement visant à l'application des principes de bonne conduite (M. Seffar, 2016). D'après M. Krall (2016), « les agences de notation ont eu l'effet d'un catalyseur lors de la crise financière, contribuant à l'inflation de la bulle hypothécaire. Juges et parties, elles ont joué un rôle clef dans le montage et la vente de produits financiers contenant des subprimes. Sans leurs

⁶⁷ « Les grandes agences de notation internationales : leur rôle annoncé dans la crise, vers quelle régulation ? », les Cahiers Lasaire n° 38 – juillet 2009.

⁶⁸ Marie, A. et Du Sert, P. (2008). « Risque et contrôle du risque ». Paris. Edition Economica ; p 37

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

évaluations erronées, le marché n'aurait jamais pris une telle ampleur à l'époque, car les banques auraient rencontré une limite de capacité bien plus tôt ».

Des responsables européens importants du monde politique ont critiqué les agences de notations, notamment, en remettant en cause leur compétence et leur indépendance. Ainsi, ils ont remis en cause le rôle des agences de notation financière en les accusant de manque de transparence dans la notation des sociétés. Ils ont supposé la mise en place d'une agence de notation européenne, et que cette question soit abordée par le premier sommet mondial sur la crise financière, lors du G20 à Londres.

Chapitre 02 : Le crédit scoring

« Faire crédit, c'est faire confiance ; c'est donner librement la disposition effective et immédiate d'un bilan réel ou d'un pouvoir d'achat, contre la promesse que le même bien, ou un bien équivalent, vous sera restitué dans un certain délai, le plus souvent avec rémunération du service rendu et du danger couru, danger de perte partielle ou totale que comporte la nature même de ce service »⁶⁹.

Les prêts aux entreprises et aux particuliers constituent le noyau des revenus des prêteurs. La principale activité va de la demande de prêt initial au succès du remboursement ou de l'échec de l'emprunt.

En effet, les agences de prêt, les banques, et d'autres institutions financières n'attribueront des crédits qu'aux clients présentant des garanties, ou, dont les notations permettent d'envisager des bénéfices raisonnables.

Plusieurs types de risques affectent la structure d'un prêteur, notons le risque de marché, le risque opérationnel, le risque de taux, et le risque de crédit appelé également risque de contrepartie. Ce dernier représente la principale préoccupation des organismes bancaires, il se compose d'un taux de recouvrement en cas de défaut, d'une exposition au risque de crédit au moment de défaut ainsi qu'une probabilité de défaut. Citons toutefois, que le risque de défaut représente plus que la moitié du risque de crédit.

Pour faire face à ce risque et afin d'évaluer la solvabilité future d'une entité sollicitant un crédit, les banques utilisent des méthodes classiques dont la principale est le diagnostic financier de l'entreprise comportant, notamment, l'élaboration d'un bilan financier à partir des documents comptable fournit, ne prenant en considération que quelques retraitements tels que les provisions réglementées, la plus/moins-values sur actif, les subventions des investisseurs...etc. Cette analyse vise à étudier le passé pour diagnostiquer le présent et prévoir l'avenir (P. Quiry et Y. Le Fur, 2016, p. 187).

En outre, le diagnostic financier nécessite beaucoup de temps et un personnel compétent, ce qui ne permet pas un contrôle efficace des impayées, sachant qu'une forte baisse des impayés est

⁶⁹ Dutailis, G. (1967). Le risque de crédit bancaire. Paris. Edition scientifique Riber, p.19.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

l'un des principaux défis pour les organismes bancaires, ce qui entraîne une augmentation des coûts. C'est pourquoi les banques cherchent un outil sophistiqué pour les aider à distinguer les bons clients des mauvais, et à prendre de bonnes décisions.

Il y a plusieurs méthodes de modélisation du risque de crédit dont chacune dépend d'une approche unique, permettant de mesurer la probabilité de défaut propre à chaque emprunteur. Parmi ces méthodes, les plus utilisés sont : l'analyse financière, l'approche structurelle de Merton ou le modèle de la firme, la VaR (Value at Risk), la notation financière, les systèmes experts, les réseaux de neurones et la méthode des scores. Ces trois derniers peuvent faire partie d'un système de notation.

Depuis des décennies, dans le monde entier, les recherches de nombreux banquiers, financiers et statisticiens étaient axées sur le développement d'instruments de mesure, de prévention et de gestion du risque de crédit, en adoptant une approche probabiliste. En ce qui concerne le phénomène de défaillance, qui est complexe en raison de la diversité de ses causes et de la multiplicité de ses indicateurs, un outil très innovant a été mis au point. Il s'agit du « crédit scoring », considéré, à l'échelle mondiale, comme un souffle nouveau dans la gestion des risques de crédit.

Basé sur le concept de discrimination, le rôle de crédit scoring est de distinguer les bons emprunteurs des défaillants, en leur attribuant des probabilités de défaut.

Il convient de noter qu'il existe des différences subtiles entre les modèles de scoring et les modèles de *Rating* établis par les agences de notation. En effet, un modèle de scoring permet d'obtenir un score qui représente la performance d'une entreprise sur une échelle donnée par opposition au *Rating* qui classe l'entreprise uniquement par rapport à d'autres entreprises du même secteur d'activité.

Les étapes essentielles d'une procédure de notation financière sont généralement : la définition et la pondération des critères, la modélisation et le calcul et enfin la construction et l'interprétation des notes. Par la suite, il convient de convertir les notes numériques en notes alphabétiques par l'utilisation d'échelle de notation ce qui est le cas des agence de notation ; pour le reste des institutions de *rating* (Banques, compagnie d'assurances) la note est émise sous sa forme de base, soit des notes numériques allant de 0 à 100.

L'interprétation de notation financière en termes mathématiques de probabilités de défaut peut être réalisée à la fin d'une analyse statistique en observant les taux de défaut (et de faillite) à différents horizons selon la notation attribué. La probabilité de défaut est déduite de l'étude statistique.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Ces méthodes statistiques utilisent des données historiques, principalement financières (les ratios financiers), et des techniques statistiques et économétriques avec une démarche de modélisation.

D'un point de vue mathématique, le crédit scoring se présente étant un problème de classification supervisée en deux groupes car il distingue deux types de clients différents : les « bons clients » et les « mauvais clients ».

D'après l'étude de N. Gaillard (2012), la seule alternative fiable à la notation financière est le développement des systèmes de scoring dans les grands établissements de crédit et compagnies d'assurance, qui remplaceront les notes de Standard & Poor's, Moody's et Fitch. Ces scoring sont vérifiés par des régulateurs nationaux et internationaux car ils ne doivent pas être des extrapolations des notations financières mais plutôt fondés sur des modèles solides et indépendants.

Dans ses accords de 2004, le comité de Bâle a souligné l'importance d'introduire le crédit scoring dans les systèmes de notation interne comme véritable technique de mesure du risque de crédit, car l'estimation des probabilités de défaut est une étape nécessaire à la construction de ces modèles de notation.

La plupart des institutions financières ont actuellement un système de notation formé d'un modèle de décision pour attribuer une note ou un score à un emprunteur potentiel, afin d'estimer le rendement futur de son prêt. Ces systèmes de notation utilisent des modèles statistiques qui mènent à un score d'octroi de crédits.

Pour cela, le présent chapitre se concentrera sur une présentation générale de crédit scoring, avec un aperçu de son développement ; nous y décrivons la méthodologie d'élaboration d'un modèle de scores ; et enfin, nous exposons des outils statistiques utiles pour l'octroi de crédit, ainsi qu'un état des vertus et faiblesses découlant de l'utilisation d'un tel modèle.

Section 1 : Fondements du crédit scoring, principes de base et historique

1. Vue générale sur le crédit scoring

Dans la théorie moderne d'intermédiation financière, le rôle du traitement de l'information pour appréhender la gestion de risque crédit est de première importance, et permet aux banques d'exercer leurs fonctions d'évaluation de la qualité de crédit (*Screening*) et de contrôle et de surveillance du risque (*monitoring*). Ce rôle spécifique de *screening* et *monitoring* est aujourd'hui partagé avec les agences de notation financière permettant la transmission d'une information sur la qualité de crédit et d'emprunteurs.

D'après l'étude de B. Godbillon-Camus & C. Godlewski, (2005), les informations traitées sont de deux types : informations qualitatives ou *soft information*, produite dans le cadre d'une relation clientèle, qui sont non vérifiables et ont souvent un caractère propriétaire, mais apportent de la précision aux estimations de la qualité des emprunteurs. Ainsi que des informations publiques souvent disponibles sous forme de chiffres, appelées aussi *hard information*, contenue dans les documents comptables et produite grâce à des modèles de scores, elles sont quantitatives et vérifiables.

La réalité des avantages de ce deuxième type d'information est confirmée par de nombreux travaux portant sur le scoring, citant ceux de Feldman (1997a, b), ainsi que ceux de Berger et al. (2002a) et Frame et al. (2001). D'après eux, le scoring est une méthode de traitement de l'information hard. Il est montré que le scoring permet de réduire le coût d'octroi du crédit et d'accroître la vitesse de prise de décision, en augmentant le volume des prêts accordés, ainsi qu'une tarification ajustée au risque, réduisant le rationnement de crédit. (B. Godbillon-Camus & C. Godlewski, (2005), P4).

Pour les auteurs du livre « *Credit scoring and its applications* », L. C. Thomas, et al., (2002): « *Credit scoring is one of the most successful applications of statistical and operations research modeling in finance and banking. Yet because credit scoring does not have the same glamour as the pricing of exotic financial derivatives or portfolio analysis, the literature on the subject is very limited.* »

Ainsi, d'après ces auteurs, le mot « *credit scoring* » fait référence à l'ensemble d'outils d'aide à la décision, utilisés par les institutions financières pour évaluer la solvabilité des demandeurs de crédit.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

L'idée générale est d'attribuer une note globale – un score – à un individu ou une organisation en se basant sur des notes partielles. A partir de cette note, cet agent sera assigné à un groupe.

Le score peut être défini comme un outil statistique ou probabiliste de détection de risques.

Selon l'article de N.S. Joanna, Julie Makany et Chantal Gabsoubo Yienezoune (2013, p. 99), l'idée de base est de déterminer des ratios, qui sont les principaux indicateurs des difficultés rencontrées par une entreprise, à partir de ses comptes. Une fois ces ratios établis, il suffit de calculer leurs valeurs, et les comparer aux ratios des entreprises ayant connue des difficultés (ou des défaillances). La comparaison ne s'effectue pas ratio par ratio, mais de manière globale ; la décision finale est prise en étudiant l'ensemble des ratios constituant la fonction score, qui permet d'attribuer à chaque entreprise une note (le score), et donc, l'obtention d'une réponse rapide sur la qualité de l'emprunteur. Ces techniques sont construites de manière assez conventionnelle sur la base de données bilancielle.

Plusieurs raisons peuvent expliquer l'utilisation répandue des modèles de scores, Tout d'abord, étant donné que le crédit scoring est établi sur des modèles statistiques et non sur des opinions, il offre un moyen objectif de mesure et de gestion de risque. De plus, ces modèles statistiques permettant la production des scores de crédit peuvent être validés, et améliorés au fil du temps avec la collecte de données supplémentaires. Les données doivent être soigneusement utilisées pour vérifier l'exactitude et la pertinence des prévisions.

De façon générale, les modèles de scores comportent trois composantes internes⁷⁰:

- Des entrées, sont obtenues à partir de l'ensemble des données des entreprises candidates ou des emprunteurs.
- Des paramètres sont utilisés pour pondérer les entrées et contrôler la logique du modèle.
- Un algorithme statistique bien défini pour combiner les entrées et les paramètres afin de créer un score.

La préparation des entrées, l'estimation des paramètres et la sélection d'un modèle statistique approprié sont toutes basées sur des procédures statistiques valides.

1.1. Historique du crédit scoring

Le crédit scoring est une discipline relativement jeune, les premières recherches dans ce domaine ont débuté dans les années 1930. A partir de cette période, de nombreux travaux et

⁷⁰ WU, Xuezheng. (2008). *Credit Scoring Model Validation*. Master Thesis, Faculty of Science, Korteweg-de Vries Institute for Mathematics, p 09.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

méthodes ont été introduits dans la littérature du crédit scoring. Il a été utilisé pour la première fois dans les années 1960 aux États-Unis. Ainsi, ses origines remontent au début du 20^e siècle, lorsque John Moody publia la première grille de notation pour des obligations commerciales. Nous présentons les dates clés de crédit scoring dans le tableau ci-dessous :

Tableau n° 04: Les dates clés de crédit scoring

Dates	Evènements
1851	La première utilisation de la notation de crédit aux Etats-Unis par John Bradstreet, pour ses commerçants demandeurs de crédits.
1909	la publication de la première grille de notation par John M. Moody pour les obligations commerciales négociées sur le marché américain
1927	la première création de « <i>credit bureau</i> » en Allemagne.
1941	L'écriture d'un rapport sur le crédit scoring par le professeur de gestion David Durand, qui a suggéré le recours aux statistiques pour assister la décision de crédit aux Etats-Unis.
1958	la première application du scoring par <i>American Investments and Finance Company</i> .
1967	la création de la fonction Z-score par E. Altman à partir de l'analyse discriminante multi variée.
1995	La compagnie d'assurance hypothécaire Freddy Mac et Fannie Mae adopte le crédit scoring aux États-Unis.
2000	Moody's KMV introduit le <i>Risk Calc</i> pour le scoring des ratios financiers.
2004	La recommandation de l'utilisation des méthodes statistiques de prévision du risque de crédit par Bale II.

Source: Inspiré des travaux de R. Anderson, (2007), « *the credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation* », *Oxford University Press*, p.28.

En continuant à expérimenter l'analyse de la discrimination de Fischer, en 1941, Durand fut le premier à introduire la méthode statistiques de discrimination, pour distinguer entre les « bons » emprunteurs des « mauvais ». Historiquement parlant, l'utilisation du crédit scoring dans le secteur du crédit à la consommation, a vu le jour aux Etats-Unis dans les années 1950. Depuis, l'industrie a continué de croître et les domaines d'application des techniques de scoring s'étendent au crédit immobilier, au secteur des cartes de crédit, au marketing, etc.

Selon le type de méthodes, la période 1930-2006 peut être divisée en quatre sous-périodes⁷¹ :

⁷¹ Cette partie est inspirée de : Iscanoglu, A. Körezlioglu, H. & Yildirak, K. (2005). *Credit scoring methods and accuracy ratio. Unpublished master's thesis, METU, Ankara, Turkey*. P : 3-7.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Premièrement : l'âge primitif de crédit scoring

Cette appellation est due aux applications très basiques. Dans cette période, les recherches étaient basées uniquement sur l'analyse des ratios financiers. Au fil du temps, les analystes comparaient les ratios des entreprises saines à ceux des entreprises défailtantes pour se faire une idée de leur performance financière. Il sera facile de voir que ce type de technique n'a aucun pouvoir prédictif et n'étaient donc pas très appropriés.

Les premières recherches retrouvés sont celles de Ramser & Foster (1931), suivies de celles de Fitzpatrick (1932), qui a étudié 19 paires d'entreprises « saine-défailtante », et a ensuite constaté une différence significative dans leurs ratios, au moins trois ans avant l'apparition de la défailtance.

- Deuxièmement : l'âge discriminant

La deuxième période de crédit scoring a commencé en 1966, avec l'émergence de l'analyse discriminante. Grâce à cette application, la recherche a cependant acquis un certain pouvoir prédictif, qui est resté relativement faible en raison des conditions de distributions de probabilités des variables explicatives. De plus, cette méthode ne donnait aucune idée sur les performances relatives des variables discriminantes. Cette phase, cependant, a représenté un premier tournant pour le crédit scoring, permettant grâce à l'outil informatique les différents calculs.

Parmi les travaux de statisticiens ayant porté sur l'analyse discriminantes citons Beaver (1966), qui a appliqué une analyse discriminante uni variée, il utilise une méthode de classification dichotomique et observe la capacité de six ratios à classer correctement les entreprises. En 1968, E. Altman, a supposé que les informations comptables fournissent des informations prédictives sur la probabilité de défaut d'une entreprise. Il a significativement contribué au développement du scoring en introduisant l'analyse discriminante multi variée avec son célèbre Z-Score, et sa fonction score composée de 05 variables explicatives prenant en compte plus d'un aspect à savoir la liquidité, la solvabilité, la rentabilité, l'activité et la croissance.

Grâce à cela, de meilleurs taux de bon classement ont été obtenus auprès des entreprises saines et défailtantes, s'élevant respectivement à 97% et 94%, avec un taux global de bon classement de l'ordre de 95%.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Ce modèle s'applique à tous les secteurs à l'exception des secteurs financiers (secteur bancaire et sociétés de financement des entreprises), puisqu'il a été élaboré principalement à partir d'un échantillon d'entreprises industrielles canadiennes.

Les applications de l'analyse discriminantes se sont poursuivies avec Deakins en 1972, qui utilisait une fonction avec 14 variables explicatives.

Conan et Holder (1979) sont venus dix ans plus tard pour enrichir les premiers modèles de scoring. Comme le «Z-Score», le score calculé par Conan et Holder est une régression par analyse discriminante.

Le score de la Banque de France est aussi une méthodologie de prévision des risques de défaillances par l'analyse et la prévision statistique. Les scores opérationnels (utilisables par les banques et les entreprises) de première génération ont été mis au point par la Banque de France en 1982. Le score BDFI 1995, s'intéresse plus particulièrement à l'endettement financier (importance, structure et coût de l'endettement).⁷²

Cependant, le modèle d'Altman (1968), reste le modèle le plus complet, englobant les ratios les plus significatifs. Il reste un instrument de synthèse permettant de prédire l'échec d'une entreprise à partir d'un certain nombre de ratios.

- Troisièmement : l'âge de régression de crédit scoring

Après les années 1970, les méthodes de classification ont rapidement changé, laissant la place aux approches fondées sur la régression. La régression linéaire était la première à être utilisée, mais elle n'a pas donné de bons résultats, parce que les probabilités de défaut de crédit prennent leur valeur dans l'intervalle $[0 ; 1]$, tandis que la régression linéaire prend les siennes dans l'ensemble \mathcal{R} . C'est pour cela qu'est apparue la régression Probit ; mais la fin de l'application de ces deux méthodes est venue rapidement en raison des exigences des conditions de normalité des variables explicatives. En d'autres termes, au cours de la période 1970-1980, les méthodes de type régression n'ont pas été au premier plan de l'analyse discriminante.

Au cours des années 1980, des études sur la régression logistique se sont développées du fait de l'absence de conditions de normalité. Ce type de méthode, apporte, en plus d'une interprétation des coefficients, des probabilités de défaut comprises dans l'intervalle $[0 ; 1]$ et la possibilité de prévision. Bien après ces années, d'autres méthodes statistiques ont également

⁷² Belfarji, M. M. & Choukry, M. M. (2012), Scoring et évaluation du risque défaut des sociétés émettrices de la dette privée sur le marché obligataire marocain. Mémoire de projet de fin d'études Master, Gestion de projets. Université Mohammed V Agdal. P38.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

été appliquées telles que le voisinage le plus proche, les arbres de classification et de régression, l'analyse de survie,... etc.

Cependant, les modèles de régression logistique ont maintenu leur importance, et sont considérés, jusqu'à présent, comme l'une des techniques les plus utilisées dans les recherches statistiques.

- Quatrièmement : l'âge de la machine (*machine age*)

L'année 1990 marque un autre tournant dans la recherche sur les modèles de crédit scoring. Durant Cette année, les méthodes statistiques ont ouvert la voie aux machines d'apprentissage (*machine Learning*), grâce à l'apparition des réseaux de neurones.

Odom et Sharda (1990) ont été les premiers à faire une comparaison entre l'analyse discriminante et les réseaux de neurones, en utilisant les variables explicatives d'Altman (1968). Deux ans plus tard, Tam et Kiang (1992, p.926) ont comparé l'analyse discriminante à la régression Logit ainsi que les réseaux de neurones avec dix-huit variables explicatives ; les résultats empiriques montrent que les réseaux de neurones sont une méthode prometteuse d'évaluation en termes de précision prédictive, d'adaptabilité et de robustesse, mais leur utilisation en tant qu'outil de modélisation général présente certaines limites (l'absence d'explications des résultats, les liens existants entre les variables du modèle ne sont pas toujours détectés, ils peuvent être assimilés à une boîte noire, etc. »).

Ceci a été suivi par une autre étude de Coats et Fant (1993) sur des données de 1970 à 1989. En utilisant les variables d'Altman (1968), ils font l'analyse discriminante et les réseaux de neurones.

Ces travaux (Odom et Sharda, 1990 ; Kiang, 1992 ; Coast et Fant, 1993) ont abouti à la conclusion que l'analyse discriminante donne l'erreur de classification la plus élevée qui classe un défaut comme un non défaut.

En 1999, Laitinen et Kankaanpaa ont comparé l'analyse discriminante, la régression logistique, le partitionnement récursif, l'analyse de survie et les réseaux neuronaux. Les ratios de l'étude étaient : l'encaisse et le passif à court terme, la dette totale par rapport à l'actif total, le bénéfice d'exploitation par rapport à l'actif total. Ils ont examiné toutes les méthodes de trois ans avant l'échec. De plus, dans l'erreur totale, ils ont trouvé les réseaux neuronaux comme étant les meilleurs un an avant l'échec et le partitionnement récursif comme meilleurs deux et trois ans avant l'échec.

Dans la même année, Muller et Ronz ont présenté une approche différente de la prédiction du défaut de crédit. Ils ont implémenté les modèles linéaires partiels généralisés semi-paramétriques dans cette zone.

L'exposé des différents âges du crédit scoring fait ressortir que nous sommes actuellement en plein âge de la machine (*machine age*). Enfin, « Depuis les projets de réforme de Bâle II (2004), les méthodes de score ou de crédit scoring se sont fortement développées dans les institutions financières, notamment dans la banque de détail, pour la mesure des probabilités de défaut de tout type de crédits.»⁷³

1.2. Définition du crédit scoring

Nous avons recensé au niveau de la littérature spécialisée plusieurs définitions du crédit scoring, dont nous citons les suivantes : Selon L.J. Mester, (1997), le crédit scoring (ou scoring) est une méthode statistique d'estimation de la probabilité de défaut de l'emprunteur, ainsi que l'évaluation du risque de crédit. Il consiste en l'utilisation de données historiques et de techniques statistiques, dans le but d'isoler et de faire apparaître la contribution de certaines variables dans le critère de « délinquance » ou de défaut.

Pour R. J. Feldman (1997), le crédit scoring est un moyen statistique de souscription évaluant la performance de remboursement attendue d'un prêt ; c'est un processus d'assignation d'une note à un emprunteur potentiel pour estimer la performance future de son prêt. Il peut réduire considérablement le temps, la contribution humaine et le coût de l'examen des demandes.

Aussi, « Les modèles de scores sont des outils de mesure du risque qui utilisent des données historiques et des techniques statistiques. Leur objet est de déterminer les effets de diverses caractéristiques des emprunteurs sur leur chance de faire défaut».⁷⁴

De ce qui précède, nous concluons que le crédit scoring utilise des mesures quantitatives de la performance des agents économique et des caractéristiques des prêts précédents pour prédire la performance future des prêts ayant des caractéristiques similaires. C'est une méthode analytique d'évaluation du risque de crédit associé aux nouvelles demandes de crédit. Il représente un outil objectif d'évaluation des risques, par opposition aux méthodes subjectives qui reposent sur l'opinion d'un responsable de crédit. Le crédit scoring ne peut pas prédire la perte d'un prêt

⁷³ Dietsch, M. Petey, J. (2008). Mesure et gestion du risque de credit dans les institutions financières, 2^e édition revue Banque, P49.

⁷⁴ Ibid., P50.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

individuel, donc il ne peut ni approuver, ni rejeter sa demande ; plutôt, il prédit la probabilité d'occurrence de sa mauvaise performance telle que définie par le prêteur (habituellement, il s'agira d'un certain nombre de jours de retard moyen ou total auxquels les coûts associés rendent les prêts non rentables) (Caire & Kossmann, 2003, p3).

« De manière générale, on appelle, plus ou moins rigoureusement, score, une combinaison de plusieurs ratios, exprimée par une fonction. Le but est que le résultat du calcul (le scoring) soit statistiquement significativement différent pour les entreprises ayant un risque de défaillance et pour les entreprises en bonne santé, permettant ainsi de distinguer au mieux les deux catégories. Les scores sont des notes qui permettent de classer les entreprises ; ils pourront ensuite être traités de manière à exprimer une probabilité de défaillance ». ⁷⁵

Par conséquent, le crédit scoring est une méthode dont le but ultime est de permettre à l'utilisateur de prévoir les difficultés qu'une entreprise peut rencontrer dans un avenir proche. A partir de deux échantillons, dont l'un est composé d'entreprises défaillantes et l'autre d'entreprises saines, un score sera donné à partir d'une fonction déterminée par la méthode des scores, ce qui permet de comparer de manière globale l'entreprise étudiée à la population ayant servi de base à la construction de la fonction score.

Enfin, le score permet à l'emprunteur de juger de la nécessité, ou pas, de la prise de garanties lors de l'octroi d'un crédit.

1.3. Les articulations entre le crédit scoring et la notation financière

La notation est un indicateur synthétique sous forme de note évaluant le risque de crédit d'un prêt ou d'un emprunteur, en se basant sur des critères qualitatifs et d'autres quantitatifs. Parmi ces derniers, les ratios financiers dont l'évaluation se fait par des méthodes statistiques de scoring, permettant la production d'un score de crédit afin de distinguer les entreprises saines de celles en difficultés.

Les notations externes (cf. Chapitre 1, section1) doivent être compatibles avec les probabilités de défaut des contreparties, de sorte que leur rôle croissant dans le cadre du troisième pilier de la réforme de Bâle II (Transparence et discipline de marché) soit encore plus efficace. Cette problématique a fait l'objet de nombreuses études (Carey et Hrycay, 2001 ; Godlewski, 2004).

⁷⁵ Kharoubi, C. Thomas P. (2016). Analyse du risque de crédit : Banque et marchés. Paris. 2^{me} édition revue banque, p81.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Parmi ces études, nous évoquerons celle de Carey et Hrycay (2001). Ces chercheurs ont examiné les méthodes utilisées par les institutions financières, principalement, le scoring et le *mapping*⁷⁶ pour estimer les probabilités moyennes de défaut.

Le crédit scoring est le deuxième modèle couramment utilisé après le *mapping* pour évaluer les notes, permettant l'estimation des probabilités de défaut des emprunteurs individuels, généralement, par l'utilisation des ratios financiers et d'autres indicateurs de gestion.

Leurs résultats montrent une corrélation satisfaisante entre ces notations et les probabilités de défaut obtenues à partir du modèle de scores utilisé.

Ainsi, l'utilisation du scoring pour déterminer les classes de notation internes (cf. Chapitre 1. section 1.) donne des estimations cohérentes avec les taux de défaut observés.

Explicitement ou implicitement, l'attribution des notations et la quantification impliquent l'estimation des probabilités de défaut des emprunteurs en tant qu'étape intermédiaire.

L'un des avantages du modèle de scoring est que son architecture et son horizon prédictif peuvent être adaptés pour se conformer aux systèmes de notation interne.

Les modèles de scoring peuvent également être utilisés pour attribuer des notes, mais aussi pour quantifier n'importe quel système de notation indépendamment de la manière dont il est défini. Dans le même contexte, l'objectif de l'article de L. Ismaïel (2008) consiste à étudier la cohérence des notations de S&P et de Moody's avec un modèle de défaut des banques dans les pays émergents par l'application de la méthodologie de scoring et de *mapping*, proposée par Carey et Hrycay (2001) et utilisée par Godlewski (2004a, 2008) sur des notations de *Moody's* (BFSR⁷⁷) et Fitch rating.

Comme cité précédemment, et d'après L. Ismaïel (2008), les modèles de score sont des outils permettant la mesure du risque par l'utilisation des données historiques et des techniques statistiques afin de déterminer les effets des différentes caractéristiques des emprunteurs sur leur chance de faire défaut. Ils attribuent une note ou un score à chaque emprunteur, ce qui revient à classer ces emprunteurs selon leur qualité d'endettement.

Ensuite, sur la base de cette classification et par l'intermédiaire d'un *mapping*, les emprunteurs ayant des probabilités de défaut, seront classés dans un système de notations internes. Au final,

⁷⁶ D'après SEFFAR, M. (2016), la méthode du « *mapping* » consiste en la création d'une table de concordance entre chaque classe de notation interne et l'échelle des notes des agences, et à l'utilisation du taux de défaut moyen à long terme de l'agence de notation afin d'identifier le risque interne. Cette méthode est courante en raison de sa simplicité apparente, et parce que les notes des agences sont familières à la plupart des participants du marché.

⁷⁷ BFSR : *Bank Financial Strength Rating*

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

le processus de *mapping* convertit, les notes en classes de risque et leur affecte des probabilités de défaut.

La probabilité de défaut calculée est définie entre 0% et 100% sur une échelle continue. Grâce à l'intermédiaire d'un *mapping* interne, un lien peut être effectué entre cette échelle continue et les mesures discrètes. Autrement dit, un *mapping* spécifique permet de relier le scoring continu et l'échelle de notation discrète.

En général, «l'échelle continue se trouve divisée en classes qui reflètent les différents niveaux de scores obtenus. Pour qu'un tel travail de correspondance puisse avoir du sens, il faut que les deux échelles utilisées fassent référence à un horizon temporel similaire ».⁷⁸

Les méthodes de scoring et de *mapping* peuvent également être appliquées à la construction d'un système de notation interne pour les banques, d'autant plus que la plupart des banques prennent en compte les notations externes dans l'attribution des notations internes. La notation externe peut avoir un effet critique sur la notation interne ou servir comme un simple point de départ.

Le résultat de ces différentes études évoquées, montre qu'il existe une cohérence relative entre les notations des agences et le risque de défaut effectif de l'échantillon lorsque la quantification des classes de notation est mesurée par la méthode de scoring et à l'aide d'un *mapping* intermédiaire.

D'après W. S. Frame & L. Woosley (2004), les modèles de credit scoring ont révolutionné les prêts en alimentant directement les données des agences de notation dans des modèles statistiques qui prédisent la probabilité de défaut de l'emprunteur. Par conséquent, selon cette approche, les demandes de prêts sont traitées plus rapidement et les agents de crédit jouent souvent un rôle moindre dans le processus d'attribution de crédits.

Au cours de la dernière décennie, cependant, les banques (en particulier les grandes banques) se sont de plus en plus tournées vers les systèmes de crédit scoring pour évaluer la solvabilité des emprunteurs particuliers et des petites entreprises en plus des grandes – sur lesquelles le scoring était déjà appliqué.

L'une des possibilités de modélisation des probabilités de défaut est l'approche par les *ratings* qui consiste à associer une probabilité de défaut plus élevée à chaque mauvaise notation.

Cette méthodologie est basée sur l'observation qu'un événement de défaut est séquentiel à une détérioration graduelle des *ratings* de l'émetteur. En outre, elle fait partie des fondements

⁷⁸ Servigny, De A. Métayer B. et Zelenko, I. (2006). Le Risque de Crédit. Paris. Dunod, 3^e Ed., p.73.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

réglementaires du Comité de Bâle. Les approches possibles consistent à élaborer des notations en utilisant des opinions d'experts ou à utiliser des techniques de scoring.

Section 2 : Méthodologie d'élaboration d'un modèle de scores

Avant d'aborder la méthodologie d'élaboration d'un modèle de scores, il est important de mettre en évidence les différents types de modèles existants, car ceux-ci détermineront le cheminement à suivre pour développer notre modèle. Il y a deux types de modèles, en fonction de l'obtention des scores qui sont: les modèles déductifs et les modèles empiriques.

1. Types de modèles de crédit scoring

1.1. Les modèles déductifs ou a priori

Un système de crédit scoring déductif consiste à identifier des variables prédéterminées représentant des critères de risques (des effets de diverses caractéristiques d'un emprunteur), et de leur attribuer des points (ou des poids). Ces points sont déterminés par des experts de crédit ou des décideurs en fonction de leurs expériences professionnels dans le domaine. La somme de ces points constituera un « score ». Cette approche n'utilise aucune méthode statistique, ce qui permet de les qualifier de « subjectif » car ils se basent sur des avis d'experts, et doivent, à ce titre, être donc utilisés avec prudence.

1.2. Les modèles empiriques ou basés sur l'historique

Les systèmes empiriques de crédit scoring reposent sur une analyse statistique et objective des critères de risque. Où les méthodes statistiques s'appuient principalement sur des techniques de classification. Ils Permettent une évaluation approfondie de l'emprunteur. La sélection des variables discriminantes et la détermination de la fonction score (et donc le calcul du score), se réfèrent à des données similaires aux crédits déjà octroyés (une base de données historiques) selon le principe « le passé est la meilleure estimation du futur »⁷⁹. L'utilité de ce type de modèle se reflète dans sa prise en considération de plusieurs critères simultanément, sans aucun jugement subjectif, et de l'interdépendance existant entre ces mêmes critères.

⁷⁹ P. Quiry et Y. Le Fur. Op.cit. p. 187

2. Démarche de construction d'un modèle de crédit scoring

Comme nous venons de le voir, le développement d'un modèle de scores dépend du type de ce dernier. Souciant de demeurer en conformité avec les objectifs et la nature de notre spécialité, d'une part, et ayant pour objectif de développer un modèle exploitable en situation réelle d'autre part, notre travail portera sur les modèles empiriques.

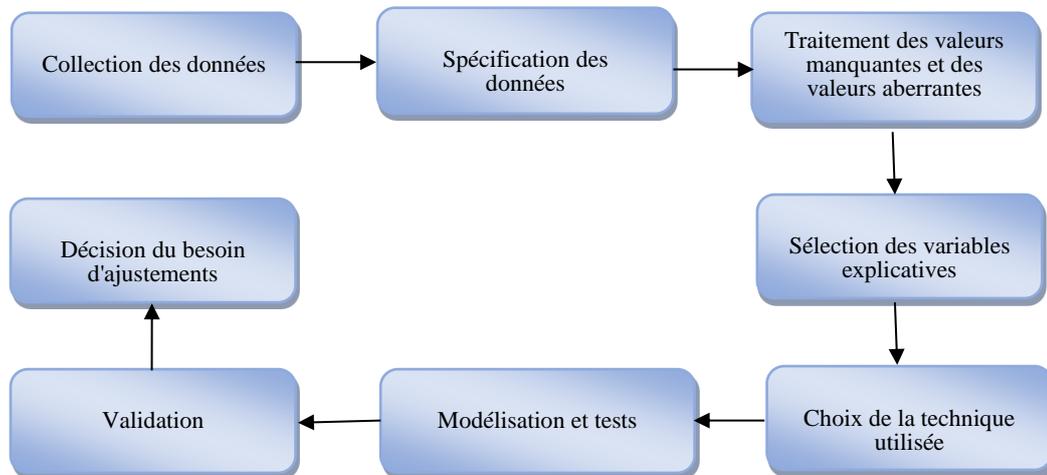
Ainsi, dans le cadre des modèles empiriques, la conception d'un modèle de credit scoring suit une procédure relativement standard. Elle est fondée sur l'observation ultérieure de l'avenir des entreprises. Il convient de classer les emprunteurs en deux populations distinctes, l'une regroupant des emprunteurs en défaut, et l'autre des emprunteurs n'ayant pas fait défaut. Et donc, la première étape de cette conception consiste à choisir un critère de défaut, par un pré-jugement de la défaillance des entreprises de l'échantillon. L'objectif est de construire un modèle statistique qui crée une relation dichotomique entre les variables les plus discriminantes et le fait d'avoir connu la défaillance ou non, après avoir sélectionné ces variables individuellement et vérifié leurs degrés de signification. Ce qui permet de déterminer à un instant donné du temps la probabilité de défaut.

« Si le modèle ne fournit pas directement une probabilité de défaut, il peut être nécessaire de transformer le score (qui exprime le risque de défaillance) formellement en probabilité d'occurrence. D'abord, la procédure est d'affecter le score en classe de risque selon le théorème de Bayes (discrétisation). Ensuite un traitement statistique est effectué. »⁸⁰

Par conséquent, des étapes fondamentales sont à la base de la mise en œuvre d'un modèle de crédit scoring, que nous les présentons ainsi :

⁸⁰ Kharoubi, C. Thomas, P. op. cit., p83.

Figure n° 02: Développement d'un modèle de score



Source : Inspiré de: WU, Xuezheng. *Credit Scoring Model Validation*. Faculty of Science, Korteweg-de Vries Institute for Mathematics, 2008, p 10.

2.1. La source des données

Cette étape comporte le choix du critère de défaut et de la population à analyser :

- Choix du critère de défaut

La première étape d'un projet de développement d'un modèle de scores est de définir l'événement du défaut⁸¹. «En analyse du risque de crédit, cet événement peut être de deux natures. Il peut s'agir de la faillite, qui est un événement objectif de caractère juridique. Ou du défaut, qui est le non-respect d'un engagement de crédit»⁸². Un défaut peut prendre plusieurs formes, et son appréciation comporte une part de subjectivité.

Par conséquent, dans son Accord sur les fonds propres, le Comité de Bâle a donné une définition de référence de l'événement du défaut et a annoncé que les banques devraient utiliser cette définition réglementaire pour estimer leurs systèmes de notation internes. Selon cette définition, un défaut intervient lorsque l'un des événements⁸³ suivant survient :

- Lorsqu'un débiteur est dans l'incapacité de rembourser, la banque estime qu'il est peu probable que le débiteur paie intégralement ses obligations de crédit au groupe bancaire.

⁸¹ Défaut : état d'insolvabilité constaté à une échéance donnée.

⁸² Kharoubi, C. Thomas, P. op. cit., p.82.

⁸³ Dietsch, M. Petey, J. op. cit., p.51.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Report du paiement associé à un évènement de type abandon de créances, provision spécifique ou restructuration en période de difficultés ;
- Un retard de paiement de plus de 90 jours;
- L'emprunteur est juridiquement en faillite.

- Construction des échantillons (Caractéristiques d'entrée)

Après avoir déterminé le critère de défaut, l'étape suivante consiste à présélectionner des données historiques sur ces défauts (caractéristiques d'entrée à inclure dans l'échantillon). Ces caractéristiques doivent décrire les facteurs de risque de crédit les plus importants, à savoir l'effet de levier, l'utilisation des actifs, la liquidité, la rentabilité et la performance opérationnelle ; et de constituer un échantillon composé d'un nombre suffisant d'emprunteurs en défaut (défaillants), et autre d'emprunteurs non défaillants (sains).

Ces échantillons doivent être doublement représentatifs (représentatifs de la relation macroéconomique et la relation entre entreprises défaillantes et non défaillantes) de la population total à laquelle le modèle est censé être appliqué.

Il est également nécessaire qu'ils regroupent des emprunteurs appartenant à des populations homogènes (Ayant des caractéristiques comparables) pour ne pas être affectés par des différences structurelles. Ceci conduit, le plus souvent, à construire des modèles de scores spécifiques pour des secteurs particuliers (modèle de score par industrie ou par filière).

2.2. Spécification des données⁸⁴

- Définir l'horizon temporel

L'horizon temporel fait référence à la période d'estimation de la probabilité de défaut, c'est une période historique – plus ou moins longue – avant la faillite⁸⁵. Le choix de cet horizon « est un compromis entre la fonction assignée au modèle élaboré et la disponibilité des données traitées »⁸⁶. Il présente une décision clé pour la construction d'un modèle de crédit scoring, car il varie en fonction de l'objectif de développement du modèle (estimation de la probabilité de défaut à court, à moyen ou à long terme). Pour la plupart des banques, il est courant de choisir

⁸⁴ Inspiré et traduit de WU, Xuezheng, op.cit., p.11-12.

⁸⁵ Selon Kharoubi, C. et Thomas, P. op.cit., p.82, la littérature enseigne que la faillite est perceptible par l'environnement au moins trois ans avant celle-ci.

⁸⁶ Ibid.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

une année (en utilisant l'information de l'année précédente N-1 pour prévoir les défaillances de l'année en cours N) comme horizon de modélisation, ce qui est suffisamment long pour que les banques prennent des mesures pour atténuer le risque de crédit ; et d'autre part, de nouvelles informations concernant les débiteurs et les données de défaut peuvent être révélées en une année.

Cependant, un horizon temporel plus long pourrait également être intéressant, en particulier lors de la prise de décisions sur l'attribution de nouveaux prêts, mais généralement, il peut y avoir un manque de données. Pour cette raison, les modèles conservent l'horizon qui prend en compte le temps requis pour obtenir l'information financière utilisée.

- Répartition des données

Puisque la construction du modèle et sa validation nécessitent des échantillons et que l'évaluation statistique de la performance d'un modèle de scores prédictif peut être très sensible à l'ensemble de données, ce dernier doit être suffisamment grand pour être divisé au hasard en deux sous-ensembles, l'un pour le développement et l'autre pour la validation.

Pour éviter l'inclusion de la dépendance aux données indésirables, un certain type de test hors échantillon, hors du temps et hors de l'univers⁸⁷ doit être utilisé dans le processus de validation. Normalement, 60% à 80% de l'échantillon total est utilisé pour estimer le modèle; l'échantillon restant de 20% à 40% est mis de côté pour valider le modèle.

- Exploration des données

Avant d'initier la modélisation proprement dite, il est très utile de calculer des statistiques simples pour chaque caractéristique, telles que la moyenne, la médiane, l'écart-type et la plage de valeurs. L'interprétation des données doit également être vérifiée. Par exemple, il faut s'assurer que « 0 » représente zéro, et non des valeurs manquantes, et confirmer que toutes les valeurs spéciales telles que 999 sont documentées. Cette étape vérifie que tous les aspects des données sont bien compris et offre un bon aperçu de l'entreprise.

⁸⁷ Hors échantillon désigne les observations qui ne sont pas utilisées pour construire un modèle. Le hors-temps fait référence à des observations qui ne sont pas contemporaines des observations utilisées pour construire un modèle. Hors de l'univers renvoie à des observations dont la distribution diffère des observations utilisées pour construire un modèle, c'est-à-dire que l'ensemble de données de validation contient certains débiteurs qui ne sont pas inclus dans l'ensemble de données pour construire le modèle

2.3. Traitement des valeurs manquantes et des valeurs aberrantes⁸⁸

Pour WU, Xuezheng (2008), la plupart des données de l'industrie financière contiennent des valeurs manquantes ou des valeurs aberrantes qui doivent être correctement gérées.

De nombreuses méthodes permettent le traitement des valeurs manquantes, telles que la suppression de toutes les données avec des valeurs manquantes ou l'exclusion des caractéristiques des enregistrements contenant des valeurs manquantes significatives du modèle, mais cela peut entraîner une perte de données importante.

Une autre méthode directe consiste à remplacer les valeurs manquantes par les valeurs moyennes ou médianes correspondantes sur toutes les observations pour la période de temps correspondante.

Bien que ces trois méthodes supposent qu'aucune information supplémentaire ne puisse être recueillie à partir de l'analyse des données manquantes, cela n'est pas nécessairement vrai et les valeurs manquantes sont généralement non aléatoires.

Les valeurs manquantes peuvent faire partie d'une tendance, être liées à d'autres caractéristiques ou indiquer une mauvaise performance. Par conséquent, elles doivent être analysées en premier lieu, et si elles s'avèrent être aléatoires et performantes, elles peuvent être exclues ou imputées en utilisant des techniques statistiques. Autrement, si les valeurs manquantes sont corrélées à la performance du portefeuille, il est préférable de les inclure dans l'analyse.

Concernant les valeurs aberrantes, qui sont des valeurs éloignées des autres pour une propriété particulière. Elles peuvent avoir un effet négatif sur les résultats de la régression. Bien que la solution la plus simple consiste à supprimer toutes les données extrêmes qui se situent en dehors de la plage normale, par exemple à une distance de plus de deux ou trois fois l'écart-type, en utilisant cette solution, il est très facile d'éliminer par erreur les entreprises défaillantes, considérées comme aberrantes. Une autre méthode appelée «winsorisation⁸⁹», consiste à définir des valeurs aberrantes sur un pourcentage spécifique de données.

⁸⁸ Traduit de WU, Xuezheng, op.cit., p 12

⁸⁹ La technique de « Winsorize » a été introduite par Dixon (1960), qui l'a attribué à Charles P. Windsor. C'est un moyen de minimiser l'influence des valeurs aberrantes dans des données statistiques (telles que la moyenne et la variance qui sont très sensibles aux valeurs aberrantes), soit en affectant un poids inférieur à la valeur aberrante, ou en modifiant la valeur pour qu'elle soit proche des autres valeurs de l'ensemble. Notez que les points de données sont modifiés, pas découpés ou supprimés (comme dans la moyenne tronquée). La «winsorisation» peut être un moyen efficace de résoudre le problème de sensibilité des données, d'améliorer l'efficacité statistique et d'accroître la robustesse des inférences statistiques.

2.4. Sélection des variables explicatives

Dans cette étape de la sélection des variables, le pouvoir prédictif de chacune d'elles, sera évalué individuellement (analyse univariée). Cette sélection est délicate, il s'agit principalement des données (quantitatives et/ou qualitatives) utilisées pour la classification et la séparation entre les deux échantillons, et qui peuvent être traités par le modèle. A l'origine, un grand nombre de variables est utilisée pour construire un modèle de score. Ces variables doivent déterminer la dimension de variation de risque de défaut (la solidité financière, endettement, la rentabilité, l'évolution des délais, la gestion du cycle d'exploitation rentabilité, etc.). Parmi celles-ci, seul un petit nombre sera finalement pertinent et retenu dans le modèle (généralement, moins d'une dizaine) en fonction de leur capacité discriminante individuelle.

Le choix de variables explicatives se fait par rapport aux différents types de données ⁹⁰ :

- Les informations comptables et financières, sous forme de ratios financiers offerts par l'analyse financière, constituant une série d'indicateurs du risque d'une entreprise, et de variables issues de tableau prévisionnels de flux de trésorerie ;
- Les données bancaires, qui peuvent être obtenues, en interne identifiées par la régularité du comportement de paiement des emprunteurs, ainsi que la situation de leurs soldes. Ou auprès de sources externe comme des fichiers partagés par la profession bancaires ;
- Les notations externes des emprunteurs fournies par les agences de notation financière, qui peuvent servir de benchmarks pour l'évaluation des systèmes internes de notation ;
- Les informations qualitatives, portent sur les différentes variables concernant les entreprises (position concurrentielle, options stratégiques, qualité de gestion et d'organisation, dépendance relative aux différents types de risques,...), ou concernant les particuliers (âge, ancienneté, localisation géographique, profession,... etc.).

Par conséquent, afin d'inclure ces données dans le modèle de scores, la distribution des valeurs des variables est examinée et des transformations appropriées sont effectuées. Les variables les plus fortes sont regroupées et les ratios faibles ou illogiques seront éliminés.

Cependant, la corrélation entre les variables retenues devrait également être testée, et c'est l'une des exigences de construction d'une fonction score. Parce que, si certains indicateurs fortement corrélés sont inclus dans le modèle, les coefficients estimés seront biaisés de manière significative et systématique. En effet, les variables liées apportent en réalité la même

⁹⁰ Dietsch, M. Petey, J. op. cit., p53.

information et sont redondantes, il est donc possible d'éliminer certaines variables et de choisir une ou plusieurs variables, qui peuvent représenter toutes les informations contenues dans d'autres caractéristiques, basées sur des considérations à la fois statistiques et commerciales ou opérationnelles.

2.5. Choix de la méthode statistique

Cette étape consiste à élaborer une règle de décision d'affectation de meilleure performance (réduction des erreurs de classement) qui soit la plus efficace possible, sur la base des échantillons et des caractéristiques des variables retenues.

Traitées dans la section suivante, plusieurs méthodes (techniques) permettent la construction d'un modèle de scores, y compris l'analyse discriminante de Fisher linéaire ou quadratique qui est une technique de classification issue de l'analyse des données, les modèles économétriques paramétriques comme les modèles probit et logit et les modèles de régression linéaire. Nous trouverons aussi des techniques d'intelligence artificielle, tel que les réseaux de neurones. Et des méthodes non paramétriques d'enveloppement de données, qui sont « encore expérimentales mais donnent de très bons résultats en termes de classification (Sueyoshi (2000) »⁹¹, comme l'Arbre de décision (*CART: classification and regression Tree*), la méthode du K plus proche voisin (Knn: *K-nearest Neighbor*), Forêt aléatoires, la méthode du noyau, *DISQUAL 2*, Machines à vecteurs de support à moindres carrés (*Least Square Supports Vectors Machines (LS-SVM)*)...etc.

Les techniques économétriques de scoring les plus répandues sont l'analyse discriminante linéaire et la régression logistique, pour leur simplicité et leur grande robustesse, ce qui est confirmé par E. Altman, J.B. Calouette et P. Narayanan (1998) : « les méthodes « Analyse discriminante linéaire » et « régression Probit et logit » ont prouvé leur solidité »⁹².

Ainsi, d'après Altman et Rijken (2005), tous les modèles de prédiction par défaut sont estimés par une régression logit dans un paramètre de données de panel.

« Au cours de ces dernières années, le modèle Logit s'est progressivement imposé comme la méthodologie dominante. »⁹³, car il permet de générer directement des scores à une vitesse de mise en œuvre et des coûts de plus en plus satisfaisants.

⁹¹ Ibid. p 54.

⁹² Caouette, J.B. Altman, E.I. & Narayanan, P. *Managing credit risk: the next great financial challenge*. John Wiley & Sons, 1998, cité en p 106.

⁹³ Dietsch, M. Petey, J. idem.

2.6. Modélisation et tests

Il reste encore, à ce stade, un grand nombre de caractéristiques potentielles à inclure dans le modèle, qui ont tendance à le surestimer. Il s'agit de la phase de construction proprement dite du modèle (construction de la fonction score) par la combinaison des caractéristiques financières (variables explicatives) utilisées dans l'analyse, et de son application en test, basée sur des procédures de tests statistiques de robustesse. Cette fonction est construite grâce aux différentes techniques de classification utilisées dans le crédit scoring, et elle permet la distinction entre les clients (bons ou mauvais). En général, l'efficacité est appréciée par le critère du taux de bons classements.

Cette étape consiste à estimer le modèle sur des échantillons de contrôle (des échantillons test), composé d'entreprises (défaillantes et non défaillantes) différentes de celles des échantillons traités, plus la taille des populations est importante, plus la qualité de score tend à être élevée.

2.7. La validation

En dernière étape, le modèle de scores établi, il doit être validé par les méthodes classiques de l'inférence statistique. Le but de la validation est de confirmer que le modèle développé est applicable et de s'assurer qu'il n'a pas été surévalué.

Fréquemment, les modèles de crédit scoring seront validés sur une période de croissance, avec l'objectif de confirmer la robustesse et la qualité du modèle.

Cette étape doit passer aussi par « la vérification et la conformité des coefficients du modèle de score aux principes de l'analyse financière (une augmentation d'un ratio de rentabilité doit réduire la probabilité de défaut...etc.) »⁹⁴

Deux contrôles classiques sont exécutés. Tout d'abord, il faut s'assurer que le score est plus significatif de risque lors de l'approche de l'événement de défaut. D'autre part, le score doit être discriminant quelle que soit la taille de l'entreprise.⁹⁵

En plus des indicateurs de validation classiques tels que le taux de bon classement, d'autres outils sont recommandés par certains statisticiens, tels que, les mesures d'entropie et les

⁹⁴ Ibid.

⁹⁵ Kharoubi, C. ET Thomas, P. op. cit., p84.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

courbes et ratios de performance. Ces outils, permettent de valider un modèle de scores individuellement et de comparer deux modèles afin de choisir le plus pertinent.

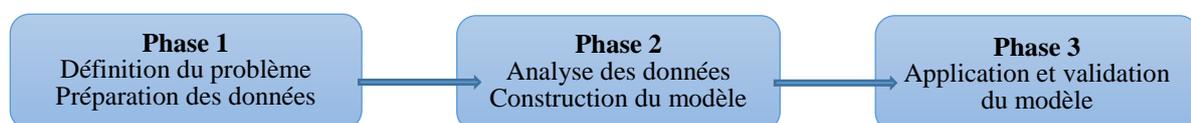
2.8. Décision du besoin d'ajustement

Le but de la validation ultérieure est de confirmer que le modèle est toujours en vigueur au fil du temps, car des changements importants peuvent avoir eu lieu et doivent être identifiés, comme un changement dans la conjoncture économique générale ou l'état de l'entreprise.

Dès sa mise en œuvre, le modèle de crédit scoring est maintenu. Plusieurs méthodes de test de performance doivent être appliquées, basées à la fois sur la capacité de classification et de prédiction, permettant de suivre sa performance. Et, si nécessaire, apporter des corrections en effectuant la même procédure que lors de sa construction sur un nouvel échantillon. Nous pouvons également nous attendre à une obsolescence naturelle des modèles.

En pratique, la construction d'une fonction score repose principalement sur un processus de trois étapes. La première consiste à définir l'évènement du défaut et à constituer la population initiale (les deux échantillons d'entreprises), dans cette étape, une analyse préliminaire des données de l'échantillon sélectionné est effectuée. La seconde étape consiste à sélectionner les variables discriminantes et construire le modèle. La troisième et dernière étape est réservée à la réalisation d'une analyse statistique, dont l'objet est de tester la validité du modèle établi sur des exemples (des échantillons test). La figure suivante résume ce processus en trois phases importantes :

Figure n° 03: Les trois phases du processus du crédit scoring



Source : Benyacoub, B. (2017). Développement d'un modèle de classification pour crédit scoring utilisant *hidden Markov model*. Thèse de doctorat, Mathématiques Appliquées, université Mohammed V, Faculté des Sciences de Rabat, p 36.

Section 3 : Techniques de classification et de validation des modèles de crédit scoring

Comme nous l'avons vu précédemment, plusieurs techniques permettent l'élaboration d'un modèle de crédit scoring, certaines sont basées sur un raisonnement probabiliste, d'autres sur la reconstitution du raisonnement humain, dans le but de calibrer une probabilité de défaillance. Nous avons choisi de concentrer notre travail sur les méthodes de classification paramétriques basées sur le raisonnement probabiliste les plus connues et utilisées dans le domaine du crédit scoring, et plus précisément l'analyse discriminante linéaire, la régression linéaire et la régression logistique.

1. Méthodes économétriques en crédit scoring

1.1. Analyse discriminante linéaire

1.1.1. Définition

La méthode d'analyse discriminante linéaire a été introduite par R. Fisher⁹⁶ dans les années 1930 en tant qu'outil de discrimination. Son utilisation pour la construction des modèles de scores a été popularisée en 1968 par E. Altman, dans l'objectif de modéliser la relation entre une variable qualitative (la variable à expliquer) et l'ensemble des variables explicatives permettant de distinguer deux groupes de classement, par une combinaison linéaire sous forme d'une fonction scores qui génère des scores qui serviront de base à une règle d'affectation, afin de séparer une population hétérogène en deux sous populations homogènes. L'analyse discriminante linéaire est une méthode de classification paramétrique. Elle est basée sur la maximisation de la variance entre les groupes par rapport à la variance intra-groupe⁹⁷.

Une analyse discriminante linéaire comporte deux aspects, un aspect de discrimination entre deux sous populations d'un même groupe, ainsi qu'un aspect de classification des individus du groupe dans l'une des deux sous populations.

⁹⁶ Fisher, R. A. (1936). « The use of multiple measurements in taxonomic problems ». Annals of Eugenics, vol n°7, (Cité en page 39.)

⁹⁷ Iscanoglu, A. Körezlioglu, H. & Yildirak, K. op.cit., p16.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Deux alternatives permettent la mise en œuvre d'une analyse discriminante linéaire, la méthode géométrique (sans aucune hypothèse probabiliste) avec l'hypothèse de l'équivalence des matrices de variance-covariance, elle repose sur la notion des distances d'une observation à chacun des centres de gravité (calcul des distances d'un individu aux centres de gravité de chaque groupe), et à affecter naturellement cette observation au groupe le plus proche. Le but est de trouver une frontière, qui maximise la séparation entre les deux groupes, pour cela, il faut préciser une métrique à utiliser dans le calcul des distances. En fait dans ce cadre, rien ne justifie l'utilisation de la même métrique pour les différents groupes. Cependant, l'utilisation de la règle d'affectation géométrique peut conduire à des erreurs de classification si la dispersion des deux sous populations du groupe n'est pas parfaite.

Cette approche de l'analyse discriminante décisionnelle atteint donc clairement ses limites, d'où la nécessité de passer à la méthode probabiliste d'affectation qui conduit en un certain sens à des règles optimales⁹⁸.

Cette méthode se base sur des hypothèses de probabilités en prenant en compte les probabilités à priori d'appartenance des individus à l'une des deux sous populations et l'équivalence des matrices de variance-covariance,

Dans ce mémoire, nous opterons pour la méthode probabiliste basée sur certaines hypothèses clés:

- Les variables explicatives ne sont pas parfaitement corrélées entre elles ;
- La moyenne et la variance d'une variable explicative donnée ne sont pas corrélées ;
- Les variables explicatives sont normalement distribuées « *In literature, normal distribution is the most widely used distribution for discriminant analysis.*⁹⁹»;

La corrélation entre deux variables explicatives données est constante au sein du groupe (la matrice de Variance-covariance est homogène).

1.1.2. Construction du modèle

Selon M. Chavent (2015, p. 16-23), la construction d'un modèle de scores par une technique d'analyse discriminante probabiliste repose sur le fait que les deux classes de l'échantillon étudié, ainsi que les données historiques sont toutes traitées en tant que variables aléatoires.

⁹⁸ Chavent, M. (2015). Scoring. Master MIMSE. Université de Bordeaux. Document téléchargé sur <http://www.math.u-bordeaux.fr/machaven/>

⁹⁹ Iscanoglu, A. Körezlioglu, H. & Yildirak, K. op.cit., p21

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Cette technique est basée sur l'observation de l'ensemble des variables, afin de mieux prévoir la défaillance des entreprises, elle consiste à définir des règles de décision bayésienne¹⁰⁰ qui vont permettre l'affectation d'un individu à la classe la plus probable. C'est pourquoi il est nécessaire de faire des hypothèses probabilistes qualifiées.

On suppose que l'échantillon de construction (d'apprentissage) est issu d'une population en deux groupes, et p_j la probabilité à priori d'appartenir à un groupe j (la proportion théorique de G_j)

Y est une variable aléatoire qui prend la valeur 1 si l'entreprise est défaillante et 0 si elle est saine.

$X = (x_1, \dots, x_p)$ Est un vecteur de variables aléatoires représentant les indicateurs de risque (les ratios).

La probabilité qu'une entreprise soit défaillante, est la probabilité à postériori d'appartenance de cette entreprise à la classe des entreprises défaillantes, elle est donnée par la loi de Bayes :

$$P(G_j/X) = \frac{p_j f_j(x)}{\sum_{j=1}^2 p_j f_j(x)}$$

Où

$f_j(x)$: Représente la distribution de probabilités de chaque groupe (densité de probabilité conditionnelle de chaque indicateur de risque);

p_j : Est la probabilité a priori¹⁰¹ (la probabilité qu'une entreprise appartient à un groupe G_j , il s'agit de la proportion réelle de chaque groupe).

Les $P(G_j/X)$ sont parfois quantifiées de scores, la règle Bayésienne consiste à affecter l'individu au groupe pour lequel le score est le plus grand, donc nous cherchons le maximum de $p_j f_j(x)$.

Le problème qui se pose est que les distributions de probabilités $f_j(x)$ ne sont pas forcément connues. Pour remédier, il existe plusieurs méthodes d'estimation paramétriques et non paramétrique, mais nous limiterons notre travail au cas normal multidimensionnel (cas paramétrique gaussien).

Supposons que $X \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_j, \Sigma_j)$ dans chaque groupe G_j , sachant que « j » désigne le groupe.

La fonction de densité est donnée par la forme analytique suivante :

¹⁰⁰ Affecter un individu au groupe qui a la probabilité à postériori maximale

¹⁰¹ La probabilité à priori d'une entreprise est le taux de défaut moyen des entreprises de sa population d'origine, en l'absence de toute information sur la valeur du score ou sur sa solvabilité

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

$$f_j(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}(\det(\Sigma_j))^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu_j)' \Sigma_j^{-1}(x - \mu_j)\right\}$$

Avec $\mu_j \in \mathbb{R}^p$: le vecteur des moyennes théoriques et Σ_j la matrice des variances-covariances théoriques.

Il s'agit de maximiser la quantité $P(G_j/X)$, ou alors $p_j f_j(x)$, en tenant compte de l'hypothèse de l'égalité des matrices de variance-covariance ($\Sigma_0 = \Sigma_1 = \Sigma$)

Maximiser $p_j f_j(x)$ est équivalent à maximiser $\ln(p_j f_j(x))$:

$$\ln(p_j f_j(x)) = \ln(p_j) + \ln(f_j(x))$$

$$\ln(p_j f_j(x)) = \ln(p_j) - \frac{p}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(\det(\Sigma_j)) - \frac{1}{2} (x - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j)$$

Avec $\frac{p}{2} \ln(2\pi)$ indépendant de j , maximiser $\ln(p_j f_j(x))$ est équivalent à minimiser :

$$-2 \left(\ln(p_j) - \frac{1}{2} \ln(\det(\Sigma_j)) - \frac{1}{2} (x - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j) \right) = D_j^2(x)$$

$$\max_j p_j f_j(x) \Rightarrow \min_j D_j^2(x) \Rightarrow \min_j \left((x - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j) - 2 \ln p_j + \ln(\det \Sigma_j) \right)$$

La quantité $D_j^2(x)$ est appelée le carré de la distance de Mahalanobis théorique généralisée.

1.1.3. Estimation des paramètres

Le paramètre $\theta = (p_0, p_1, \mu_0, \mu_1, \Sigma_0, \Sigma_1)$ estimé à partir de l'échantillon de construction, la méthode du maximum de vraisemblance peut être utilisée, et s'écrit :

$$L(\theta) = \prod_{j=0}^1 p_j f_j(x)$$

La log-vraisemblance s'écrit :

$$\ln(L(\theta)) = \sum_{j=0}^1 \sum_x (\ln(p_j) - \frac{p}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(\det(\Sigma_j)) - \frac{1}{2} (x - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j))$$

Les estimateurs de maximum de vraisemblance sont :

$$\hat{p}_j = \frac{n_j}{n};$$

$$\hat{\mu}_j = \frac{1}{n_j} \sum_i x_i, \text{ noté aussi } g_j, \text{ représente le centre de gravité de la classe } j.$$

$\hat{\Sigma}_j = \Sigma = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^1 (x - \mu_j)(x - \mu_j)'$, notée W_j , Σ^{-1} est estimée par la matrice de variance-covariance intra classes W^{-1}

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Donc, pour affecter un individu au groupe G_1 , il faudrait que¹⁰² :

$$\frac{P(G_1/X)}{P(G_0/X)} > 1$$

Donc:

$$(x - \mu_1)^t \Sigma^{-1} (x - \mu_1) - 2 \ln p_1 + \ln \det(\Sigma) > (x - \mu_0)^t \Sigma^{-1} (x - \mu_0) - 2 \ln p_0 + \ln \det(\Sigma)$$

Après simplification, nous obtenons ce qui suit :

$$x^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_0) > \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_0)^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_0) + \ln \frac{p_0}{p_1}$$

Équivalente à la règle géométrique lorsque $p_0 = p_1 = \frac{1}{2}$

$$\text{Soit } s(x) = x^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_0) - \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_0)^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_0) - \ln \frac{p_0}{p_1}$$

$s(x)$ Appelée «score» ou statistique d'Anderson.

Dans ce cas-là, la règle de décision consiste à affecter l'individu i à la classe G_1 , si son score $s(x)$ est positif.

L'objectif principal de l'analyse discriminante linéaire est de trouver une fonction linéaire¹⁰³ :

$$\text{score} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i$$

Avec α_i : les coefficients ou pondérations associés aux variables explicatives ;

x_i : Les variables explicatives (les ratios)

De telle façon que les coefficients $\alpha^t = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)$ maximisent le rapport $\frac{\alpha^t \mu_0 - \alpha^t \mu_1}{\alpha^t \Sigma \alpha}$

Où μ_0 et μ_1 sont les vecteurs moyens correspondants aux deux groupes,

Σ est la matrice de variance-covariance commune pour les deux groupes.

Soit p_1 et p_2 les probabilités a priori, d'être dans le groupe 1 ou dans le groupe 2.

Notons :

$$b = \Sigma^{-1} (\mu_0 - \mu_1)$$

$$c = \frac{1}{2} (\mu_0 - \mu_1)^t \Sigma^{-1} (\mu_0 - \mu_1) + \ln \left(\frac{p_0}{p_1} \right)$$

La méthode de l'analyse discriminante linéaire consiste à classer un individu dans le groupe correspondant ; le risque d'erreur de classification par cette méthode serait faible si $b^t y > c$

¹⁰² Mireille Bardos, « analyse discriminante : application au risque et scoring financier », Dunod, Paris, 2001, p75

¹⁰³ Benyacoub Badreddine, op. cit., p40.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

D'où, arriver à maximiser la distance entre les vecteurs moyens par rapport à leur covariance commune.

La matrice total de variance-covariance V (noté Σ) peut être décomposée en une somme de 2 matrices : $V = B + W$

La généralisation de la relation classique unidimensionnelle valable pour toute variable X dont les valeurs sont regroupées par classe:

Variance totale = moyenne des variances (intra) + variance des moyennes (inter).

Avec :

B = matrice de variance inter-classe, où :

$B_{p \times p} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^1 n_k (g_k - g)(g_k - g)^T$: rend compte de la dispersion des centroïdes (les centres de gravités g_k) des classes autour du centre global g .

Et, W = matrice de variance intra classe (moyenne des k matrices variance-covariance des classes: V_k), où :

$$W_{p \times p} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^1 n_k V_k$$

1.1.4. Sélection des variables

Dans cette étape, il est nécessaire de vérifier l'indépendance des variables, car l'une des conditions requise pour la construction d'une fonction est que les variables retenues ne soient pas corrélées.

Afin d'identifier les variables (les ratios) les plus discriminantes, ayant une forte relation avec la variable dépendante, la sélection se fait par la méthode pas à pas (*stepwise*) fondée sur le Lambda Λ de Wilks, cette méthode consiste à intégrer les variables une à une, commençant par le modèle constant puis les variables seront choisi selon leur pouvoir discriminant et à chaque pas, le modèle est examiné.

Le Lambda Λ de Wilks est donné par la formule : $\Lambda = \left| \frac{W}{V} \right|$

Où :

W : Matrice des variance-covariance intra classe ;

V : Matrice de variance-covariance totale.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

La variation de Λ de Fisher peut vérifier la signification de la statistique de Λ de Wilks entre deux pas¹⁰⁴.

Le test de variation de Λ pour l'introduction des variables est donné selon les hypothèses :

$$\begin{cases} H_0: \text{non apport de la variable à la discrimination.} \\ H_1: \text{apport de la variable à la discrimination.} \end{cases}$$

par la statistique :

$$\frac{n-k-p}{k-1} \left(\frac{\Lambda_p}{\Lambda_{p+1}} - 1 \right) \rightsquigarrow F(K-1, n-K-p)$$

Où

n: Nombre d'observation.

k: Nombre de groupe.

Λ_p : Lambda de Wilks pour la p^{ème} variable.

On rejette H_0 si : $\frac{n-k-p}{k-1} \left(\frac{\Lambda_p}{\Lambda_{p-1}} - 1 \right) > F_{1-\alpha}(k-1, n-k-p)$

1.1.5. Validation du modèle

Comme la construction d'un modèle de crédit scoring à base de l'analyse discriminante linéaire se fait sous des hypothèses probabilistes, il est nécessaire d'assurer la performance du modèle. plusieurs critères et tests d'inférence statistiques, permettant l'évaluation de la qualité de discrimination apportée par le modèle construit.

- La distance de Mahalanobis

La distance de Mahalanobis permet de mesurer la distance entre les deux groupes formés grâce à l'analyse discriminante effectuée, sachant que les hypothèses d'égalité des matrices de variance-covariance et de normalité des variables explicatives sont vérifiées. La distance théorique est donnée par¹⁰⁵ : $\Delta_p^2 = (\mu_1 - \mu_2)^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$

Avec :

μ_1 : Vecteur moyen de la classe 1 ;

μ_2 : Vecteur moyen de la classe 2 ;

Σ : Matrice des variance-covariance.

¹⁰⁴SAPORTA.G, « Probabilités, analyse de données et statistique », édition TECHNIP, Paris, 1990, P424.

¹⁰⁵SAPORTA. G. « Éléments d'analyse variée ». Conservatoire National Des Arts Et Métiers.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Quant à son estimateur sans biais, est donné par:

$$D_p^2 = \frac{n-2}{n} (g_1 - g_2)^t W^{-1} (g_1 - g_2)$$

Avec :

n : nombre d'observations

g_1 et g_2 : Estimateurs de μ_1 et μ_2

W Estimateur de Σ

Plus cette distance est grande, plus la séparation entre les deux groupe est parfaite, et plus la qualité de la discrimination est meilleure.

Le test de mesure du pouvoir de discrimination de Mahalanobis est donné par:

$$\begin{cases} H_0: \Delta^2 = 0 \rightarrow \mu_1 = \mu_2 \\ H_1: \Delta^2 \geq 0 \rightarrow \mu_1 \geq \mu_2 \end{cases}$$

Et sa statistique : $\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \times \frac{n-p-1}{p(n-2)} D_p^2 \rightsquigarrow F(p, n-p-1)$

H_0 est rejetée à un certain seuil α pour : $\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \times \frac{n-p-1}{p(n-2)} D_p^2 > F_{(1-\alpha)}(p, n-p-1)$

Avec :

n_i : Nombre d'observations dans chaque groupe

p : Nombre de variables explicatives dans chaque vecteur $(x_1, \dots, x_j, \dots, x_p)$

- La valeur propre

La valeur propre λ est donnée par le rapport :

$$\lambda = \frac{S^t B S}{S^t V S}$$

B : Matrice de variances interclasse ;

V : Matrice de variances totale ;

S : Vecteur de discrimination.

La variance totale est le résultat de l'addition de la variance inter et intra classe. Une variance inter classe élevée désigne une bonne séparation entre les groupes, et une valeur faible de la variance intra classe désigne un rapprochement entre les individus d'un même groupe.

De ce fait, plus λ tend 1, meilleure sera la discrimination.

Cette même valeur propre permet de calculer un autre indicateur : le coefficient de corrélation canonique.

- La corrélation canonique

Le coefficient de corrélation canonique, noté δ , permet d'apprécier la liaison entre les coordonnées factorielles discriminantes et la variable à expliquer. Il est égal à la racine carrée de la valeur propre λ :

$$\delta = \sqrt{\lambda}$$

Plus ce coefficient tend vers 1, plus le modèle est performant.

1.1.6. Avantages et limites de l'analyse discriminante linéaire

Malgré les avantages que présente la méthode d'analyse discriminante linéaire pour la construction d'un modèle de score tels que la réduction des taux d'erreur, la facilité des calculs, et une variable de réponse (variable à expliquer) dichotomique, son utilisation est liée à des hypothèses de probabilité dont la vérification est presque impossible en pratique ; ce qui révèle des faiblesses par la suites, en risquant de biaiser les performances du modèle de score.

Ainsi, les recherches (B. Back (1996)) affirme que le non-respect de ces hypothèses bien qu'il n'ait pas une influence sur la séparation des groupes dans l'échantillon de construction, baisse la capacité prédictive de la fonction des scores¹⁰⁶.

Eisenbeis (1997) a confirmé ce point. Il a démontré, qu'étant donné le fait que la méthode de l'analyse discriminante linéaire repose sur la normalité des variables explicatives, le non-respect de cette hypothèse nuit à la capacité du modèle¹⁰⁷.

Parmi les limites de cette méthode, la condition de normalité des distributions de probabilité des variables, la nécessité d'estimer les matrices de variance-covariance et qui doivent être égales, ce qui est difficilement vérifiée en pratique, aussi, l'indépendance entre les variables explicatives n'est pas forcément vraie, ce qui pose problème lors de la phase de sélection de celles-ci, par la procédure *stepwise*¹⁰⁸.

¹⁰⁶ BACK, B. (1996). «*Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis and Genetic Algorithms*», Turku Center, Technical Report n°40, Finland, p2.

¹⁰⁷ Eisenbeis, A. (1997). «*Pitfalls in the application of discriminant analysis in business finance and economics*», Journal of finance.

¹⁰⁸ La procédure *stepwise* sera présentée dans la régression logistique.

1.2. La régression linéaire

Le modèle de régression linéaire multiple (qui est une généralisation du modèle de régression linéaire simple lorsque les variables explicatives sont en nombre supérieur à un) a été utilisé lors des premières applications de l'économétrie à l'évaluation du risque de crédit, en établissant une relation linéaire entre les caractéristiques des emprunteurs et les variables de défaut.

La régression linéaire est une technique statistique permettant d'étudier et de modéliser les relations linéaires entre variables.

Il s'agit d'estimer le défaut ou l'absence de défaut par une variable Y_i , qui prend deux valeurs, 1 (défaut) ou 0 (non défaut), attribuées selon l'appartenance ou non de l'emprunteur à l'échantillon des individus ayant connu un défaut de paiement. Cette variable qui représente la probabilité de défaut est définie par une forme de régression linéaire en fonction d'un vecteur de variables explicatives X_i :

$$Y_i = X\beta + \varepsilon = \beta_0 x_{i_0} + \beta_1 x_{i_1} + \beta_2 x_{i_2} + \dots + \beta_j x_{i_j} + \dots + \beta_{p-1} x_{i_{p-1}} + \varepsilon_i, i = \overline{1, n}$$

Où : les x_{i_j} sont fixés (non aléatoires), $1 \leq i \leq n, 0 \leq j < p$.

La variable x_{i_0} valant un « 1 » pour tout i, j ;

β : vecteur des paramètres à estimer (la pondération des ratios), ces paramètres sont inconnus et non aléatoires;

X : matrice relatives aux $(p-1)$ variables explicatives ;

ε : vecteur des erreurs aléatoires (résidus), il est indépendant de X

La procédure standard consiste à estimer S_i avec les estimateurs de β noté $\hat{\beta}$ par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), l'objectif est de trouver le meilleur ensemble de poids, c'est-à-dire celui qui satisfait :

$$\min \sum_i \varepsilon_i^2$$

$$\text{Avec, } \varepsilon_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - (\hat{\beta}_0 x_{i_0} + \hat{\beta}_1 x_{i_1} + \hat{\beta}_2 x_{i_2} + \dots + \hat{\beta}_j x_{i_j} + \dots + \hat{\beta}_{p-1} x_{i_{p-1}})$$

Afin d'appliquer la régression linéaire a un modèle de score, certaines hypothèses sont nécessaires, à savoir:

- La relation entre la probabilité de défaut et les variables explicatives est linéaire, ou du moins elle est bien approximée par une ligne droite ;
- Le terme d'erreur « ε_i », à une moyenne nulle et une variance constante ;
- Les erreurs ne sont pas corrélées et sont normalement distribuées.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Cette méthode de modélisation utilise les données de manière très efficace. De bons résultats peuvent être obtenus avec des ensembles de données relativement petits, et les estimations des paramètres inconnus obtenus à partir de la régression linéaire des moindres carrés sont optimales, et sont utilisées pour la modélisation de processus sous des hypothèses habituelles. Ainsi, la théorie associée à la régression linéaire est bien comprise et permet la construction de différents types d'intervalles statistiques facilement interprétables pour les prédictions, les étalonnages et les optimisations.¹⁰⁹

Par contre et dans le contexte de crédit scoring, où l'un des principaux objectifs est l'estimation de la probabilité de défaillance d'une entité, cette modélisation présente de nombreux inconvénients¹¹⁰ :

- Les résultats de la régression peuvent se situer en dehors de l'intervalle $[0,1]$, et donc la sortie du modèle ne peut pas être interprétée comme une probabilité de défaut.
- Les propriétés d'extrapolation seront peut-être médiocres.
- Elle est très sensible aux valeurs aberrantes.

Elle donne souvent des estimations optimales des paramètres inconnus.

1.3. Régression Probit

Le début de l'utilisation du terme « probit » qui implique une unité de probabilité [Probit], à commencer dans les années 1930, par Chester Bliss.

La régression Probit est un outil de modélisation pour une variable dépendante dichotomique¹¹¹.

1.3.1. Construction du modèle

Pour modéliser, nous posons : $Y_i^* = x_{ij}^T \beta + \varepsilon_i$

Où : Y_i^* est une variable latente (non observable)

$\beta^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$: Vecteur des poids (paramètres à estimer).

$x_{ij}^T = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$: Variables explicatives.

Y_i : Variable dépendante, suit une distribution de Bernoulli

¹⁰⁹ Traduit des travaux de Iscanoglu, A. Körezlioglu H. & Yildirak, K. op.cit., p30.

¹¹⁰ Ibid.

¹¹¹ Une variable est dichotomique lorsque ses valeurs sont des attributs et non pas des valeurs numériques, et que leur nombre soit égal à deux.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Le modèle probit s'écrit :

$$\begin{cases} Y_i^* = x_{ij}^T \beta + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0,1) \\ Y_i = \mathbb{1}_{\{Y_i^* > 0\}} \end{cases}$$

Nous désignons la probabilité de défaut par P_i :

$$P_i = P(Y_i = 1) = P(Y_i^* > 0)$$

$$P_i = P(x_{ij}^T \beta + \varepsilon_i > 0), \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0,1)$$

$$P_i = 1 - \Phi(-x_{ij}^T \beta)$$

$$P_i = \Phi(x_{ij}^T \beta), (i = 1, 2, \dots, n)$$

La probabilité de non défaut : $P(Y_i = 0) = 1 - \Phi(x_{ij}^T \beta)$

Où Φ : est la distribution de probabilité normale cumulative standard (fonction de répartition de la loi normale centré réduit) donnée par :

$$\Phi_{\varepsilon_i}(x_{ij}^T \beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x_{ij}^T \beta} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

β est le vecteur de poids, les paramètres à estimer (La pondération des ratios).

1.3.2. Estimation des paramètres

Ensuite, l'estimation des paramètres d'un modèle de régression probit peut être faite à l'aide de l'estimation du maximum de vraisemblance (EMV).

Pour appliquer l'estimation du maximum de vraisemblance, nous devrions d'abord écrire la fonction de vraisemblance du modèle, notée $L(\beta, Y_i)$:

$$L(\beta, Y_i) = \prod_{i=1}^n (P_i)^{Y_i} (1 - P_i)^{1-Y_i}$$

En remplaçant P_i par sa valeur :

$$L(\beta, Y_i) = \prod_{i=1}^n (\Phi(x_{ij}^T \beta))^{Y_i} (1 - \Phi(x_{ij}^T \beta))^{1-Y_i}$$

Par EMV, la fonction de log-vraisemblance sera utilisée pour faciliter les calculs, notée $\ell(\beta, Y_i)$ représentée par:

$$\ell(\beta, Y_i) = \log L(\beta, Y_i) = \sum_{i=1}^n \{ Y_i \log[\Phi(x_{ij}^T \beta)] + (1 - Y_i) \log[1 - \Phi(x_{ij}^T \beta)] \}$$

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Le maximum de vraisemblance nécessite de minimiser la fonction de vraisemblance logarithmique en en prenant la dérivée par rapport à β . Cela conduit à résoudre l'équation suivante:

$$\frac{\partial \ell(\beta, Y_i)}{\partial \beta} = \sum_{i=0}^n Y_i \frac{x_{ij} \varphi(x_{ij}^T \beta)}{\Phi(x_{ij}^T \beta)} - (1 - Y_i) \frac{x_{ij} \varphi(x_{ij}^T \beta)}{1 - \Phi(x_{ij}^T \beta)} = 0$$

1.3.3. Limites du modèle Probit

Malgré que la méthode de régression probit est facile à appliquer, et permet d'avoir des scores interprétables et des probabilités qui aident à la prise de décisions. Elle a des inconvénient qui ont mis fin à son application dont la principale est l'hypothèse de normalité sur les variables explicatives ainsi que des problème de sous-estimation qui peuvent survenir.

Comme cité précédemment, la fin de l'application des méthodes de régression linéaire et de régression probit est venue rapidement en raison des exigences et des conditions de normalité des variables explicatives.

Ainsi, Wiginton (1980, p757), indique dans son article que les résultats des quelques tentatives de construction de modèles de scores ont été rapportés, peut-être parce qu'ils ont été généralement décevants. Il y a au moins deux raisons à l'absence de succès. Tout d'abord, dans tous les cas connus, les données ont été pré censurées. C'est-à-dire que les demandes de crédit ont déjà été examinées par des agents de crédit qui ont rejeté les «mauvais risques», éliminant ainsi une grande partie de la variabilité de l'intérêt des données et ne laissant que les cas pathologiques, qui ont tendance à confondre tout effort de modélisation. Deuxièmement, la variable «dépendante» dans ces données est de savoir si, un compte après publication, est jugé «bon» ou «mauvais», il s'agit donc d'une variable discrète (qualitative, indicateur). Le modèle statistique choisi pour représenter les données doit prendre en compte cette propriété.

C'est pourquoi, d'autres méthodes qui ne sont pas sujettes à ces critiques sont apparues, en particulier, le modèle logit.

1.4. Régression logistique

Depuis les premiers travaux de David Durand (1941) sur l'utilisation des méthodes statistiques pour assister la décision de crédit aux Etats-Unis, Wiginton (1980) s'est beaucoup intéressé à l'utilisation de modèles quantitatifs permettant les décisions d'octroi de crédit, il a été l'un des

Application dans le secteur financier algérien

premiers à appliquer la méthode de régression logistique pour développer un système de crédit scoring, en proposant comme alternative l'estimation du maximum de vraisemblance du modèle logit. Leonard (1993) a également développé des modèles de régression logistique avec des effets aléatoires pour construire un processus d'évaluation des agents demandeurs de crédit commerciaux.

« La caractéristique principale dans toute analyse de régression, est de trouver la valeur attendue de la variable dépendante en fonction des variables explicatives connues, à savoir $E(Y | x)$, où Y représente la variable dépendante et x le vecteur des variables explicatives.»¹¹²

La régression logistique est une forme de régression qui est utilisée lorsque la variable dépendante est binaire ou dichotomique de type qualitative et que les indépendants (les variables explicatives) sont de n'importe quel type (qualitatif ou quantitatif).

En d'autres termes, c'est une technique qui est utilisée pour vérifier la capacité des variables indépendantes à prédire une variable dichotomique (binaire)¹¹³.

L'application d'un tel modèle permet d'estimer des probabilités de défaut, qui sont bornée entre 0 et 1. Il donne des résultats comparables à ceux données par le modèle probit lorsque les variables explicatives dans ce dernier suivent une distribution normale, (le terme d'erreur $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0,1)$).

1.4.1. Construction du modèle

Le modèle logit est un modèle paramétrique statistique largement utilisé pour la modélisation d'une variable dépendante observable Y , dont la valeur est déterminée à l'aide d'une variable non observable Y^* , cette dernière dépend des caractéristiques des emprunteurs ainsi que d'un terme d'erreur.

Pour modéliser, nous supposons Y une variable dépendante dichotomique et Y_i^* est une variable latente (non observable) tel que :

$$Y_i^* = x_{ij}^T \beta_j + \varepsilon_i$$

Où

$\beta_j^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$: Vecteur des poids (paramètres à estimer).

$x_{ij}^T = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$: Variables explicatives.

ε_i : Terme aléatoire de l'erreur.

¹¹² D.W. Hosmer and Jr. S. Lemeshow, "Applied Logistic Regression", 3rd edit. New York, Wiley, 2013.

¹¹³ DESJARDINS.J, «Tutorial in Quantitative Methods for Psychology», University of Montréal, 2005, P35.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Le modèle logit s'écrit :

$$\begin{cases} Y_i^* = x_{ij}^T \beta_j + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim \text{loi logistique} \\ Y_i = \mathbb{1}_{\{Y_i^* > 0\}} = \begin{cases} 1, & Y_i^* > 0 \\ 0, & Y_i^* \leq 0 \end{cases} \end{cases}$$

Où :

$$\begin{cases} Y_i = 1, & \text{emprunteur défaillant} \\ Y_i = 0, & \text{emprunteur non défaillant} \end{cases}$$

Nous désignons la probabilité de défaut par P_i :

$$P_i = P(Y_i = 1) = P(Y_i^* > 0)$$

$$P_i = P(x_{ij}^T \beta_j + \varepsilon_i > 0)$$

$$P_i = 1 - P(\varepsilon_i \leq -x_{ij}^T \beta_j), \varepsilon_i \sim \text{logistique}$$

$$P_i = 1 - \Lambda(-x_{ij}^T \beta_j), (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$P_i = \Lambda(x_{ij}^T \beta_j)$$

La probabilité de non défaut : $1 - P_i = P(Y_i = 0) = 1 - \Lambda(x_{ij}^T \beta_j)$

Où $\Lambda(x)$ la fonction de répartition d'une loi logistique, tel que :

$$\Lambda(x_{ij}^T \beta_j) = \frac{1}{1 + e^{-x_{ij}^T \beta_j}} = \frac{e^{x_{ij}^T \beta_j}}{1 + e^{x_{ij}^T \beta_j}}$$

Notons que $\Lambda(x)$, implique une relation linéaire entre les chances de $\log g(x)$ et les caractéristiques d'entrée, $g(x)$ est aussi appelée « transformation logit ». En d'autre terme, il n'y a pas de relation linéaire entre Y_i (la probabilité que le caractère de défaut soit présent chez l'emprunteur) et X_i , la relation est linéaire entre la transformation logit $g(x)$ et X_i . Dans la théorie des modèles linéaires généralisés, cette fonction est dite « *Link fonction* »

Cette transformation de $\Lambda(x)$, est au centre de l'étude de la régression logistique, elle est définie, en termes de $\Lambda(x)$, comme:

$$\begin{aligned} g(x) &= \text{logit}(P_i) = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = \ln\left(\frac{\Lambda(x_{ij}^T \beta_j)}{1 - \Lambda(x_{ij}^T \beta_j)}\right) = x_{ij}^T \beta_j \\ &= \beta_0 x_{i_0} + \beta_1 x_{i_1} + \dots + \beta_{p-1} x_{i_{p-1}} \end{aligned}$$

« L'importance de cette transformation est que $g(x)$, a beaucoup de propriétés souhaitables d'un modèle de régression linéaire. Le logit, $g(x)$, est linéaire dans ses paramètres, peut être continu, et peut aller de $-\infty$ à $+\infty$, tout dépend de x ». ¹¹⁴

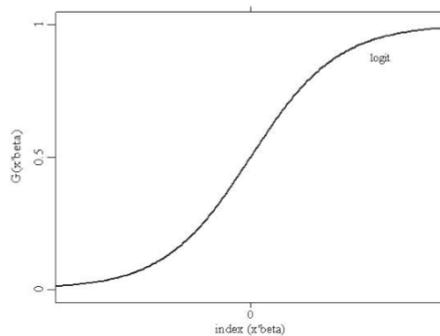
¹¹⁴ D.W. Hosmer and Jr. S. Lemeshow, op. cit., p7.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

« L'idée en amont de cette transformation est assez simple : la relation entre variable expliquée et variable explicative n'est pas une droite mais plutôt une courbe en S »¹¹⁵.

Figure n° 04: Transformation logit



Source : Ahmad, Taleb. (2005). *Logit Models for Bankruptcy Data Implemented in XploRe. MS thesis. Humboldt-Universität zu Berlin, Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät*, p15.

1.4.2. Estimation des paramètres

L'estimation des coefficients β_j d'un modèle de régression logistique est effectuée à l'aide de l'estimation du maximum de vraisemblance (EMV).

Pour appliquer l'estimation du maximum de vraisemblance, nous devrions d'abord écrire la fonction de vraisemblance du modèle, obtenue par l'introduction de la fonction de masse de probabilité de Y_i , tel que Y_i suit une distribution de Bernoulli, sa fonction de masse de probabilité pour le i ème emprunteur est donnée par :

$$(P_i)^{Y_i}(1 - P_i)^{(1-Y_i)}$$

L'expression de la fonction de vraisemblance, notée $L(\beta_j, Y_i)$, sera :

$$L(\beta_j, Y_i) = \prod_{i=1}^n (P_i)^{Y_i}(1 - P_i)^{1-Y_i}$$

En remplaçant P_i par sa valeur :

$$L(\beta, Y_i) = \prod_{i=1}^n \left(\Lambda(x_{ij}^T \beta_j) \right)^{Y_i} (1 - \Lambda(x_{ij}^T \beta_j))^{1-Y_i}$$

¹¹⁵ Patrick Boisselier, Dominique Dufour. Scoring et anticipation de défaillance des entreprises: une approche par la régression logistique. Identification et maîtrise des risques: enjeux pour l'audit, la comptabilité et le contrôle de gestion, May2003, Belgique. <halshs-00582740>, p7.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tel que :

L : La fonction de vraisemblance ;

n : Nombre d'individus ;

β_j : Paramètres du modèle estimé ;

Λ : La fonction de répartition retenue pour le modèle (fonction logistique) ;

Y_i : Variable dichotomique indicatrice du défaut.

Cependant, les calculs en utilisant la fonction de vraisemblance sont difficiles, et donc une version logarithmique appelée fonction log-vraisemblance sera utilisée pour faciliter les calculs, notée $\ell(\beta, Y_i)$ définie par:

$$\ell(\beta_j, Y_i) = \log L(\beta_j, Y_i) = \sum_{i=1}^n \{ Y_i \log[\Lambda(x_{ij}^T \beta_j)] + (1 - Y_i) \log[1 - \Lambda(x_{ij}^T \beta_j)] \}$$

Pour trouver les valeurs des coefficients maximisant la fonction de vraisemblance, et puisque $\log(L)$ est une fonction croissante monotone de L, la valeur de β qui maximise L maximise aussi $\log(L)$, donc nous différencions sa fonction logarithmique par rapport au vecteur β , puis les coefficients sont estimés d'une manière dont la fonction de log-vraisemblance est maximisée. Cela donne:

$$\frac{\partial \ell(\beta_j, Y_i)}{\partial \beta_j} = \sum_{i=0}^n Y_i \frac{x_{ij} \lambda(x_{ij}^T \beta_j)}{\Lambda(x_{ij}^T \beta_j)} - (1 - Y_i) \frac{x_{ij} \lambda(x_{ij}^T \beta_j)}{1 - \Lambda(x_{ij}^T \beta_j)} = 0$$

1.4.3. Sélection des variables explicatives

Un score est le plus satisfaisant possible, lorsqu'il est fourni par un modèle dans lequel, les variables explicatives ont des coefficients les plus significatifs, avec une interprétation préférentielle. Ainsi les procédures de sélections utilisées doivent répondre au test de significativité des coefficients, selon les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \hat{\beta}_j = 0, \text{ Non apport de la variable au modèle.} \\ H_1 : \hat{\beta}_j \neq 0, \text{ Apport de la variable au modèle.} \end{cases}$$

Application dans le secteur financier algérien

« La régression logistique demeure un moyen intéressant d'estimer une fonction discriminante, la sélection des variables est réalisée par le test de « Wald » sur les coefficients. Seules les variables, dont les coefficients sont significativement différents de zéro, sont retenues. »¹¹⁶

Dans une régression logistique, les variables explicatives peuvent être sélectionnées par l'une des procédures automatiques de sélection, à savoir la sélection « ascendante » (*forward stepwise*) et la sélection « descendante » (*backward stepwise*). Ces procédures constituent les principales versions de la méthode pas à pas « *stepwise method* », qui implique d'inclure ou d'exclure les caractéristiques du modèle à chaque étape en fonction de critères statistiques, jusqu'à ce que la meilleure combinaison soit atteinte. Elles permettent d'identifier les variables explicatives qui décrivent le mieux la variable à expliquer Y_i , ce qui conduit à l'élaboration du meilleur modèle possible.

- La sélection ascendante (*forward stepwise*)

Cette méthode consiste à commencer avec le modèle constant-seul, puis introduire les variables une par une dans le modèle dans l'ordre de leurs pouvoir prédictif commençant par celle qui est la plus significative, jusqu'à ce qu'un niveau de focalisation soit atteint (par exemple, jusqu'à ce que les caractéristiques restantes aient une *p-value* inférieure à 0,05 ou un Chi deux univariée χ_1^2 au-dessus d'un niveau déterminé¹¹⁷).

- La sélection descendante (*backward stepwise*)

Contrairement à la sélection ascendante, dans cette procédure, il s'agit d'introduire toutes les variables à la fois, puis d'éliminer les moins significatives du modèle globale, une par une, pour ne garder que celles qui, selon un seuil préalablement fixé, sont significativement liées à l'événement du défaut, conditionnellement aux variables déjà dans le modèle (par exemple jusqu'à ce que toutes les caractéristiques restantes aient une *p-value* inférieure à 0,1).

Pour les deux procédures de sélection, et afin de tester l'apport d'une ou de plusieurs variable au modèle, un test du maximum de vraisemblance appelé test du rapport des vraisemblances (LRT : *likelihood ratio test*) peut être effectué. Aussi, pour tester si un coefficient est significativement différent de zéro, il est possible de s'appuyer sur le test de Wald.

¹¹⁶ Mireille B. op.cit. p135.

¹¹⁷ Siddiqi, Naeem. *Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring*. Vol. 3. John Wiley & Sons, 2012.

1.4.4. Interprétation des paramètres

La nouveauté qu'apporte le modèle Logit, par rapport aux autres techniques d'élaboration d'un modèle de scores, est l'interprétation des coefficients des variables explicatives et cela, grâce à « l'Odds Ratio », qui mesure l'intensité de la relation entre une variable explicative et la probabilité d'appartenance à un groupe. L'*Odds Ratio* est défini par :

$$OR = \frac{\Lambda(x+1)/(1-\Lambda(x+1))}{\Lambda(x)/(1-\Lambda(x))} = e^{\beta_j}$$

Avec : $\Lambda(x) = \Lambda(x_{ij}^T \beta_j) = \frac{1}{1+e^{-x_{ij}^T \beta_j}}$

Il mesure « l'évolution du rapport des chances d'apparition de l'événement Y=1 contre Y=0, par une incrémentation unitaire de la variable (lorsque X passe de x à x+1) »¹¹⁸.

« *Odds Ratio* », informe ainsi sur l'importance de chaque variable, en estimant son intervalle de confiance :

$$\left[e^{\{\hat{\beta}_j - (Z_{1-\alpha/2}) \hat{\sigma}(\beta_j)\}}; e^{\{\hat{\beta}_j + (Z_{1-\alpha/2}) \hat{\sigma}(\beta_j)\}} \right]$$

Où :

$Z_{1-\alpha/2}$: est la valeur critique normale pour un test bilatéral de taille α (égal à 1.96 pour $\alpha = 95\%$) ;

$\hat{\beta}_j$: Coefficient estimé de la variable X ;

$\hat{\sigma}(\beta_j)$: écart-type de l'estimateur $\hat{\beta}_j$.

1.4.5. Vérification de la validité du modèle (significativité du modèle)

Dans la régression logistique où les variables de réponse (variable à expliquer Y_i) ont une distribution de Bernoulli, plusieurs statistiques de tests peuvent être utilisées, permettant de vérifier les résultats obtenus par le modèle et d'évaluer sa robustesse, dont les plus connus à cet effet sont la statistique du rapport de vraisemblance logarithmique et la statistique de Wald.

¹¹⁸ Saporta, G. (2012). « L'analyse discriminante, classification supervisée, scoring », Conservatoire des arts et métiers, Version du 29/02/2012 téléchargé sur : Gilbert.saporta@cnam.fr <http://cedric.cnam.fr/~saporta>. P 113.

- Test de Wald

C'est un test analogue au test de Student dans le cas des régressions usuelles, la statistique de Wald est le carré de la statistique de Student. Il est utilisé pour tester la significativité des coefficients estimés.

Nous pouvons tester l'hypothèse $\begin{cases} H_0: \hat{\beta}_j = 0; \\ H_1: \hat{\beta}_j \neq 0. \end{cases}$

Sous l'hypothèse H_0 , la statistique de Wald (w^2) suit approximativement une loi de khi-deux à un degré de liberté ($\chi^2_{(1)}$), et s'écrit comme suit:

$$w^2 = \frac{\hat{\beta}_j^2}{\hat{\sigma}^2(\hat{\beta}_j)} = \frac{\hat{\beta}_j^2}{\hat{V}(\hat{\beta}_j)} \rightsquigarrow \chi^2_{(1)}$$

Avec :

\hat{V}^2 : Estimateur de la variance de l'estimateur $\hat{\beta}_j$.

L'hypothèse H_0 est rejetée pour tout $w^2 \geq \chi^2_{(1)}(1 - \alpha)$, tel que α représente le seuil critique.

La statistique de Wald est facile à calculer et est donnée automatiquement dans la sortie de la plupart des progiciels (*packages*) statistiques¹¹⁹.

- Test du rapport de vraisemblance

La statistique de vraisemblance est supérieure à la statistique de Wald parce qu'elle donne des résultats plus fiables¹²⁰, grâce au ratio de vraisemblance (*likelihood ratio*) exprimé par :

$$LR = -2 \ln \left[\frac{\text{vraisemblance du modèle sans variable}}{\text{vraisemblance du modèle avec variable}} \right]$$

Le test du rapport des vraisemblances « *likelihood ratio test*¹²¹ » est effectué afin de tester si une ou plusieurs variables peuvent être exclues du modèle (si les variables du modèle ont une possibilité explicative significative¹²²).

Soit le test :

¹¹⁹ Taleb, A. (2005). « Logit Models for Bankruptcy Data », Zu Berlin. Center for Applied Statistics And Economics, Humbolt University, p19.

¹²⁰ Ibid.

¹²¹ Albert, A. Anderson, J. A. (1983). « The existence of maximum likelihood estimates in logistic regression models ». *Biometrika* vol n°71.

¹²² Duyme, F. (2005) « Qualité de validation des modèles de régression logistique binaire », Laboratoire statistique informatique de Lille.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

$$\begin{cases} H_0: \hat{\beta}_j = 0 \\ H_1: \hat{\beta}_j \neq 0 \end{cases}$$

Selon ces hypothèses, les variables à retenir doivent augmenter significativement le rapport des vraisemblances.

Sous l'hypothèse H_0 , LRT suit asymptotiquement une loi du khi-deux à p degré de liberté, ce test est donné par la statistique suivante :

$$LRT = 2 \left[\log \left(L(\hat{\beta}_j, Y_i) \right) \Big|_{H_1} - \log \left(L(\hat{\beta}_j, Y_i) \right) \Big|_{H_0} \right] \sim \chi_p^2$$

Avec :

$\left(L(\hat{\beta}_j, Y_i) \right) \Big|_{H_0}$: Vraisemblance du modèle estimé (Vraisemblance du modèle sous la contrainte H_0 (sans variable))

$\left(L(\hat{\beta}_j, Y_i) \right) \Big|_{H_1}$: Vraisemblance du modèle sans contrainte sous H_1 (avec variable).

p : nombre de paramètre selon le test.

Le test est défini par la région critique $w = \{LRT \geq \chi_p^2(1 - \alpha)\}$, l'hypothèse H_0 est rejetée si $LRT \geq \chi_p^2(1 - \alpha)$.

- Autres tests de validité générale du modèle¹²³

Des tests de bonne adéquation du modèle ont été proposés par plusieurs auteurs et intégrés dans les logiciels :

Le critère d'Akaïke : $AIC = -2 \log L + 2K$

Où :

L : est la vraisemblance.

K : le nombre de paramètres à estimer.

Le critère de Schwartz : $SC = -2 \log L + k \log n$

Où, de plus, n est le nombre total d'observations.

Ces deux critères sont utiles pour comparer des modèles ayant des nombres de paramètres différents (K nombre de paramètres) à estimer portant sur les mêmes données. Le modèle pour lequel ces statistiques sont les plus faibles sera préféré.

¹²³ Mireille Bardos, op.cit., p73.

1.4.6. Avantages et limites de la régression logistique

La régression logistique est un bon outil de modélisation de la probabilité de défaut d'un emprunteur, à utiliser lorsque cela est approprié, en particulier, combiné avec la création et la sélection de caractéristiques. Elle présente de nombreux avantages, tous d'abord, elle est facile à gérer permettant des calculs plus simples, de plus, les coefficients du modèle logit peuvent être plus facilement interprétés (grâce à l'Odds Ratio), ainsi, sa souplesse vis-à-vis des hypothèses de normalité (imposées par les autres méthodes de modélisation), elle ne pose pas d'hypothèses de distribution, également, la régression logistique prend en considération des variables de caractère qualitatif, et permet d'intégrer des variables explicatives de la probabilité de défaut, qui ont une chance d'être significatives.

«It is generally felt that logistic regression is a safer, more robust bet than the LDA model, relying on fewer assumptions. » (Hastie and al., (2001))

Malgré ses nombreux avantages, la régression logistique présente certaines limites, tel que la taille important de l'échantillon que nécessite la méthode (une taille réduite peut fausser l'estimation des paramètres), la sensibilité de filtrer certaines variables présentant une forte corrélation, pour éviter le phénomène de redondance, ce qui rend difficile la vérification de l'indépendance des variables explicative.

2. Validation des modèles de crédit scoring

La partie la plus importante en crédit scoring est le pouvoir discriminant des techniques utilisées. Partant du principe qu'un modèle de scores est utilisé afin d'évaluer la solvabilité d'un emprunteur et de mesurer les risques liés à l'octroi de crédits, et que des erreurs de classification des emprunteurs pourraient créer des dommages aux ressources d'un établissement de crédit. C'est dans ce sens que des outils de validation ont été mis au point.

Il existe peu de travaux cherchant à évaluer la performance des modèles de scores. Diverses méthodes peuvent être utilisées, permettant de mesurer la performance d'un modèle de crédit scoring. Cependant, les plus populaires sont : le taux de bons classements et la méthode de validation croisée, ainsi que les courbes de performances (*Receiver Operating Characteristic & Cumulative Accuracy Profile*).

2.1. Les taux de bons classement et la méthode de validation croisée

« La première mesure de performance systématiquement examinée réside dans les taux de bons classements liées à la règle de décision (encore appelée règle d'affectation). Les taux d'erreurs de classement leur sont bien complémentaires.»¹²⁴

Ce taux de bons classements vise à évaluer le pouvoir discriminant du modèle en calculant le taux des cas bien classés dans un échantillon test, souvent noté *Accuracy*, donné par¹²⁵ :

$$ACC = \frac{\text{le nombre de cas bien classés}}{\text{le nombre total de cas}}$$

Le taux d'erreur représente le pourcentage des cas résultant d'une classification erronée d'un client en utilisant l'échantillon test, estimée empiriquement par¹²⁶ :

$$\text{Taux d'erreur} = \frac{\text{Le nombre de cas mal classées}}{\text{le nombre totale de cas}}$$

Deux types d'erreurs peuvent se présenter dans un problème de classification. L'erreur de « type I » consiste à classer un emprunteur comme défaillant alors qu'il est sain, l'erreur de « type II » consiste à classer un emprunteur comme sain alors qu'il est défaillant. Chacune de ces erreurs de classement génère des coûts relatifs à la mauvaise décision, et le risque devient plus couteux lorsqu'il s'agit des erreurs du second type.

La méthode de validation croisée consiste, tout simplement, à évaluer la capacité prédictive du modèle de classification face à un nouvel échantillon appelé échantillon de validation (échantillon test), contenant des entreprises qui ne figurent pas dans l'échantillon de construction.

Donc, il est nécessaire de construire un échantillon à partir d'entreprises dont le comportement actuel est connu, sans les introduire dans l'échantillon de construction.

La méthode de validation croisée est une procédure qui permet l'obtention du taux de classification d'une façon non biaisée.

¹²⁴ Bardos, M. op.cit., p195.

¹²⁵ Badreddine, B. op. cit., p46.

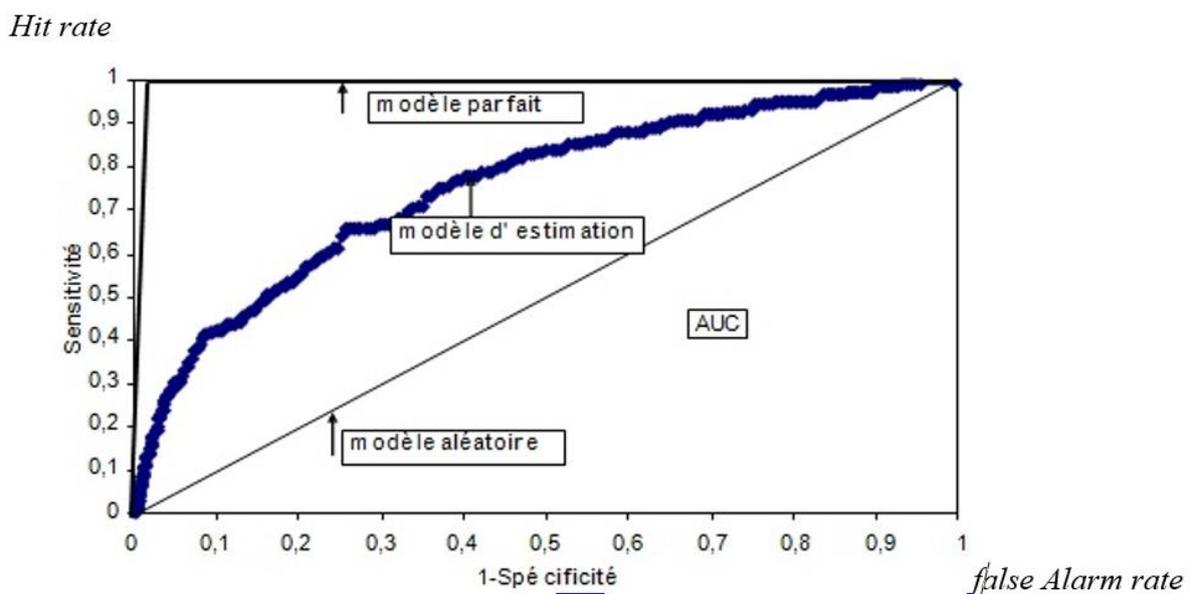
¹²⁶ Ibid.

2.2. Les courbes de performances

2.2.1. La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)

La courbe *Receiver Operating Characteristic* (ROC) est une méthode courante pour mesurer le pouvoir discriminant d'un modèle de scores, elle donne la sensibilité notée $1 - \beta_{(S)}$ en fonction de la spécificité $\alpha_{(S)}$ par rapport à un certain seuil donné C (un score), comme présenter dans la figure suivante :

Figure n° 05: Courbe de caractéristiques d'efficacité (Receiver Operating Characteristic)



Source : A. Iscanoglu, H. Körezlioglu & K. Yildirak, op.cit., p111.

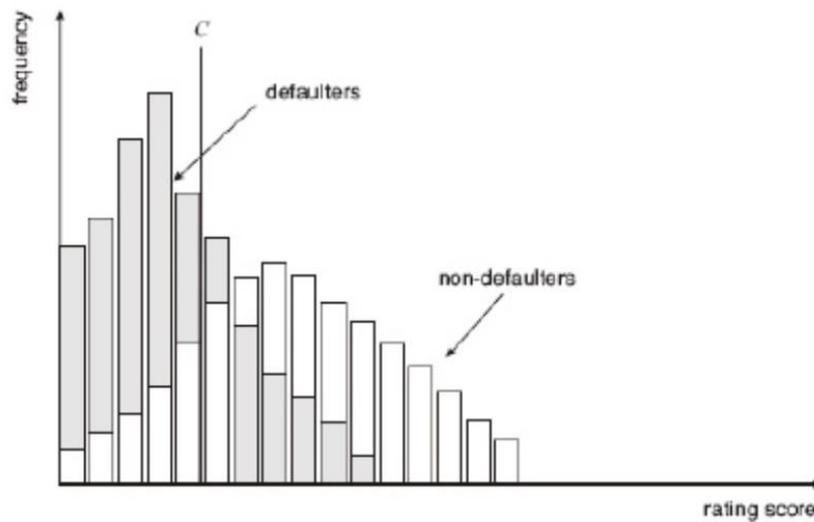
Empiriquement, la courbe ROC se construit en calculant la sensibilité puis la spécificité d'un test pour différents niveaux de seuils de discrimination.

La sensibilité représentée sur l'axe des ordonnées, est définie comme la probabilité de classer un emprunteur dans la catégorie $Y = 1$ classe des emprunteurs défaillant (test positif), étant donné qu'elle est effectivement observée dans celle-ci.

La spécificité, représentée sur l'axe des abscisses, est définie comme la probabilité de classer un emprunteur dans la catégorie $Y = 0$ classe des emprunteurs sains (test négatif), étant donné qu'elle est effectivement observée dans celle-ci.

La figure suivante montre la distribution des emprunteurs sains et défaillants, ainsi que le point de séparation, noté S :

Figure n° 06: Distribution des emprunteurs selon leur score



Source : A. Iscanoglu, H. Körezlioglu & K. Yildirak, op.cit., p111.

Les emprunteurs se trouvant à gauche de C sont classés sains et ceux se trouvant à droite de C sont classés défaillants.

L'utilisation des scores d'évaluation permet de distinguer entre les emprunteurs sains et ceux défaillants ; la possibilité pour un décideur serait d'introduire une valeur de seuil C comme dans la figure 6, et de classer chaque emprunteur avec un score inférieur à C en tant que défaillant potentiel et chaque emprunteur avec un score supérieur à C en tant que non-défaillant. Ensuite, quatre résultats de décision seraient possibles. Ils sont résumés dans le tableau n°05:

Tableau n° 05: Résultats des décisions compte tenu du seuil C (matrice de confusion)

		Défauts	Non défauts
Score obtenu	au-dessous du seuil (< C)	prédiction correcte (<i>hit</i>)	Mauvaise prédiction (<i>false Alarm</i>)
	au-dessus du seuil (> C)	Mauvaise prédiction (<i>miss</i>)	prédiction correcte (<i>correct rejection</i>)

Source : Tiré de B. Enleman, E. Hayden, and D. Tasche, Measuring the discriminative power of rating systems (2002), www.defaultrisk.com , p.6.

Donc pour chaque emprunteur, les résultats possibles dans l'identification des défauts peuvent être :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- prévision correcte (*hit*): le modèle classe correctement l'emprunteur en tant que défaillant, le score est inférieure à la valeur seuil C et l'emprunteur est défaillant ;
- prévision fautive (*miss*): le modèle classe un non défaillant comme défaillant (l'erreur de type I);
- Alarme fautive: un défaillant a été incorrectement affecté au groupe des non-défaillants (l'erreur de type II);
- Prévision correcte (*correct rejection*): le modèle classe correctement un emprunteur non-défaillant. le score est supérieur à la valeur du seuil et que l'emprunteur n'est pas en défaut, la classification était correcte

La courbe ROC met en relation l'erreur du premier type I et celle du second type II. Sa représentation est une combinaison entre deux grandeurs, à savoir le taux de succès et le taux de fausses alarmes, pour toutes les valeurs de C. En utilisant la notation de Sobehart et Keenan (2001)¹²⁷, le taux de succès (*Hit Rate*) est défini par HR (C) (égal à la zone grise sur le côté gauche de la valeur du seuil C sur la figure 6), calculée comme suit :

$$HR(C) = P(S_D < C) = \frac{H(C)}{n_2}$$

Où : $H(C)$ Est le nombre d'emprunteurs ayant un score inférieur à C, et n_2 le nombre total d'emprunteurs défaillants.

Et le taux de fausses alarmes (*False Alarm Rate*) est défini par FAR (C) (égal à la zone blanche du côté gauche de la valeur du seuil C sur la figure 6) est calculé comme suit:

$$FAR(C) = P(S_{ND} < C) = \frac{F(C)}{n_1}$$

$F(C)$ Est le nombre d'emprunteurs sains ayant un score inférieur à C, et n_1 le nombre total d'emprunteur sains.

Si le seuil C est modifié, la règle de décision, la matrice de confusion, et donc tous les indicateurs présentés précédemment (taux d'erreur, spécificité, sensibilité...) seront modifiés.

La courbe ROC présentée dans la figure 05, se situe entre les courbes des modèles parfait et aléatoire, la courbe du modèle parfait représente le classement de tous les emprunteurs défaillants comme tels et aucun emprunteur sain ne sera classé comme défaillant. Quant au modèle aléatoire, il est représenté par la première bissectrice du fait de l'absence du pouvoir discriminant.

¹²⁷ Iscanoglu, A. Körezlioglu H. & Yildirak, K. op.cit., p111.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Souvent l'efficacité d'un score S est mesurée visuellement, indépendamment du choix du seuil à partir de la courbe ROC et numériquement à partir de la surface l'AUC (Area Under the Curve), cette dernière permet de mesurer la performance de la courbe ROC et signifie surface en dessous de la courbe, c'est une mesure statistique qui résume l'information contenue dans une courbe ROC. Elle est calculée comme suit :

$$AUC = \int_{-\infty}^{+\infty} (1 - \beta(s)) d\alpha(s)$$

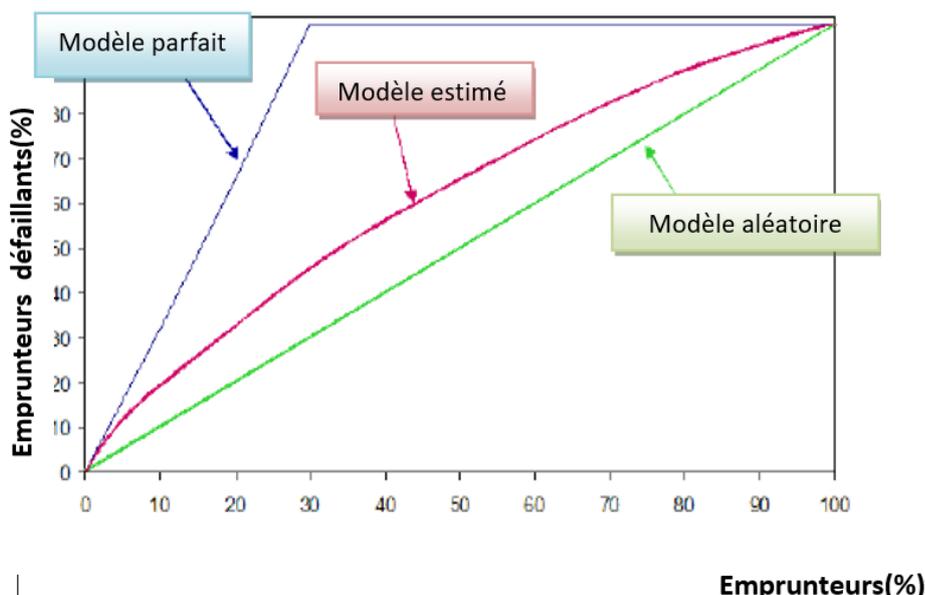
Plus cette surface s'approche de 1, meilleure sera la performance du modèle.

2.2.2. La courbe CAP (Cumulative Accuracy Profile)

La courbe CAP met en relation le pourcentage des emprunteurs avec un score inférieur à un certain seuil S (*Alarm Rate*), avec le pourcentage des emprunteurs défaillants ayant un score inférieur à ce même seuil C (*Hit Rate*), les points sont reliés par interpolation linéaire.

Cette relation est illustré par la figure ci-dessous, dont le pourcentage de toutes les entreprises (saines et défaillantes) ayant un score inférieur à C est présenté en abscisse, et le pourcentage des entreprises défaillantes ayant un score inférieur à C est présenté en ordonnée.

Figure n° 07 : La courbe CAP



Source : G. SAPORTA, op. cit., p185.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

D'après cette figure, trois cas peuvent se présenter :

- Un modèle aléatoire, qui n'a aucun pouvoir de discrimination. Il est représenté par la première bissectrice.
- Un modèle parfait, affecte les scores les plus faibles aux emprunteurs défaillants, et donc un accroissement rapide de la courbe pour atteindre les 100% des emprunteurs défaillants.
- Un modèle estimé, représente la courbe CAP entre les deux courbes précédentes.

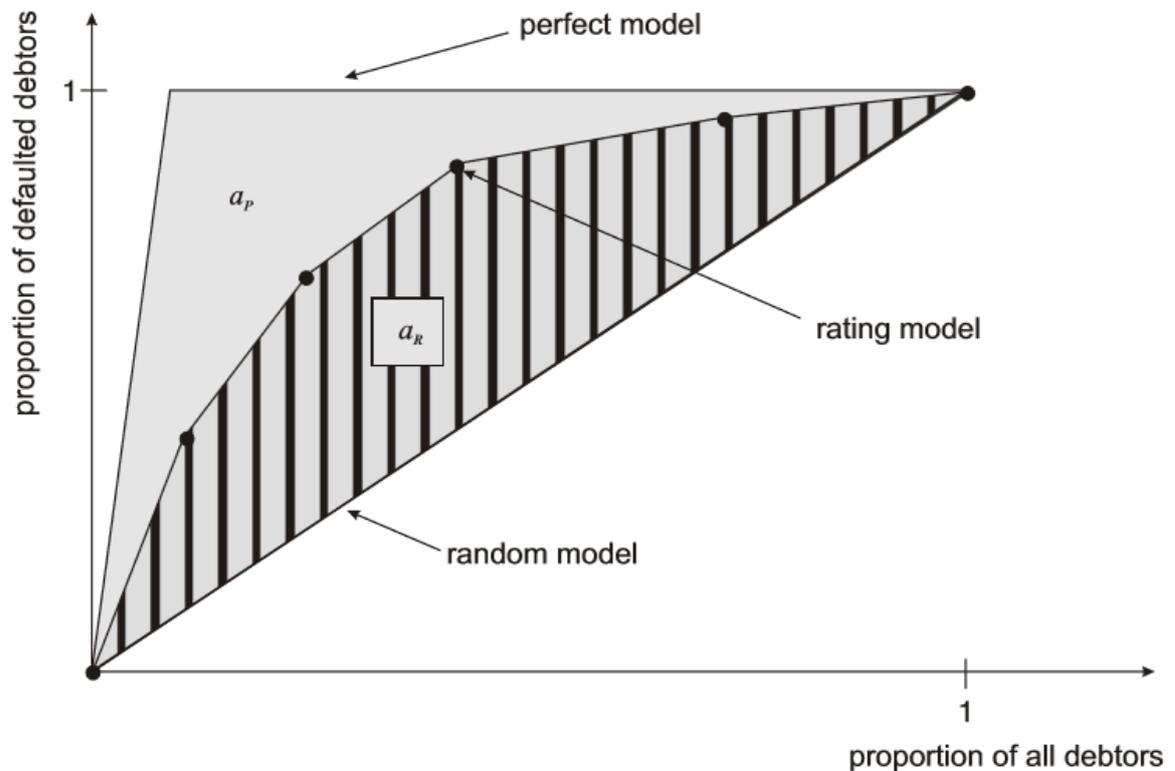
Donc plus la courbe CAP (modèle estimé) se rapproche de celle du modèle parfait, meilleure est la discrimination, et plus le modèle est performant.

Cette courbe, permet ainsi d'évaluer la qualité d'un système de notation par un seul nombre, le Ratio de précision AR « Accuracy ratio », qui est défini comme le rapport de la surface α_R entre le CAP du modèle de notation en cours de validation (modèle estimé) et le CAP du modèle aléatoire, et la surface α_P entre le CAP du modèle de notation parfaite et le CAP du modèle aléatoire. Il est déterminé par¹²⁸ :

$$AR = \frac{\alpha_R}{\alpha_P}$$

¹²⁸ Enleman, B. Hayden, E. and Tasche, D. op. cit., p4.

Figure n° 08: Les surfaces d'Accuracy ratio



Source : B. Enleman, E. Hayden, and D. Tasche, op. cit., p4.

Plus ce ratio se rapproche de 1, meilleure sera la discrimination, plus le modèle est performant.

2.2.3. Relation entre AR & AUC

Il existe une relation linéaire entre Accuracy Ratio (AR) et the Area Under Curve (AUC), représentant les mesures de performance respectives des courbes ROC et CAP, elle est donnée par la forme suivante : $AR = 2 * AUC - 1$

3. Conditions de succès du crédit scoring

M. Dietsch, J. Petey (2008) ont donné les conditions de succès d'un modèle de crédit scoring. Ainsi, la robustesse et la performance des modèles de scores dans la classification des emprunteurs, reste, jusqu'à maintenant, une question ouverte. Cette performance dépend principalement des procédures utilisées pour construire les modèles impliqués, et du degré de

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

connaissance de ses utilisateurs, lors de sa mise en place. De ce fait, des conditions d'utilisation efficace de ces modèles peuvent être présentées ainsi :

- La prise en considération du type de population (entreprise, particuliers,..) concernée par l'élaboration du modèle de crédit scoring, afin de choisir le modèle le plus adapté pour l'étude effectuée ;
- La collecte d'un maximum d'informations, pour un large choix de discrimination ;
- Pour couvrir un cycle économique, le modèle de crédit scoring doit être construit sur des historiques larges qui couvrent une période assez longue (autour de 7 ans selon le comité de Bâle);
- La significativité des coefficients de la fonction score ;
- L'échantillon de construction du modèle doit être le plus volumineux possible, pour avoir une image sur le portefeuille de crédit. Il doit être aussi homogène (égalité des proportions d'emprunteurs sains et défaillants) ;
- Un modèle de scores doit être élaboré sur une méthodologie qui donne la possibilité de l'évaluation de la qualité des résultats apportés par ce modèle. Pour cela, il est préférable de choisir une technique permettant la réalisation des tests d'inférence statistique plutôt qu'un modèle fondé sur une « boîte noire » ;

Le modèle doit bien prévoir le défaut et les taux de bon classement doivent être les plus élevés possibles.

4. Avantages et limites des modèles de crédit scoring

D'après ce que nous avons vu dans ce chapitre, il est clair que le crédit scoring apporte beaucoup d'avantages à la gestion du risque de crédit, mais en revanche, il a certaines lacunes qu'il est nécessaire d'aborder.

En comparaison avec l'analyse subjective, le crédit scoring quantifie le risque traité en apportant de nombreux avantages, dont nous citons les suivants¹²⁹:

- La sortie d'un modèle de crédit scoring est une probabilité, ce qui améliore la fiabilité de l'évaluation du crédit et la rendre plus facile ;
- L'évaluation de toutes les candidatures est effectuée de façon identique, ce qui permet d'avoir des résultats cohérents ;

¹²⁹ Inspiré de Schreiner, M. (23 December 2004). «Benefits and Pitfalls of Statistical Credit Scoring for Microfinance», *journal article*, [vol. 28, No. 1](#), p 04-23

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Le procédé d'utilisation des modèles de scores est connu et communicable, ce qui les rend explicites. Ainsi ils peuvent être testés avant leur utilisation, ce qui constitue leur principale vertu ;
- Les modèles de crédit scoring révèlent les liens existant entre le risque et les caractéristiques de l'emprunteur, du prêt et du prêteur ;
- Les modèles de crédit scoring ne nécessitent pas d'autres données que celle collectées habituellement par les analystes financiers ;
- Les modèles de crédit scoring permettent de rentabiliser le temps de travail des chargés d'études avec des outils peu coûteux en matière de fonds ;

Les bénéfices financiers d'un prêteur sont influencés par les résultats de l'application d'un modèle de crédit scoring, sachant qu'un prêteur (une banque par exemple) peut ajuster sa stratégie et son aversion au risque par rapport au coût net subi par l'octroi d'un « bon » ou « mauvais » prêt, autrement dit le crédit scoring donne des résultats qui collaborent la stratégie de prêteur en fonction de son aversion au risque.

Malgré ces avantages, il est important de bien mesurer les limites de la méthode des scores et de prendre quelques précautions dans son utilisation.

Au-delà du problème de biais de sélection ou du problème de réintégration des refus, les limites suivantes des modèles de score peuvent être indiquées¹³⁰ :

- En général, une base de données énorme (composée d'un minimum de 1000 dossiers jugés «mauvais » selon le critère de défaut) est nécessaire pour l'élaboration d'un modèle de scores, et ce n'est pas toujours le cas pour les établissements de crédit car très peu d'entre eux disposent d'une telle information sous forme électronique, de plus ces bases de données ne contiennent pas les dossiers rejetés dès le départ, ce qui induit un biais dans l'analyse. Ainsi le modèle de scores peut réduire l'accès au crédit pour ceux qui n'ont pas d'historique de crédit ;
- La plupart des techniques utilisées dans la construction d'un modèle de crédit scoring se basent sur des hypothèses et des conditions de distribution, qui ne sont pas démontrables en pratique ;
- Les changements de toute nature modifiant l'attitude des emprunteurs par rapport au défaut est mal capturée par les modèles de scores, ainsi ces derniers prennent imparfaitement en considération certains événements affectant la situation financière des emprunteurs de façon brutale, de sorte qu'un emprunteur jugé sain à un moment donné peut tomber très rapidement

¹³⁰ Tiré de Dietsch, M. Petey, J. op.cit. , p72-73.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

en situation de défaut. Inversement, des emprunteurs sains peuvent avoir toutes les caractéristiques du défaut ;

- Une augmentation de la dépendance des chargés de crédit qui revient à la nécessité de la présence d'un consultant pour gérer et suivre le modèle de scores, à moins de faire bénéficier ces chargés de crédit d'une formation leur permettant d'assurer le bon fonctionnement du modèle sans recours au consultant ;

- En réalité, les modèles de crédit scoring n'approuvent pas et ne rejettent pas aussi l'octroi de crédit, ils ne font qu'expliquer une bonne partie du risque par des variables existant dans la base de donnée, et il revient au chargé de crédit et au comité de crédit de prendre la décision finale, ce qui implique la dépendance vis-à-vis des méthodes subjectives.

- Les modèles de score sont des outils statistiques, comportant deux types d'erreurs, celle qui consiste à classer en défaut des emprunteurs sains et celle qui consiste à classer comme sain un emprunteur en défaut. C'est pourquoi, généralement, les résultats du score peuvent être corrigés par le traitement d'informations complémentaires, à la manière des systèmes experts.

- « Enfin, si on utilise un critère juridique du défaut pour construire un modèle de score, il faut être conscient du fait que la décision de mise en règlement judiciaire ou de liquidation traduit aussi les préférences des autorités de justice, et la possibilité qui leur est offerte par la loi de maintenir l'activité pour des raisons justifiées par la situation de l'emploi. Cette décision peut en conséquence varier d'une région à l'autre ou d'une activité à l'autre ». ¹³¹

¹³¹ Ibid.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode pour la détection du risque d'un emprunteur, qui est le crédit scoring. Aussi, nous avons vu les différentes phases de construction d'un modèle de scores, commençant par la construction du modèle, la sélection des variables et la validation avec les différents tests d'inférence statistique, ainsi que les principales techniques paramétriques, pour lesquelles nous avons trouvé que la méthode de l'analyse discriminante linéaire et la régression logistique permettent d'avoir de bons résultats si nous prenons en considération leurs hypothèses et limites.

Enfin, nous avons présenté plusieurs indicateurs permettant la vérification et la validation de ces résultats, tels que, le critère de bons classements et les courbes de performances. Ceci nous conduit à envisager l'application des différents apports théoriques dans le but de construire un modèle de crédit scoring sur des données fournies par la Banque de développement local (BDL).

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

« Pour atteindre la vérité, il faut une fois dans la vie se défaire de toutes les opinions qu'on a reçues, et reconstruire de nouveau tout le système de ses connaissances. »

René Descartes

Chapitre 03

Contribution : Essai d'élaboration d'un système de notation et de construction d'un modèle de crédit scoring

Afin de mettre en application les divers éléments théoriques présentés dans les chapitres précédents, nous avons entrepris un stage pratique au sein de la COSOB (et sous son égide). Notre parcours a débuté au niveau de cette dernière en vue d'avoir une vue d'ensemble de la pratique de la notation et du scoring au sein du système financier national. Ceci nous a conduits, dans un second temps, à effectuer une recension au niveau de la Compagnie Algérienne d'Assurance et de Garantie des Exportations CAGEX, afin de visualiser le système de notation financière mis à la disposition des banques algériennes par celle-ci. Ainsi, nous nous sommes inspirés de ce système GAGEX-Rating pour élaborer un système de notation financière, que nous avons appliqué à l'emprunt obligataire, sans garantie, lancé en 2017, par Maghreb Leasing Algérie MLA au niveau de la Bourse d'Alger (SGBV).

Par la suite, nous avons effectués, au niveau de la Banque de développement Local BDL (Direction générale), une collecte de données financières – anonymes – de 87 entreprises (de type PME, et appartenant à différents secteurs d'activité), qui nous a permis de construire un système de notation interne à partir d'un modèle de crédit scoring. Notre travail sur les données de la BDL a été conforté par l'étude des pratiques de scoring au niveau de la CNEP Banque, ainsi qu'au niveau de la Banque Agricole et du Développement Rurale BADR.

Section 01 : système de notation de la CAGEX

1. Présentation de La CAGEX¹³²

La Compagnie Algérienne d'Assurance et de Garantie des Exportations (CAGEX) est régie par l'article 4 de l'ordonnance 96/06 du 10/01/1996 correspondant à l'assurance-crédit à l'exportation. Elle a été créée le 03/12/1996, dans le but d'encourager et de promouvoir les exportations Algériennes hors hydrocarbures.

La CAGEX est une société par actions au capital social de 2.000.000.000 DA réparti à parts égales entre ses actionnaires qui sont les compagnies d'assurance (CAAR, CAAT, CCR, CNMA et SAA) et les cinq banques publiques (CPA, BDL, BADR, BNA et BEA).

La CAGEX propose à ses clients différentes sortes de produits, tels que : l'assurance-crédit export, crédit domestique (inter entreprise, crédit à la consommation), et assurance foires ainsi que le recouvrement des créances, la vente d'informations économiques et financières et la notation financière des entreprises.

2. Système de notation de la CAGEX¹³³

2.1. Présentation du système

La notation des entreprises est la plus récente des activités de la CAGEX, connue par système de CAGEX-rating, développé en 2013 en collaboration avec l'Association des Banques et Etablissements Financiers (ABEF), et les cinq banques publiques, et déployé en full web depuis janvier 2014 au niveau des banques publiques, à partir du Datacenter de chaque banque.

Depuis sa mise en œuvre, ce système de notation ne cesse de connaître des progressions en version, arrivant à sa 3^{ème} version. Actuellement, le concepteur-réalisateur de ce système travaille sur la version 4, permettant l'attachement direct des bilans de l'entreprise.

Ce système s'inspire des méthodes pratiquées par les agences mondiales de notations financières externes (Moody's rating pour une grande part). Il est fondé sur le raisonnement :

¹³² <http://www.cagex.dz/>

¹³³ Les éléments de cette partie ont été appuyés par un entretien direct avec M. Ammar LAOUAR, directeur Rating d'entreprise, concepteur-réalisateur du système CAGEX-rating, réalisé le 14 Février 2018 à la direction de la CAGEX.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

constater le passé, analyser le présent et prévoir l'avenir de l'entreprise. Il est composé d'une méthodologie et d'un logiciel applicatif.

C'est un système de notation financière externe d'entreprise économique, destiné au marché bancaire de crédit classique. Il fonctionne sous un logiciel incluant des indicateurs de notations internes utilisé par les banques associées à la CAGEX ainsi que l'utilisation d'un modèle de scores pour l'estimation du risque de défaut par la méthode de régression linéaire ordinaire, basé sur la pondération des critères. Cette fonction score permet l'identification des entreprises en bonne santé et celles présentant un risque de défaut. D'après le Directeur technique de la CAGEX, M. Laouar Ammar rencontré le 14/02/2018, les informations concernant la conception de cette fonction score qui génère les scores ne peuvent pas être communiqués ; et il y aurait plus d'intérêt à étudier le système de rating en lui-même, en se basant sur les critères qualitatifs représentant 60% des paramètres de l'étude.

Le système CAGEX-rating constitue une méthode automatisée d'évaluation de crédit, du risque de défaut et du risque de non remboursement. Conçu dans le but d'offrir la possibilité d'identification des sources de risque d'une entreprise, ainsi que l'évaluation de ce risque.

En d'autres termes, il mesure la solvabilité d'une entreprise cliente de la banque à l'occasion d'une demande de crédit bancaire et sa capacité de remboursement sur le court et le moyen terme en fonction de crédit demandé qui peut être un crédit d'exploitation ou d'investissement. Aussi, sert-il identifier la qualité de signature du débiteur à travers une technique d'analyse du risque de crédit qui repose sur des dimensions économiques et financières de l'entreprise.

Le système CAGEX-rating dispose d'une multiplicité de grilles d'évaluation couvrant six modèles, chacun incorpore le risque crédit suivant le modèle d'affaires du secteur d'activité. L'étude d'une demande de crédit se diffère d'une entreprise à une autre, ça dépend du segment de cette dernière (TPE/TPI, PME/PMI ou GE), du secteur d'activité (industrie, service et commerce, BTPH¹³⁴, Etablissement hôtelier, promotion immobilière et l'exploitation agricole) ainsi que le type du crédit sollicité (d'investissement ou d'exploitation). Mais l'approche d'analyse reste analogue tenant compte des différences entre segments d'entreprise et secteur d'activité.

L'analyse repose à la fois sur des critères quantitatifs et qualitatifs dont le résultat attendu est la détermination d'une note chiffrée et interprétée à partir d'un score global. Cette note représente l'estimation de la qualité du risque de crédit encouru par l'entreprise et sa capacité

¹³⁴ Bâtiments, travaux publics et hydrauliques.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

de remboursement du crédit, ainsi qu'une opinion neutre et indépendante sur la qualité crédit de l'entreprise ; elle peut même être utilisée comme outil d'aide à la décision au sein des banques. Cette note permet ainsi de se faire une idée globale et précise à vision prévisionnelle.

2.2. Le Processus de notation de la CAGEX

La notation financière établie par le système CAGEX-rating est une notation sollicitée, la banque demande à la CAGEX de noter les entreprises qui demandent des crédits suivant le profil d'entreprises et les types de crédits sollicités (d'exploitation ou d'investissement). Le rôle de la CAGEX auprès des banques est l'offre d'une information synthétique, ainsi que l'évaluation du risque de défaut. Ces entreprises peuvent être en phase de création (start-up), entreprises en développement qui envisagent de réaliser un investissement, ou encore, des entreprises en développement qui demandent un crédit d'exploitation.

Le processus suivi par la CAGEX se base sur une méthode automatisé uniquement ; aucune visite ou entretien avec les dirigeants ou représentants de l'entreprise n'est réalisée.

2.3. La modélisation du risque de défaut

Le risque de défaut est modélisé suivant des critères quantitatifs et qualitatifs composant le processus d'analyse.

D'après le modèle de CAGEX-rating, la défaillance d'une entreprise correspond au déséquilibre entre ses trois composants majeurs: l'entrepreneur, l'entreprise et son environnement économique et/ou la vulnérabilité d'un et/ou de ces trois éléments.

A ce titre, la défaillance d'une entreprise peut être prévue en tenant compte des variables financières, comptables et économiques. Ce qui permet de prédire le risque de défaut et de qualifier le risque crédit.

Ce système prend le défaut dans son ensemble, c'est-à-dire l'approche économique, financière, stratégique, organisationnelle et managériale et au niveau de chacune des approches appréhender l'historique, le présent et les perspectives. Les différents éléments utilisés sont interdépendant, présentant un ensemble lié.

Les différents risques traités concernent différentes catégories telles que : la stratégie de l'entreprise, son modèle économique, son secteur d'activité, son management, sa chaîne de valeurs, ses financements, ses ressources humaines, ses dispositifs juridiques, son

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

positionnement sur le marché et son environnement. Ces éléments sont exprimés suivant les critères d'évaluation utilisés.

Le système CAGEX-rating utilise trois cent quatre (304) critères prédicteurs de risque. Il s'appuie également sur un questionnaire composé de plus de 600 questions traitant des principaux facteurs d'analyse des risques.

Afin d'avoir une vision plus claire sur ce système, l'analyse est basée sur :

- Deux matrices : la matrice d'analyse stratégique SWOT¹³⁵ (forces, faiblesses, menaces et opportunités) et la matrice des cinq M (Matières, Méthodes, Matériels, Milieu et Main d'œuvre) ;
- Divers types de vulnérabilité liés aux causes principales de défaillance d'une entreprise ;
- L'analyse des opportunités, des menaces et du potentiel de développement du marché ;
- Le potentiel de rentabilité à travers les cinq forces de Porter¹³⁶ ;
- Le Diagnostic interne, dont l'analyse s'intéresse aux forces et faiblesses et déploie la chaîne de valeur de Porter.

Cette analyse permet de donner une vision globale de l'entreprise.

2.4. La grille d'évaluation

La grille d'évaluation est représentée par un questionnaire proposant des réponses à choix multiples reposant sur des indicateurs liés au risque de défaut de l'entreprise. Cette grille regroupe plusieurs familles de critères qualitatifs et quantitatifs, qui sont cinq familles de critères pour une entreprise en développement et trois familles pour une entreprise en création, représentées dans les tableaux suivants :

¹³⁵ Strengths, Weaknesses, Opportunities and, Threats.

¹³⁶ Les cinq forces de Porter : pouvoirs de négociations des clients et fournisseurs, intensité de la concurrence, éventualité de nouveaux entrants et possibilités d'apparition de produit de substitution

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 06: Entreprise en développement

	Familles de critères
1	L'entreprise et son management
2	L'entreprise et son marché
3	L'analyse financière rétrospective et prospective
4	La relation bancaire
5	Les tendances et prévisions

Source: A. Laouar, présentation du système CAGEX Rating, le 24/04/2017.

Tableau n° 07: Entreprise en création

	Familles de critères
1	Analyse du potentiel entrepreneurial global
2	Diagnostic global du projet
3	L'analyse financière prospective

Source: A. Laouar, présentation du système CAGEX Rating, le 24/04/2017.

Ces familles sont agrégées en sous-catégories constituant les composantes du risque crédit étudié. Pour chaque critère est offert une première définition, des hypothèses quant à leur relation avec le risque et, des commentaires pour approfondir la compréhension de l'analyste. Par ailleurs, l'analyste doit respecter un certain nombre de phases à savoir : la réception du dossier, l'analyse de l'entreprise, la notation, ainsi que l'élaboration de cette dernière.

Les réponses du questionnaire se font en tenant compte de multiple indicateur de risque tels que les compétences multiples du dirigeant, l'évolution des besoins de l'entreprise, son activité et sa commercialisation, sa chaîne de valeur, son avantage concurrentiel (compétitif), sa maturité, les facteurs clés de succès, le cycle de vie du produit...etc.

Cette analyse est faite sous un logiciel applicatif doté des fonctionnalités nécessaires décrivant le processus d'analyse et permettant à la fois :

- L'analyse financière ;
- Le diagnostic de l'entreprise ;
- Le projet d'investissement ;

Notation Financière et Scoring :

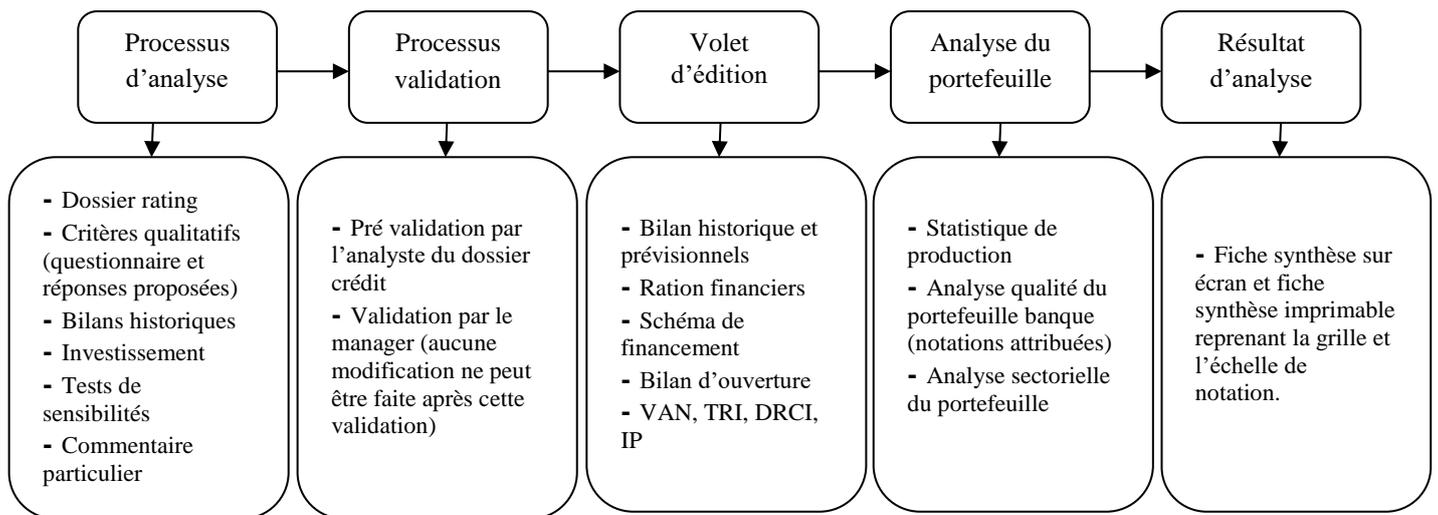
Application dans le secteur financier algérien

- La délivrance d'une notation du risque crédit tout en produisant la fiche de rating, les états et ratios financiers, la répartition par secteur d'activité, le tableau de bord lié à chaque dossier rating ainsi que les statistiques du portefeuille banque.

Le dossier rating de l'entreprise et son historique sont, à la fois, le point de départ et le point de suivi et de mise à jour de la relation banque-entreprise.

La démarche de l'analyse peut être résumée par la figure suivante :

Figure n° 09: L'analyse faite par le logiciel applicatif de CAGEX-rating



Source : Résumé du fonctionnement du logiciel applicatif CAGEX-Rating. Réalisé par l'étudiante.

- **Les ratios financiers** : le système utilise vingt ratios historiques et prévisionnels répartis en cinq catégories selon leurs types : huit (8) ratios de structure financière, deux (2) ratios de liquidité, trois (3) de rentabilités, trois (3) de gestion et quatre (4) d'exploitation.

2.5. L'échelle de notation

Le système CAGEX-rating utilise un rating divisé en neuf catégories de risque. Ces classes de risque se présentent ainsi :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 08: L'échelle de notation à court terme

Crans (le rang)	Note CAGEX	Niveau risque	Probabilité défaut
1	1++	Extrêmement excellent	
2	1+	Excellent	
3	1		
4	2+	Très bon	
5	2		
6	3	Bon	
7	4	Modéré	
8	5	Acceptable	
9	6	Elevé	
10	7	Très élevé	
11	8	Critique	négatif/déclassement

Source: A. Laouar, présentation du système CAGEX Rating, 24/04/2017.

Tableau n° 09: Classement de l'entreprise sur l'échelle de notation

Risque	Faible					Elevé				
Niveau	Extrêmement excellent	Excellent	Très bon	Bon	Modéré	Acceptable	Elevé	Très élevé	Critique	défaul
Classes	1++	1+, 1,1-	2+,2, 2-	3+, 3, 3-	4+, 4, 4-	5+, 5, 5-	6	7	8	9
Points	444-421	421-365	365-300	300-276	276-243	243-221	221-199	>199	Déclassement	

Source: A. Laouar, présentation du système CAGEX Rating, CAGEX 24/04/2017.

Malgré les avantages que présente le système de notation CAGEX-Rating, il reste qu'un outil d'aide à la décision exprimant une opinion « neutre » sur le risque de défaillance d'une entité, car la décision finale de l'octroi ou non d'un crédit revient à la banque, qui peut évaluer son client différemment en intégrant dans son analyse des critères non pris en considération par ce système de notation. Citons par exemple, toutes les demandes de crédit sont traitées de la même façon par le système CAGEX-Rating, sans prendre en considération les différences dues au secteur d'activité de l'entreprise du fait que chaque secteur contient des caractéristiques qui lui sont propres (attrait propre). En outre, le questionnaire utilisé manque d'autres éléments utilisés par la banque (les garanties par exemples).

Section 02 : Notation de MLA

L'absence des agences de notation en Algérie représente l'une des principales contraintes dont souffre son marché obligataire, qui a conduit à un manque de confiance de la part des investisseurs, vu le manque d'information sur les établissements émetteurs.

Nous allons tenter dans ce qui suit d'effectuer un travail de notation sur l'établissement de leasing MLA, ce dernier ayant formulé en 2017 une demande de Visa auprès de la COSOB pour un emprunt obligataire. Pour ce faire, nous nous sommes inspirés du système de notation CAGEX rating, ainsi que de travaux de recherche à l'instar de M. Seffar (2016) et autres travaux de formations spécialisées en finance et banque¹³⁷. Notre travail ne prétend pas à l'exhaustivité, et ne constitue pas une expertise. Il ne vise pas à influencer une quelconque partie, ni les conditions de l'opération engagée par MLA.

Nous allons, d'abord, présenter l'entreprise à noter ; ensuite, nous présenterons la démarche de notation à utiliser ; et enfin, une note finale sera accordée permettant la classification de l'entreprise selon son niveau de risque de non remboursement.

La grille d'évaluation, l'échelle de notation ainsi que les intervalles de notation sont construites en appliquant des modifications sur ceux du système de notation CAGEX rating, et pour faciliter l'interprétation des notes ainsi que l'illustration des apports théoriques présentés dans le premier chapitre nous avons jugé utile de modifier les classes de notation de la CAGEX (exprimés par des chiffres suivies par les signes + et -) par des lettres. Aussi les bornes des intervalles seront arrondies à l'unité.

1. Présentation de l'entité

Il s'agit de l'établissement financier (MLA) Maghreb Leasing Algérie S.P.A (société par action), de droit algérien, créé en 2006 à l'initiative de Tunisie Leasing avec le concours de son actionnaire de référence le Groupe Amen, avec un capital social de trois milliards cinq cent millions de Dinars algériens (3 500 000 000 DA), divisé en trois millions cinq cent mille (3 500 000) actions de mille 1 000 DA chacune, entièrement souscrites et libérées, réparti comme suit :

¹³⁷ Achache, C. (2015), L'importance de la notation financière sur le marché obligataire algérien, Mémoire effectué à l'Ecole Supérieure des Banques, En vue de l'obtention du Diplome Supérieur Des Etudes Bancaires

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 10: Répartition du capital de la société MLA

Liste des actionnaires	Nombre actions
AMEN BANK	1 886 094
TUNISIE LEASING	655 185
IFC	353 500
PROPARCO	291 667
FMO	261 292
CFAO	52 258
Ahmed Abdelkefi	2
Ahmed Karm	2
TOTAL	3 500 000

Source : Notice d'information pour émission obligataire, Maghreb Leasing Algérie MLA, PDF téléchargé sur www.mlaleasing.com consulté en Mai 2018.

L'activité principale de MLA est le financement des entreprises à travers des opérations de leasing (crédit-bail) portant sur des biens mobiliers à usage industriel et professionnel, ainsi que sur les biens immobiliers.

Le crédit-bail est une technique de financement des investissements professionnels. Le chef d'entreprise choisit un équipement et convient avec le vendeur des conditions de l'achat. Après examen du dossier, une société de crédit-bail achète le matériel et loue celui-ci à l'utilisateur qui l'exploite librement. En fin de contrat, le chef d'entreprise peut soit rendre l'équipement et éventuellement renouveler l'opération ; soit le racheter pour sa valeur résiduelle fixée au départ dans le contrat ; ou continuer à le louer moyennant un loyer très réduit.

MLA est dotée d'un Conseil de surveillance (sept membres) et d'un Directoire (quatre membres). Son siège social est situé au 31, Avenue Mohamed Belkacemi, El Madania, Alger. Elle compte actuellement quatre agences opérationnelles agréées par la Banque d'Algérie, à savoir : Alger, Sétif, Annaba et Oran.

2. Présentation du système de notation utilisé

Afin d'apprécier la capacité de remboursement d'une entreprise, différents critères d'ordre quantitatifs et qualitatifs, doivent être évalués.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

2.1. L'appréciation quantitative de l'établissement

Afin d'avoir une idée sur la santé financière de l'établissement MLA, nous calculons les différents ratios, qui sont des indicateurs de risque traduisant sa capacité de remboursement, et une note sera attribuée à chaque ratio. Les ratios choisis ont été tirés du système CAGEX Rating, et sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau n° 11: Ratios représentant les critères quantitatifs

Ratios	Formule
Ratio du risque liquidatif	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{total bilan passif}}$
Ratio de capacité d'autofinancement	$\frac{\text{Endettement global}}{\text{CAF}^{138}}$
Ratio d'endettement financier global	$\frac{\text{Dettes totales}}{\text{fond propres}}$
Ratios de poids des intérêts	$\frac{\text{Frais financiers}}{\text{chiffre d'affaires}}$
Ratio de couverture des capitaux investis	$\frac{\text{Ressources stables}}{(\text{Actif stable} + \text{BFR})}$
Ratio d'indépendance financière	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{capitaux permanents}^{139}}$
Ratio de structure de capital	$\frac{\text{dettes}}{\text{capitaux permanents}}$
Ratio de liquidité général	$\frac{\text{Actif courant(circulant)}}{\text{Passif courant(DCT)}}$
Coefficient d'exploitation	$\frac{\text{charges d'exploitation générales}}{\text{produit net du leasing}}$
Ratio d'équilibre financier à long terme	$\frac{\text{Capitaux permanents}}{\text{Actif immobilisé}}$

Source : Réalisé par l'étudiante.

¹³⁸ Capacité d'autofinancement

¹³⁹ Les capitaux propres et les dettes à long terme

Notation Financière et Scoring :

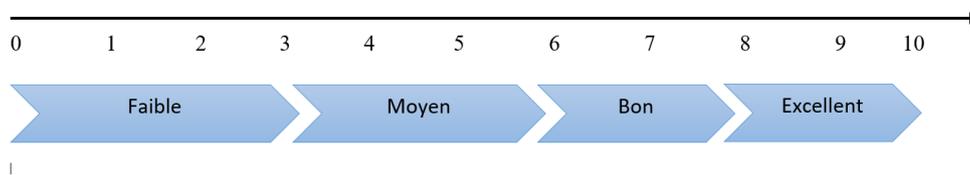
Application dans le secteur financier algérien

2.2. L'appréciation qualitative de l'établissement

L'appréciation qualitative de cette entreprise est basée sur la collecte des informations qualitatives (non-quantifiables) fournies par les différents documents¹⁴⁰ de l'établissement financiers MLA.

Le traitement des données qualitatives se fait par le regroupement de celle-ci en familles dont chacune de ces familles comporte des sous critères. Une note sera accordée à chaque critère qualitatif, et la note de chaque famille de critère varie de 0 à 10 suivant l'échelle de notation choisit (utilisée de la même façon pour les critères quantitatifs) représentée ci-dessous.

Figure n° 10: Echelle de notation des critères



Source : Réalisé par l'étudiante.

Les critères qualitatifs utilisés sont présentés dans le tableau suivant :

¹⁴⁰ Notice d'information MLA (2017). La Notice synthétise plusieurs documents financiers et autres.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 12: Critères quantitatifs

Familles des critères	Sous critères	Réponses	Notes
Historique de l'entreprise et caractéristiques de l'entreprise	Pays d'origine	Développé, émergent, autre	/2.5
	Age de l'entreprise	il représente l'expérience de l'entreprise dans le domaine : <5 expérience faible/ entre 5 et 15 expérience moyenne/ plus de 15ans grande expérience	/2.5
	Nature juridique	SPA, SARL, SNC, AI, EURL	/2.5
	Scandales et litiges/Notoriété	litiges rencontrés par l'entreprise, image de marque.	/2.5
Note globale 1			/10
L'organisation et le management	Qualification du staff managérial (compétence des dirigeants sera mesurée à travers leurs qualifications, diplômes, expérience dans le domaine)	Grande expérience (plus de 5 ans avec diplômes)/ peu d'expérience (de 2 à 5 ans avec diplôme)/ Expérience limitée (moins de 2 ans avec diplômes)	/2
	Zone d'activité	local, régional, national, international	/2
	Localisation géographique	Principaux pays/régions où l'établissement est présent.	/2
	Effectifs	<10/ de 10 à 50/ de 50 à 250/>250	/2
	Qualité des effectifs	diplômés d'universités, grandes écoles, recrutement international, etc.	/2
Note globale 2			/10
L'analyse de l'environnement et la stratégie de l'entreprise	Environnement sectoriel (secteur d'activité) (attrait du secteur)	Non porteur/Faiblement porteur/Fortement porteur/Prioritaire.	/2
	Cyclicité	Marché très cyclique/Marché cyclique/Marché non cyclique	
	Environnement concurrentiel	Fort /modéré/Faible	/2
	Concentration de la clientèle	portefeuille diversifié/ non diversifié	/2
	Dépendance aux fournisseurs (pour la collecte de fonds, donc conditions de marchés, etc.).	Forte (moins de 3 fournisseurs principaux)/Moyenne (environ 10 fournisseurs principaux) Faible (plus de 10 fournisseurs principaux)	/2
Note globale 3			/10
Les garanties de financements	Garanties/cautions	Pas de garanties à présenter/ Garanties de faible valeur/ Grande aptitude à présenter des garanties considérables.	/10
Note globale 4			/10
Relation avec l'établissement de crédit (le marché financier et la banque centrale)	Le Comportement passé et les incidents de paiement	Nouvelle relation avec l'établissement de crédit/ Avec incident de paiement durant les deux dernières années/ /Avec crédit depuis plus de 6 mois sans incidents/ Cette entreprise n'a pas enregistré aucun retard de remboursement depuis sa domiciliation	/5
	Qualité de l'information	Les Etats financiers et comptables de cette entreprise sont certifiés par un commissaire aux comptes, ainsi les situations fiscales et parafiscales sont mises à jour / Etats financiers non certifiés par un commissaire aux comptes	/5
Note globale 5			/10
Note qualitative			/50

Source : Elaboré par nous-même.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

La somme des notes attribuées aux critères quantitatifs et qualitatifs sera la note globale accordée à l'entreprise, et l'intervalle d'appartenance de cette note identifie la classification de l'entreprise évaluée selon sa capacité de remboursement.

3. L'élaboration de l'intervalle de notation

L'élaboration de l'intervalle de notation utilisé pour la notation de l'entreprise choisit est inspiré de celui de la CAGEX et ce sera une équipondération en appliquant la règle de trois pour définir les bornes des intervalles de notation.

Nous allons élargir l'échelle du système de la CAGEX en rajoutant un terme suivant la méthode de l'écart type car nous avons neuf classes de notes contrairement au système CAGEX rating qui est constitué de huit classes.

Nous rappelons que les intervalles de notations du système CAGEX rating pour l'année 2018 diffèrent de ceux de 2014 (lors de l'élaboration du système) et sont donnés par :

Risque	Faible					Elevé				
Niveau	Extrêmement excellent	Excellent	Très bon	Bon	Modéré	Acceptable	Elevé	Très élevé	Critique	défaut
Classes	1++	1+, 1,1-	2+,2, 2-	3+, 3, 3-	4+, 4, 4-	5+, 5, 5-	6	7	8	9
Points	444-421	421-365	365-300	300-276	276-243	243-221	221-199	<199	Déclassement	

$$\begin{aligned} \text{Moyenne} &= \left(\frac{1}{9}\right) * (444 + 421 + 365 + 300 + 276 + 243 + 221 + 199 + 0) \\ &= 274,333333 \end{aligned}$$

$$\text{Moyenne} \approx 274$$

$$\begin{aligned} \text{Ecart type} &= \sqrt{\left(\frac{1}{9}\right) * ((444 - 274)^2 + (421 - 274)^2 + (365 - 274)^2 + (299 - 274)^2 + (276 - 274)^2 + (243 - 274)^2 + (221 - 274)^2 + (199 - 274)^2 + (0 - 274)^2)} \\ &= 91,444444 \end{aligned}$$

$$\text{Ecart type} \approx 91$$

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Résultats de calcul

Ancien intervalle	Moyenne	Ecart type
$0 < score < 199$	274	91
$199 \leq score < 221$		
$221 \leq score < 243$		
$243 \leq score < 276$		
$276 \leq score < 300$		
$300 \leq score < 365$		
$365 \leq score < 421$		
$421 \leq score < 444$		

Nouvel intervalle
$0 < score < 199$
$199 \leq score < 221$
$221 \leq score < 243$
$243 \leq score < 276$
$276 \leq score < 300$
$300 \leq score < 365$
$365 \leq score < 421$
$421 \leq score < 444$
$444 \leq score < 535$

Nous présentons dans ce qui suit une illustration à travers le premier et le deuxième intervalle, et le calcul des autres intervalles se fera de la même façon.

- Pour la note AAA

Supposons que X est la borne inférieure de l'intervalle correspondant à la note AAA et que la borne supérieure est la note maximale du modèle de notation (la somme des notes quantitatives (100) et qualitatives (50) qui est (150)). L'on peut déduire X en utilisant la méthode d'analogie avec les intervalles de la CAGEX comme suit :

$$\frac{150-X}{150} = \frac{535-444}{535} \quad \text{D'où} \quad X = 124.49$$

Donc l'intervalle représentant la note AAA est: [124.49; 150]

- Pour la note AA

X est la borne inférieure de notre modèle ainsi que 124.49 est la borne supérieure de cet intervalle d'où :

$$(124.49-X)/124.49 = (444-421)/444 \quad X=118.04$$

Les bornes de notre intervalle représentant la note AA sont : [118.04 ; 124.49]

Les intervalles de notation sont donnés par:

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Intervalle	note
$124.49 < score < 150$	AAA
$118.04 \leq score < 124.49$	AA
$102.34 \leq score < 118.04$	A
$84.11 \leq score < 102.34$	BBB
$77.38 \leq score < 84.11$	BB
$68.14 \leq score < 77.38$	B
$61.96 \leq score < 68.14$	CCC
$55.79 \leq score < 61.96$	CC
< 55.79	C

Afin de faciliter l'interprétation nous avons arrondis les bornes des intervalles à l'unité, et donc la grille de notation à utiliser par la suite est donnée par :

Tableau n° 13: La grille de notation

Intervalle	Note	Qualité risque crédit
$124 \leq score \leq 150$	AAA	Extrêmement excellent
$118 \leq score < 124$	AA	Excellent
$102 \leq score < 118$	A	Très bon
$84 \leq score < 102$	BBB	Bon
$77 \leq score < 84$	BB	Modéré
$68 \leq score < 77$	B	Acceptable
$62 \leq score < 62$	CCC	Elevé
$56 \leq score < 62$	CC	Critique
< 56	C	Défaut

Source : Elaboré par nous-même.

4. Essai d'application du système de notation sur l'établissement MLA

En commençant par la notation des critères quantitatifs, les différentes données utilisées pour le calcul des ratios sont tirées de la Notice d'information de MLA, présentée pour son deuxième emprunt obligataire en 2017, et nous nous sommes intéressés aux données de 2016 afin de vérifier la fiabilité du système utilisé, car comme cité précédemment cet emprunt a été effectué sans garantie. Il est important à ce stade de l'analyse de prendre en considération le caractère particulier de l'activité de l'établissement de leasing. En effet, ce dernier doit réunir les ressources financières lui permettant d'exercer pleinement son activité. Ne disposant pas de dépôts d'épargnants, l'établissement de leasing doit donc trouver ses financements auprès

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

d'autres établissements financiers (banques commerciales, banques d'investissement, banques d'affaires, etc.) et au niveau du marché financier (émission d'obligation). Ainsi, à l'opposé d'une entreprise de production industrielle, un "fort" taux d'endettement de l'établissement de leasing est un indicateur favorable, car exprimant, entre autres, son dynamisme et la confiance de ses créanciers. Par ailleurs, la capacité d'autofinancement s'apprécie-t-elle aussi différemment de celle d'une entreprise industrielle. Notre notation c'est appuyée sur les ratios que nous avons calculés en utilisant les informations fournies par la Notice d'information (2017) pour émission obligataire, Maghreb Leasing Algérie (MLA), ainsi que certains commentaires tirés de ce document tel que la capacité d'autofinancement, le coefficient d'exploitation et le ratio de structure financière. Cependant, nous ne prétendons pas à l'exhaustivité de notre travail, qui ne constitue pas une expertise, et qui n'engage en rien la société MLA et la COSOB. Ensuite, nous passerons à la notation des critères qualitatifs. Au final une note globale sera attribuée à MLA, permettant de classer cette entreprise selon son niveau de risque de défaut.

4.1. Traitement des critères quantitatifs

Le traitement des critères quantitatifs est présenté dans le tableau suivant :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 14: Notation quantitative

Ratios	Formule	Valeur	Commentaires	Notes
Ratio du risque liquidatif	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{total bilan passif}}$	0.36	Ce résultat est appréciable. MLA a plus de dettes que de capitaux propres ce qui reflète, notamment, la confiance de ses créancier	8 /10
Ratio de capacité d'autofinancement	$\frac{\text{Endettement global}}{\text{CAF}}$	18.70	CAF reste à un niveau appréciable et sécurisant ¹⁴¹	6.5/10
Ratio d'endettement financier global (ratio de structure financière) ¹⁴²	$\frac{\text{Dettes totales}}{\text{fond propres}}$	1.20	Les dettes sont supérieures à presque 6 à 8 fois les fonds propres dans l'industrie en général ; donc MLA a encore un important potentiel en termes de possibilités d'endettement.	8.5/10
Ratios de poids des intérêts	$\frac{\text{Frais financiers}}{\text{chiffre d'affaires}}$	0.27	Les frais financiers représentent 27% du chiffre d'affaires, c'est un très bon résultat si on prend en considération la nature de l'activité de l'établissement de leasing.	8.5/10
Ratio de couverture des capitaux investis	$\frac{\text{Ressources stables}}{(\text{Actif stable} + \text{BFR})}$	0.59	Le niveau des ressources stables est à améliorer.	5/10
Ratio d'indépendance financière	$\frac{\text{Capitaux propres}}{\text{capitaux permanents}}$	0.41	Ce ratio est lié au ratio d'endettement global. Il montre que MLA dispose d'un important potentiel en termes de capacité d'endettement.	6.5/10
Ratio de structure de capital	$\frac{\text{dettes}}{\text{capitaux permanents}}$	0.57	A l'instar du ratio précédent : faible niveau d'endettement (MLA peut encore s'endetter).	7/10
Ratio de liquidité général	$\frac{\text{Actif courant}}{\text{Passif courant}}$	0.88	Les actifs dont l'échéance arrive au cours de l'exercice couvrent une grande partie des engagements à court termes.	7/10
Coefficient d'exploitation	$\frac{\text{charges d'exp générale}}{\text{produit net du leasing}}$	0.34	Une maîtrise du coefficient d'exploitation et donc les ratios fondamentaux de la société restent très bons entre 2015 et 2016. ¹⁴³	9/10
Ratio d'équilibre financier à long terme	$\frac{\text{Capitaux permanents}}{\text{Actif immobilisé}}$	1.02	Bon résultat car un établissement de leasing engage généralement ses ressources stables.	7.5/10
Note quantitative				73.5/100

Sources : Elaboré par nous-même.

¹⁴¹ Notice d'information pour émission obligataire, Maghreb Leasing Algérie MLA, PDF téléchargé sur www.mlaleasing.com consulté en Mai 2018. P.61

¹⁴² Ibid. P.62

¹⁴³ Ibid. P.61.

4.2. Traitement des critères qualitatifs

4.2.1. Historique et caractéristiques de l'entreprise

- Pays d'origine : Tunisie, un pays en voie de développement qui a de très bonnes relations diplomatiques avec l'Algérie, ce qui est un atout pour MLA.
- Age de l'entreprise : Il s'agit d'une entreprise constituée en janvier 2006, ce qui veut dire 12 ans et 4 mois d'expérience dans le domaine qui est une expérience « moyenne ».
- La forme juridique : MLA est une SPA, il s'agit de l'une des formes juridiques d'entreprise les plus souvent utilisées par les partenaires d'affaires qui désirent exploiter une entreprise commune. Elle est en principe responsable de ses dettes, distinctes des personnes qui la dirigent et de celles qui en sont propriétaires. Ses modes de financement sont plus variés. En effet, afin d'obtenir les fonds nécessaire à son fonctionnement et son développement, elle peut non seulement emprunter de l'argent, mais aussi émettre des actions ou des obligations.
- Scandales et litiges : à part un litige fiscal au titre des exercices 2008, 2009, 2010 et 2011, MLA n'a aucune procédure litigieuse encours d'aucune nature.

4.2.2. L'organisation et le management

- Qualification du staff managérial : Le directoire de MLA est constitué d'un président M. Nafa Abrous dispose d'un diplôme de troisième cycle spécialisé en Finance auprès de l'IFID Tunisie. Il a intégré MLA en octobre 2014. Il est en place depuis quatre années ce qui pousse à supposer qu'il a une maîtrise de l'activité de son entreprise, et une stabilité du management de celle-ci.
- En outre, le directoire comprend trois membres : M. El Amine Senouci dispose d'une Licence en Sciences de Gestion option Finances de l'Université d'Alger 3, et M. Faouzi OUDAHMANE dispose d'une Licence en Economie Option Gestion des entreprises de l'Université d'Alger 3, Ils ont intégré MLA en octobre 2006, Ils sont en place depuis la création plus que 10 ans et donc ils ont une très bonne maîtrise de l'activité de MLA et une grande expérience. Enfin, M. Mandi M'Hamed dispose d'un Exécutive MBA international, Banque-Finance-Assurance, Paris I Panthéon-Sorbonne (2016). Il a intégré MLA en Avril 2010, il est en place depuis huit ans, une bonne maîtrise de l'activité de MLA et une grande expérience. Dans l'ensemble, les membres du directoire de MLA sont tous titulaires de diplômes universitaires (dans les

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

spécialités de finance) et expérimenté. Nous constatons que cette équipe du Directoire est stable.

- Zone d'activité : MLA compte actuellement un réseau de quatre (04) agences couvrant le territoire national, et dont l'agence principale est située au niveau de son siège social à Alger. Les autres agences sont situées à Sétif, Oran et Annaba.

- Localisation géographique : Cette entreprise est située en Algérie, plus exactement dans la wilaya d'Alger, son siège social est fixé au 31, Avenue Mohamed Belkacemi, El Madania.

- Effectifs : L'entreprise dispose d'un effectif très important, elle compte 113 employés (en 2016) réparties par catégorie socioprofessionnelle comme suit : 92 cadres et professions supérieures, 18 agents de maîtrise et 3 agents d'exécution.

- Qualité des effectifs : MLA procède pour la constitution de ses effectifs à une sélection minutieuse et rigoureuse, en se basant sur des critères liés à la formation, la motivation et l'expérience professionnelle. Son système d'évaluation des équipes a été inspiré des standards internationaux en la matière. Il permet le suivi, le contrôle et l'évaluation des efforts et son appropriation ainsi que sa compréhension par le personnel.

4.2.3. L'analyse de l'environnement et la stratégie de l'entreprise

- Environnement sectoriel (attrait du secteur) : Le secteur du leasing en Algérie souffre du faible nombre d'entreprises présentes et de la conjoncture économique difficile. Néanmoins, les réformes entreprises par l'Etat et l'orientation industrielle du pays permettent d'entrevoir une croissance de la demande de leasing.

- Cyclicité : le secteur est cyclique car il subit les fluctuations de la conjoncture économique.

- Environnement concurrentiel : l'intensité concurrentielle dans ce secteur est relativement faible. En effet, le marché algérien du leasing compte 12 sociétés réparties en établissements financiers spécialisés dans le leasing et des banques ou établissements financiers ayant une structure (département) leasing. Ceci est un point fort qui fait que l'entreprise MLA occupe la position de leader avec une très bonne part de marché à mi exercice 2016 estimée à 22% du marché.

- Concentration de la clientèle : MLA a pour objet le financement des opérations de leasing portant sur des biens à usage industriel et professionnel. Donc elle dispose d'une clientèle variée vu la nature des biens financés (matériel de transport, machines-outils, véhicules utilitaires, matériel de travaux publics & bâtiments, matériel de manutention, équipements médicaux,

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

matériel informatique et bureautique, biens immobiliers à usage professionnel, toutes autres opérations se rattachant directement ou indirectement à son objet principal). Sa clientèle est donc diversifiée et non-concentrée, ce qui en sa faveur en terme de force de négociation.

- Dépendance aux fournisseurs : L'entreprise MLA travaille avec un nombre assez important de fournisseurs (créanciers), ce qui la rend moins vulnérable en cas de non disponibilité de l'un d'eux. Ceci est un point fort.

4.2.4. Garanties des financements

- Garanties/cautions : les garanties présentées par MLA sont un nantissement du compte de conservation des billets à ordre tirés sur sa clientèle et une sûreté complémentaire.

4.2.5. Relation avec les institutions financières nationales

- Le Comportement passé et les incidents de paiement : pour son emprunt obligataire de 2015, MLA n'a enregistré aucun retard de remboursement.

- Qualité de l'information : Le contrôle externe est exercé par des commissaires aux comptes nommés par l'Assemblée Générale des Actionnaires pour une période de 3 ans renouvelable une fois. Actuellement, deux (02) commissaires aux comptes auditent la société. La société procède à la certification de ses comptes par le Bureau d'Audit MAZARSHADJALI, membre de l'organisation mondiale MAZARS INTERNATIONAL.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 15: Notation qualitative

Familles des critères	Sous critères	Réponses	Notes
Historique et caractéristiques de l'entreprise	Pays d'origine	Tunisie, un pays en voie de développement, et de très bonnes relations avec l'Algérie.	2/2.5
	Age de l'entreprise	L'âge de MLA est de 12 ans et 4 mois, entre 5 ans et 15 ans donc expérience moyenne.	1.25/2.5
	Nature juridique	SPA	2/2.5
	Scandales et litiges/Notoriété	Vérification fiscal	1.5/2.5
Note globale 1			6.75/10
L'organisation et le management	Qualification du staff managérial	les membres du directoire de MLA sont tous diplômés d'universités avec une grande expérience dans le domaine.	1.5/2
	Zone d'activité	National	½
	Localisation géographique	Algérie	½
	Effectifs	113 (de 50 à 250)	½
	Qualité des effectifs	MLA procède pour la constitution de ses effectifs à une sélection minutieuse et rigoureuse, en se basant sur des critères liés à la formation, la motivation et l'expérience professionnelle.	1.5/2
Note globale 2			6/10
L'analyse de l'environnement et la stratégie de l'entreprise	Environnement sectoriel (secteur d'activité, attrait du secteur)	Conjoncture difficile mais existence de potentiel	1/2
	Cyclicité	Secteur cyclique	0.5/2
	Environnement concurrentiel	Concurrence dans ce secteur est relativement faible/ position de leader.	1.5/2
	Concentration de la clientèle	portefeuille diversifié	1.5/2
	Dépendance aux fournisseurs (pour la collecte de fonds, conditions de marché, etc.).	Moyenne (environ 10 fournisseurs principaux). Marché obligataire peu dynamique.	1.5/2
Note globale 3			6/10
Garanties des financements	Garanties/cautions	Garanties de faible valeur/ Grande aptitude à présenter des garanties.	8/10
Note global 4			8/10
Relation avec les institutions financières nationales	Le Comportement passé/ Les incidents de paiement	Cette entreprise n'a enregistré aucun retard de remboursement depuis sa domiciliation	4.5/5
	Qualité de l'information	Les Etats financiers et comptables de cette entreprise sont certifiés par un commissaire aux comptes, ainsi les situations fiscales et parafiscales sont mises à jour.	4.5/5
Note global 5			9/10
Note qualitative			35.75/50

Source : Elaboré par nous-même.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

5. L'affectation de l'entreprise MLA à sa classe selon sa note

L'établissement financier MLA a cumulé une note globale d'une valeur de 109.25 correspondant à l'intervalle [102 ; 118 [, donc il sera affecter à la classe « A », ce qui signifie une très bonne qualité du crédit traduisant une sécurité satisfaisante ; donc l'aptitude de l'entreprise à satisfaire à ses engagements financiers à bonnes échéances est considérée comme forte. Toutefois, des risques peuvent se présenter dans certaines circonstances économiques ; la situation économique pouvant affecter la situation financière de cette entreprise. En conclusion, l'emprunt obligataire de MLA est compatible avec la note « A ».

Section 3 : Elaboration d'un modèle de crédit scoring

La présente section porte sur la présentation générale des étapes de construction d'un modèle de crédit scoring. En effet, un tel projet commence, d'abord, par la construction d'une base de données contenant un échantillon d'entreprises avec les informations quantitatives nécessaires. Par la suite, il convient d'effectuer le choix du critère de défaut, ainsi que celui de l'horizon temporel de la capacité d'estimation – ou de performance – de la fonction score.

1. Construction de la base de données¹⁴⁴

La première étape de notre travail, fut de cibler des entreprises privées, appartenant à divers secteurs d'activité (industries agroalimentaires, pharmaceutiques, santé, etc.), et domiciliées auprès de la Banque de Développement Local (BDL). Ces entreprises ont bénéficié au moins d'un crédit pendant la période allant de 2015 à 2017. Nous avons collecté des informations financières sur 87 entreprises (18 sont saines et 69 défaillantes). Pour les besoins de construction et de validation, nous avons partagé notre échantillon en deux sous-échantillons comme suit :

- Un échantillon de construction, composé de 80 entreprises, dont 16 saines et 64 défaillantes ;
- Un échantillon de validation permettant de mesurer la performance du modèle, composé de 7 entreprises dont 2 saines et 5 défaillantes.

Pour calculer l'ensemble des ratios financiers construisant notre base de données (Annexe « 3 » au chapitre 3), un maximum d'informations comptables a été collecté. Aussi, convient-il de souligner les difficultés rencontrées lors de la collecte de données liées en grande partie à la non-disponibilité d'un système d'information, ou d'une base de données auxquels nous pouvions accéder.

Loin de prétendre à une quelconque perfection du modèle présenté dans le présent travail, en raison, notamment, des problèmes pouvant affecter sa qualité (à l'instar de la taille de l'échantillon, l'inégalité entre le nombre d'entreprises saines et défaillantes, hétérogénéité de l'échantillon, etc.).

¹⁴⁴ La base de données utilisée est présentée dans l'annexe « 3 » au chapitre 3.

2. Choix des critères de défaut et de l'horizon temporel

Nous avons choisi comme critère de défaut l'incapacité de remboursement d'un débiteur, estimée par la banque, et qui correspond aux exigences du comité de Bâle dans sa définition réglementaire d'un défaut. (cf. chapitre 2, section 2).

La codification des deux classes d'emprunteurs est 1 pour une entreprise en défaut, et 0 pour une entreprise saine.

Concernant l'horizon temporel, il sera d'une année¹⁴⁵ à partir de la mise en place du modèle de scores.

3. Construction du modèle¹⁴⁶

Afin de construire notre modèle, nous allons utiliser des variables comptables sous forme de ratios financiers (Annexe 1 au chapitre 3) les plus utilisés par les analystes financiers (ratios de structure financière, ratios de liquidité, ratios de rentabilité, ratios d'activité et de gestion, et enfin les ratios d'exploitation). Pour chaque entreprise de l'échantillon, nous calculons la moyenne pondérée de chaque ratio sur les trois années (2014-2015-2016) avec des poids différents, 20 % pour la première année, 30 % pour la seconde, 50 % pour la dernière année ; permettant une meilleure représentation et appréciation de la situation actuelle de l'entreprise. Le traitement des données utilisés sera réalisé par l'utilisation du logiciel d'analyse statistique SPSS¹⁴⁷ (*Statistical Package for the Social Sciences*), qui est l'un des plus répandus dans le monde professionnel, car couvrant la plupart des besoins en analyse statistique. Il permet non seulement de décrire des données mais également de tester des hypothèses statistiques. Ce logiciel quasiment incontournable, est souvent préféré à d'autres, tels que R, XLSTAT, ou encore STATA.

Nous avons construit notre modèle en utilisant la méthode de régression logistique, qui donne le plus souvent le meilleur taux de bon classement et qui choisit les variables les plus pertinentes dont les coefficients qui leurs sont associés sont les plus significatifs.

¹⁴⁵ D'un point de vue théorique, le choix de cet horizon d'estimation ne permet pas de prévoir la défaillance qui interviendrait au-delà d'un an.

¹⁴⁶ L'utilisation de la régression logistique sous SPSS est présentée dans l'annexe « 4 » au chapitre 3.

¹⁴⁷ La présentation du logiciel est dans l'annexe « 2 » au chapitre 3.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Pour la sélection des variables nous utiliserons la procédure ascendante de la méthode pas à pas (*forward stepwise*), qui maximise le ratio du maximum de vraisemblance (*likelihood ratio*) en trois étapes. En effet, cette procédure nous a permis de retenir (sélectionner) trois variables dont la première est un ratio de structure, et les deux autres sont des ratios de rentabilité. Ces variables sont présentés comme suit :

Tableau n° 16: Les variables sélectionnées après 3 étapes

Variable	Log de vraisemblance du modèle	Modification dans le log de vraisemblance -2	ddl	Sig. de la modification
Pas 1 taux de rotation du capital investi	-40,032	15,525	1	,000
Pas 2 capacité de remboursement	-32,270	7,469	1	,006
taux de rotation du capital investi	-37,108	17,145	1	,000
Pas 3 capacité de remboursement	-31,240	10,951	1	,001
taux de marge nette (rentabilité commerciale)	-28,535	5,543	1	,019
taux de rotation du capital investi	-36,540	21,552	1	,000

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

Le tableau ci-dessus montre à chaque étape la présence d'un changement significatif de la statistique $-2 \log$ de vraisemblance, lorsqu'une variable est incluse dans le modèle sachant que la valeur de cette statistique doit être significative. Nous comparons à chaque «pas» cette statistique à la valeur du khi-deux à « nombre de variables testées » degrés de liberté, elle doit dépasser un certain seuil (table de khi deux) pour que la variable soit conservée, ce qui est le cas des variables retenues (la signification est inférieure à 5%).

Ainsi, nous remarquons que le ratio « taux de rotation du capital investi » est la variable qui diminue le plus la vraisemblance du modèle, du coup cette variable est influente dans la classification des entreprises.

Toutefois, il est nécessaire d'évaluer la significativité statistique des coefficients estimés des variables conservées dans le but de garantir la contribution de chaque variable à prédire la défaillance. Le tableau ci-dessous montre la différence dans le modèle avant et après l'ajout de

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

la dernière variable. Ainsi la statistique de Wald (le carré de la statistique de Student) nous a permis de vérifier la significativité des coefficients.

Tableau n° 17: Les résultats de la dernière étape de la régression logistique

Variables	B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)	Intervalle de confiance 95% pour Exp(B)	
							Inférieur	supérieur
Capacité de remboursement	0.010	0.005	4.124	1	0.042	1.010	1.000	1.021
Taux de marge nette (rentabilité commerciale)	-8.974	3.849	5.437	1	0.020	0.000	0.000	0.239
Taux de rotation du capital investi	-0.560	0.145	14.923	1	0.000	0.571	0.430	0.759
Constante	4.363	0.942	21.437	1	0.000	78.513		

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

D'après ces résultats, nous remarquons que dans cette étape finale, la statistique de Wald est significative pour toutes les variables à un seuil inférieur à 5 %, et donc les coefficients des variables retenues sont significatifs (sont tous significativement différents de zéro) et contribuent à l'amélioration du modèle.

« Exp (B) » aussi appelé « *odds ratio* » permet avec son intervalle de confiance d'avoir une idée claire de chaque variable qui lui correspond. Le sens d'un coefficient B et Exp (B) indique le sens de la relation (l'influence de la variable retenue sur la probabilité de défaut). On constate donc, que la relation est positive pour la constante et la variable « capacité de remboursement » ; par contre, elle est négative pour les deux autres variables (taux de marge nette et, taux de rotation du capital investi).

Ainsi, nous constatons que les deux variables (taux de marge nette et taux de rotation du capital investi) ont une influence sur la probabilité de défaut car la valeur « 1 » n'appartient pas aux intervalles de confiance de l'exponentiel de leurs coefficients. En effet, le ratio « taux de rotation du capital investi » est celui qui contribue le plus dans la défaillance des entreprises.

Notre modèle, nous a permis de classer 68 entreprises parmi 80 dans leurs classes d'origine ; donc, il nous a procuré un taux de bon classement globale de : 68/80 qui est égal à 85%, présenté dans le tableau suivant :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 18 : Taux de bon classement

Observé		Prévisions		Pourcentage correct	
		saine	Y défaillante		
Pas 3	Y	saine	8	8	50,0
		défaillante	4	60	93,8
Pourcentage global					85,0

a. La valeur de coupe est ,500

Source : Traitement SPSS.

La fonction score générée par la régression logistique s'écrit sous la formule suivante :

$$S = 0.010R_4 - 8.974R_7 - 0.560R_8 + 4.363$$

Où :

S: la valeur de score ;

R₄ : la capacité de remboursement ;

R₇ : le taux de marge nette (rentabilité commerciale) ;

R₈ : le taux de rotation du capital investi.

Donc, plus le score est élevé plus la probabilité¹⁴⁸ de faire défaut est faible selon la formule suivante :

$$S_{RL} = \log\left(\frac{P_i}{1 + P_i}\right)$$

P_i : La probabilité que l'entreprise soit défaillante (P_i = P (Y=1)), avec :

$$P_i = \Lambda(0.010R_4 - 8.974R_7 - 0.560R_8 + 4.363) = \frac{e^{0.010R_4 - 8.974R_7 - 0.560R_8 + 4.363}}{1 + e^{0.010R_4 - 8.974R_7 - 0.560R_8 + 4.363}}$$

Nous constatons que lorsque la probabilité est supérieure ou égale au « cut-off » =0,5, l'entreprise est classée parmi les entreprises défaillantes, et si la probabilité est inférieure à 0,5 l'entreprise est classée dans le groupe des entreprises saines.

¹⁴⁸ Les probabilités de défaillance sont présentées dans l'annexe « 6 » au chapitre 3.

4. La validation du modèle de crédit scoring

L'appréciation de la qualité du modèle estimé est effectuée en appliquant plusieurs statistiques et tests permettant également de vérifier si les prédictions du modèle correspondent à la réalité observée.

Plusieurs statistiques sont proposées par le logiciel SPSS tels que la statistique de Wald (permettant la vérification de la significativité des coefficients du modèle), le R^2 de Cox & Snell (1989) (basé sur la log-vraisemblance du modèle comparée avec celle d'un modèle constant, il prend toujours des valeurs inférieures à 1 n'atteint jamais le maximum théorique de 1, même pour un modèle « parfait » et varie en fonction de la taille de l'échantillon), et le R^2 de Nagelkerke (1991), (c'est une version ajustée du R^2 de Cox & Snell pour obtenir une valeur théorique plus près de 1, il prend ses valeurs dans l'intervalle [0 ;1]). Ils fournissent un indice de l'ajustement au modèle. Ils représentent une estimation de la variance expliquée par le modèle. Plus leur valeur est élevée, plus la probabilité prédite par le modèle s'approche de la valeur observée.

Nous trouvons aussi d'autres tests, comme celui de Hosmer-Lemeshow (plus robuste, en raison du fait qu'il est basé sur le regroupement des observations en déciles et la comparaison de la probabilité observée avec la probabilité théorique à l'intérieur de chaque décile. Il évalue la présence de différences significatives entre les valeurs observées et les valeurs prédites).

4.1. Test de Wald

Tableau n° 19: Test de nullité des coefficients

Variables	Coefficient	Écart-type	Statistique de Wald	Signification
R_4	0.010	108,29761	4,124	0,042
R_7	-8.974	0,14525	5,437	0,020
R_8	-0.560	2,72357	14,923	0,000

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

Le test de Wald montre que tous les paramètres sont significativement différents de 0 car les valeurs calculées de la statistique de Wald sont toutes supérieures à la valeur tabulée de khi-deux à 1 degré de liberté (3.841) ce qui nous conduit à rejeter pour chaque variable que le coefficient est égale à 0.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

De plus, cela se confirme par les significations de chacun des paramètres qui sont toutes inférieures à 5%.

4.2. Le coefficient de détermination généralisée

Ce coefficient permet de vérifier si le modèle est bien ajusté aux données, d'après le tableau récapitulatif qui présente les valeurs de R^2 de Cox et Snell et R^2 de Nagelkerke sous SPSS, nous avons les résultats suivants :

Tableau n° 20: Coefficients de déterminations généralisées

Étape	Log de vraisemblance -2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
3	51.528	0,300	0,474

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

D'après ces résultats 47,4% de la variance totale est expliquée par le modèle ce qui est montré à l'aide du R^2 de Nagelkerke, ainsi que l'intensité de la relation entre les variables explicatives. Les valeurs de R^2 indiquent un ajustement moyen du modèle estimé aux données, qui traduit la rationalité de la sélection des variables explicatives et préconise une qualité moyenne de l'estimation des coefficients.

4.3. Test de Hosmer & Lemeshow

Tableau n° 21: Défaillances observées et prédites pour les 10 groupes

Groupe		Y= saine		Y=défaillante		Total
		Observé	Attendu	Observé	Attendu	
Étape 3	1	6	6,394	2	1,606	8
	2	4	4,040	4	3,960	8
	3	3	2,047	5	5,953	8
	4	1	1,166	7	6,834	8
	5	0	0,775	8	7,225	8
	6	2	0,538	6	7,462	8
	7	0	0,421	8	7,579	8
	8	0	0,334	8	7,666	8
	9	0	0,209	8	7,791	8
	10	0	0,076	8	7,924	8

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

Tableau n° 22: Test de Hosmer et Lemeshow

Khi-deux	DDL	Signification
6,954	8	0,542

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5» au chapitre 3.

L'hypothèse H_0 est acceptée (Khi-deux=6,954 < $\chi_8^2 = 15.5073$ au seuil $\alpha=5\%$). Il n'y a donc aucune différence significative entre les valeurs observées et les valeurs prédites (celles attendues du nombre des défaillances), le modèle est bien ajusté.

4.4. Le test du rapport de vraisemblances

Le principe de ce test est de tester l'hypothèse de nullité des paramètres de la fonction de crédit scoring après l'introduction de toutes les variables.

Ce test est fait grâce à la statistique suivante : $LRT = -2(\log L_0 - \log L_1) \rightsquigarrow \chi_3^2$

Où :

$-2\log L_0$: représente le log de la vraisemblance du modèle avec le terme constant seul.

$-2\log L_1$: représente le log de la vraisemblance du modèle avec toutes les variables.

Selon les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} H_0 : \text{les paramètres sont nuls ;} \\ H_1 : \text{les paramètres ne sont pas nuls.} \end{cases}$$

On accepte H_1 , si $LRT > \chi_3^2$

Tableau n° 23: Test du rapport de vraisemblances

$-2\log L_0$	$-2\log L_1$	Statistique LRT
80.064	51.528	28.536

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5».

Les résultats du test du rapport de vraisemblance nous amène à rejeter l'hypothèse de la nullité des coefficients ($LRT > \chi_3^2 = 7.8147$ au seuil $\alpha=5\%$). Les variables donc ont un pouvoir explicatif dans le modèle et leur apport à la vraisemblance est significatif (les paramètres du modèle sont significativement différent de zéro).

5. Les performances du modèle

5.1. Le taux de bon classement et la méthode de validation croisée

Le taux de bon classement représente la capacité du modèle à prédire la classification de l'entreprise. Le tableau suivant représente la classification des entreprises dans l'échantillon de construction du modèle par la régression logistique :

Tableau n° 24: Taux de bonne classification de l'échantillon de construction

Table de classification ^a					
Observé		Prévisions			Pourcentage correct
		saine	Y défailante		
Pas 3	Y	saine	8	8	50,0
		défailante	4	60	93,8
		Pourcentage global			85,0

a. La valeur de coupe est ,500

Source : Traitement SPSS.

Ce tableau nous aide à calculer :

- Le taux des biens classés = $(8+60) / 80 = 85\%$
- Le taux d'erreur de classement = $(8+4) / 80 = 15\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défailtantes = $60 / (60+8) = 88,24\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines = $8 / (8+4) = 66,67\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises saines = $8 / (8+8) = 50\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises défailtantes = $60 / (60+4) = 93,8\%$

Le modèle construit classe 68 entreprises parmi 80 de l'échantillon de construction dans leurs classes d'origine avec seulement un taux d'erreur de 15%, donc le modèle est performant.

Ce modèle reste performant s'il garde cette capacité prédictive pour l'échantillon de validation, cependant le taux de bon classement de l'échantillon test¹⁴⁹, est présenté dans le tableau suivant :

¹⁴⁹ L'échantillon test est présenté dans l'annexe « 6 » au chapitre 3.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 25: Taux de bonne classification de l'échantillon de validation

Entreprises	Classes d'affectation prévues		Total
	Saines	Défaillantes	
Saines	2	0	2
Défaillantes	1	4	5
Total	3	4	7

Source : Tiré à partir des résultats présentés dans l'annexe «5 » au chapitre 3.

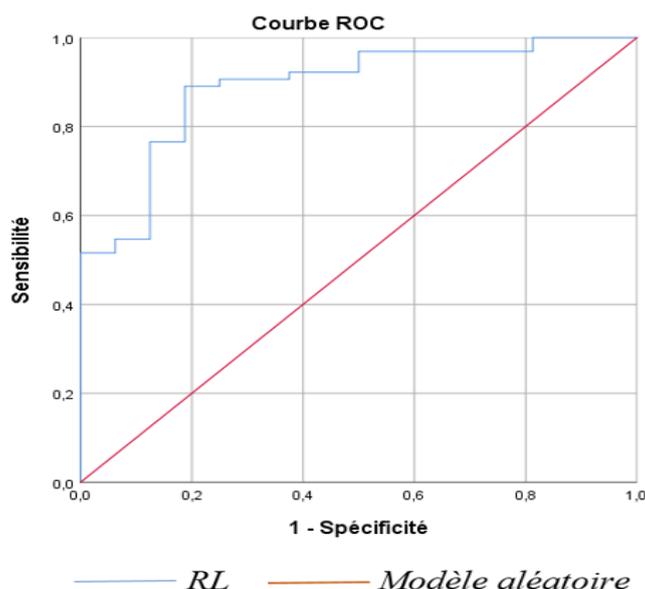
Ces résultats sont exprimés en pourcentage comme suit :

- Le taux des biens classés = $(2+4) / 7 = 85.71\%$
- Le taux d'erreur de classement = $(1+0) / 7 = 14.29\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défaillantes = $4 / (4+0) = 100\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines = $2 / (2+1) = 66.67\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises saines = $2 / (0+2) = 100\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises défaillantes = $4 / (4+1) = 80\%$

L'échantillon de validation nous a procuré un taux de bon classement de 85,71 % qui est supérieur au taux de bon classement de l'échantillon de construction, donc, nous pouvons conclure que le modèle construit par la régression logistique est performant.

5.2. La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)

Figure n° 11: La courbe ROC de la RL



Source : Traitement SPSS.

Tableau n° 26: Surface sous la courbe ROC

Zone sous la courbe				
Variable(s) de résultats tests: Probabilité prédite				
Zone	Erreur standard ^a	Sig. asymptotique ^b	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,889	,043	,000	,804	,973

a. Dans l'hypothèse non-paramétrique

b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5

Source : Traitement SPSS.

Sensibilité : le taux des vrais positifs ou encore la probabilité de décider qu'un individu est positif sachant qu'il est en réalité positif (0 : sain).

Spécificité : mesure le taux des vrais négatifs, la probabilité qu'un individu est négatif sachant qu'il est en réalité négatif (1 : défaillant).

D'après ce graphe, nous remarquons que la courbe de notre modèle est entre le modèle parfait et le modèle aléatoire ;

L'estimation de la surface sous la courbe ROC de la probabilité prédite (indice de performance) est mesurée par $AUC = 0.889$ qui est proche de 1 (elle a 95% de chance de se trouver dans l'intervalle [0.804 ; 0.973]) ce qui signifie un bon modèle aussi la signification est inférieure à 5% donc on rejette l'hypothèse nulle que le modèle logistique est semblable au modèle aléatoire. Donc nous pouvons déduire que notre modèle est performant et l'erreur de type I et II sont moins importantes.

6. La construction des classes de risques

Avant de procéder à la construction des classes de risque il est nécessaire tout d'abord de déterminer le nombre de classes ainsi que les notes associées à chacune d'elles. En effet, il n'existe pas une règle précise (exigeant un nombre spécifique) permettant la détermination de ce nombre de classe et donc cela revient aux préférences de chaque notateur.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

6.1. La détermination de nombre de classes et les probabilités de défaut associées

Dans ce travail, nous nous sommes référés à la classification appliquée par l'agence de notation Standard & Poor's qui est faite sur 10 classes déterminées par leurs probabilités de défaillances. Ces classes sont notées successivement de la plus performante AAA à la classe de défaut D (la classe des entreprises défaillantes) comme suit : AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, CC, C, D. Notons les classes de risque par C_i ($i=1,\dots,10$), et leurs probabilités de défaut associées par P_i . D'après les résultats des probabilités obtenues précédemment par l'échantillon de construction, les classes de risques correspondent aux probabilités de défaillance suivante :

Tableau n° 27: Probabilités de défaut associées aux classes de risques

C_i : classes	P_i : probabilités de défaut
AAA	1,73%
AA	12,88%
A	16,07%
BBB	21,52%
BB	32,92%
B	35,63%
CCC	41,81%
CC	45,27%
C	48,12%
D	50%

Source : Elaboré par nous-même

Comme ces probabilités de défaut ne sont pas absolues, les entreprises ayant des probabilités de défaut proches, appartiennent à la même classe de risque.

6.2. Identification des bornes des classes

Dans la mesure de construire les classes de risque de notre modèle, nous allons appliquer la méthode de la règle d'affectation géométrique (Distance par rapport aux centres de gravité) qui affecte chaque entreprise à la classe correspondante. Afin d'appliquer cette règle, il est nécessaire de définir une relation entre les bornes des classes de risques (les scores) et la probabilité de défaut de chaque classe, cette relation est présentée ainsi :

$$f_i = \frac{P_i + P_{i+1}}{2}$$

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Avec :

f : La probabilité frontière qui sépare la classe C_i de la classe C_{i+1} .

P_i : La probabilité de défaut associée à la classe C_i ;

P_{i+1} : La probabilité de défaut associée à la classe C_{i+1} .

Cette règle géométrique donne des résultats plus justes si les probabilités de chaque classe sont pondérées par leurs proportions, mais ce n'est pas le cas de notre travail car il est impossible de déterminer les effectifs des classes a priori alors nous allons travailler avec l'hypothèse d'égalité des effectifs des classes.

Suivant la règle géométrique, la détermination de la frontière entre la classe de défaut et la classe qui la précède sera exclue car cela va modifier le seuil de discrimination. Pour calculer les bornes des classes, nous utilisons la formule suivante :

$$S_{f_i} = \log\left(\frac{1-f_i}{f_i}\right)$$

Les résultats de l'application de cette formule sont présentés comme suit :

Tableau n° 28: Construction des classes de scores

Note	P_i	f_i	$\log\left(\frac{1-f_i}{f_i}\right)$	Classe de scores
AAA	1,73%	$\leq 0,07306$	1,103372	$> 1,103372$
AA	12,88%	0,144745	0,771492]0,771 ; 1,103]
A	16,07%	0,18792	0,635626]0,636 ; 0,771]
BBB	21,52%	0,2722	0,427124]0,427 ; 0,636]
BB	32,92%	0,342745	0,282763]0,283 ; 0,427]
B	35,63%	0,387195	0,199393]0,199 ; 0,283]
CCC	41,81%	0,435435	0,112791]0,113 ; 0,199]
CC	45,27%	0,466955	0,057489]0,06 ; 0,113]
C	48,12%	0,490585	0,016357]0,02 ; 0,06]
D	$\geq 50\%$	$\geq 50\%$	/	≤ 0

Source : Elaboré par nous-même.

6.3. Application sur l'échantillon de construction

Après avoir déterminé les classes de score, chaque entreprise de notre échantillon de construction sera affectée à sa classe, les résultats de cette affectation sont les suivantes :

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau n° 29: Affectation des entreprises de l'échantillon de construction aux classes de risques

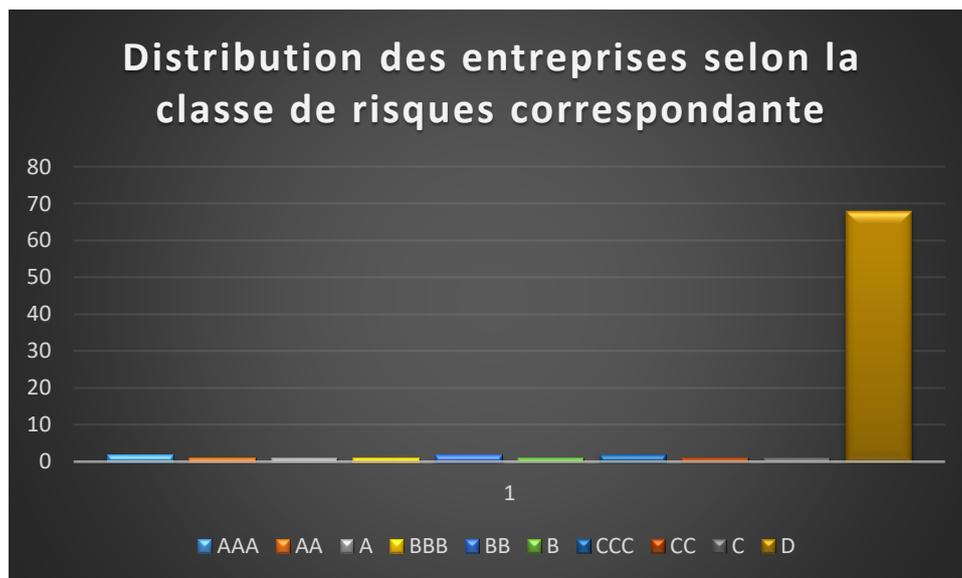
Note	Score moyen par classe	Entreprises saines	Entreprises défaillantes	Total	Taux de défaut
AAA	1,477307811	2	0	2	0%
AA	0,830124602	1	0	1	0%
A	0,717997953	1	0	1	0%
BBB	0,561993876	1	0	1	0%
BB	0,299266711	2	0	2	0%
B	0,256943432	1	0	1	0%
CCC	0,143514638	2	0	2	0%
CC	0,08234484	1	0	1	0%
C	0,03272654	1	0	1	0%
D	-1,18052791	0	68	68	100%

Source : Elaboré par nous même

D'après ces résultats, nous remarquons que les scores moyens par classe diminuent au fur et à mesure que l'on migre d'une classe moins risqué à une autre plus risqué, ce qui est en cohérence avec la fonction score.

La distribution des entreprises sur les différentes classes de risque est représentée par la figure suivante :

Figure n° 12: La distribution des entreprises selon leurs classes de risques



Source : Elaboré par nous même

D'après cette figure, nous remarquons une forte concentration pour la classe D cela est dû au fait que la grande partie (majorité) des entreprises constituant l'échantillon de construction sont

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

défaillantes. Aussi, pouvons-nous constater que l'ensemble des entreprises des autres classes sont réparties d'une façon asymétrique ce qui permet de distinguer entre les entreprises saines et défaillantes.

6.4. La validation des classes

La validation des classes de risque est une étape primordiale dans le processus d'élaboration d'un système de notation. Donc, il est nécessaire d'effectuer une série de tests et d'examiner le taux de bon classement sur l'échantillon de validation.

Le tableau ci-dessus montre l'affectation de chaque entreprise de l'échantillon de validation à sa classe de risque :

Tableau n°30: Affectation des entreprises de l'échantillon de validation à leurs classes de risque

Note	Score moyen par classe	Entreprises saines	Entreprises défaillantes	Total	Taux de défaut
AAA	23,15803	1	0	1	0%
AA	0	0	0	0	0%
A	0	0	0	0	0%
BBB	0	0	0	0	0%
BB	0,370283	2	0	2	0%
B	0	0	0	0	0%
CCC	0	0	0	0	0%
CC	0	0	0	0	0%
C	0	0	0	0	0%
D	-0,5357475	0	3	3	100%

Source : Elaboré par nous-même.

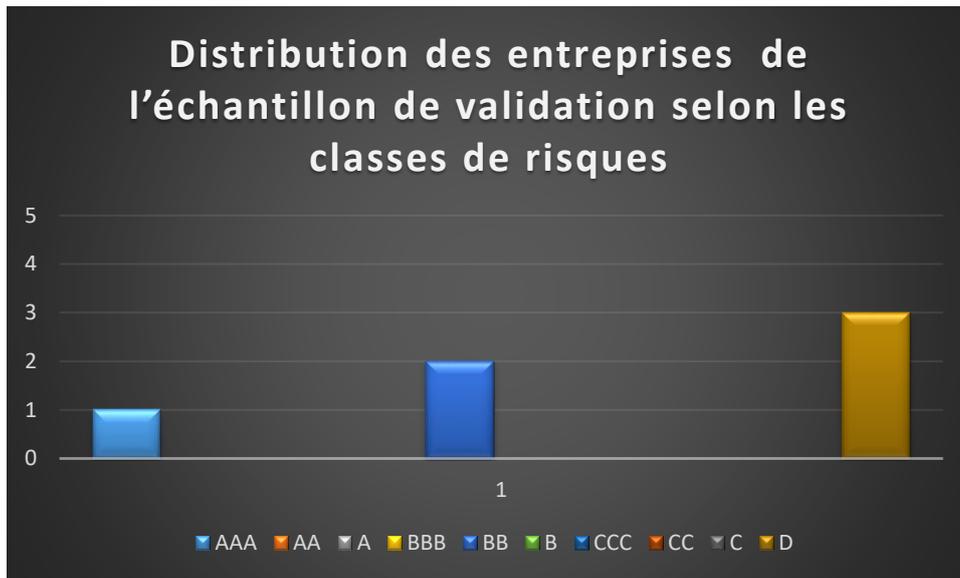
D'après ce tableau, nous remarquons des résultats similaires à ceux trouvés pour l'échantillon de construction donc nous pouvons dire que nos résultats sont acceptables.

Ce tableau est illustré dans la figure suivante:

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Figure n° 13:La distribution des entreprises de l'échantillon de validation selon les classes de risques



Source : Elaboré par nous-même.

D'après cette figure, la répartition des entreprises de l'échantillon de validation est concentrée sur les trois classes D, BB et AAA.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Dans ce dernier chapitre nous avons tenté d'appliquer différents éléments théoriques présentés dans les deux précédents. Cela à travers l'exploitation de données publiques (Notice d'information MLA sur www.cosob.dz), et d'autres collectées auprès de la direction générale de la BDL.

Ceci nous a permis de mettre en œuvre un système de notation et de l'appliquer sur l'emprunt obligataire sans garantie de l'établissement de leasing MLA. Rappelons à ce titre que le résultat de cette notation ne prétend nullement refléter une quelconque expertise.

Par la suite, nous avons tentés d'élaborer un modèle de crédit scoring, en utilisant des données quantitatives – anonymes, par l'application de la méthode de régression logistique et du logiciel SPSS.

Pour ce faire, plusieurs statistiques et tests ont été utilisés pour mesurer les performances du modèle construit et le valider.

Par la suite, nous avons exploité les scores générés pour construire des classes de risque permettant de classer les entreprises selon leurs risques et donc construire un système de notation interne à partir d'un modèle de score.

Enfin, les deux contributions (le système de notation et le modèle de crédit scoring) peuvent faire l'objet d'expertises de validations en vue d'une éventuelle exploitation par des établissements financiers.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

« Les systèmes tiennent souvent plus longtemps qu'on ne le pense, mais finissent par s'effondrer beaucoup plus vite que l'on imagine »

Marc Ladreit de Lacharrière (2012, p.127),

Chairman de Fitch rating

Conclusion

L'un des plus importants risques que l'investisseur souhaite couvrir est le risque de défaut, étant donné sa préoccupation à récupérer son capital investi ainsi que sa rémunération. Partant de ce constat, la notation financière s'avère être une pratique d'importance majeure au niveau des marchés financiers en général. Elle permet, notamment, la quantification des risques de défaut par différentes méthodes statistiques ou d'apprentissages, à travers une analyse établie par des notateurs (agences de notation, banques, ...).

Nous avons visé par notre travail d'apporter des éléments de réponse permettant de comprendre le processus de construction d'un système de notation financière, en montrant sa contribution pour la prise de décision d'octrois de crédits, ou de placements obligataires.

Les différents apports théoriques utilisés, ainsi que leurs mises en application, nous ont permis d'exprimer les conclusions et recommandations suivantes :

Au plan pratique, nous avons observé une faible utilisation et dissémination de l'activité de notation financière au niveau du marché financier algérien. A ce titre, nous suggérons, dans une première phase, l'utilisation du système de notation CAGEX-Rating, comme référence pour la création de nouveaux systèmes de notation financière, car celui-ci dispose de moyens et de l'expertise nécessaires ; ainsi que d'une large diffusion auprès des banques publiques. Cependant, il gagnerait à être amélioré en prenant en considération d'autres critères (qualitatifs et quantitatifs) dans son questionnaire, et d'établir des grilles distinctes adaptées aux différents secteurs d'activité (industrie agro-alimentaire, pharmaceutique, services financiers, bâtiment et travaux publics, etc.).

Notre étude du système CAGEX-Rating nous a motivés (en utilisant des données et des informations publiques) à élaborer un modèle de notation financière – sauvage, que nous avons appliqué à titre d'illustration sur l'emprunt obligataire lancé par l'établissement de leasing MLA en 2017. Ainsi, nous avons constaté, que cette opération réalisée sur la base d'informations

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

qualitatives (historique de l'entreprise, son organisation et son management, l'analyse de son environnement et de sa stratégie, etc.), et de données quantitatives (ratios financiers), gagnerait en fiabilité et en pertinence, en l'appuyant par un modèle mathématique de scores.

Aussi, pouvons-nous citer comme résultats obtenus, le rôle de la notation financière dans la réduction de l'asymétrie informationnelle entre agents économiques, et ainsi, son concours à la dynamisation et à l'efficacité du marché financier national.

Dans le même ordre d'idée, l'ouverture du marché national de la notation financière – visant les effets positifs soulignés ci-avant – devrait se dérouler en conformité avec les principes de bonne gouvernance, adoptés par les autorités nationales depuis la création du marché financier en 1995. En d'autres termes, ce type d'activité doit être pris en charge par des dispositifs réglementaires appropriés. A titre d'exemple, nous suggérons la mise en place d'un statut en s'inspirant de l'expérience du statut NSRO (*Nationally Recognized Statistical Rating Organization*) aux Etats-Unis (ses points forts et ses points faibles).

Par ailleurs, et dans le cadre de notre exploration au niveau de trois établissements bancaires (BDL, CNEP Banque, BADR Banque) il nous a été donné de constater que l'appréciation du risque de crédit était souvent réalisée en utilisant les méthodes « classiques » de l'analyse financière « statique », basée sur l'étude de la santé financière et de la rentabilité de l'entreprise ; alors qu'une appréciation pertinente de ce risque ne saurait se contenter de tels outils.

D'autres méthodes plus sophistiquées ont été développées, à l'instar de la notation interne, basée sur l'utilisation des modèles de crédit scoring, qui constitue l'une des dernières recommandations du comité de Bâle sur le contrôle bancaire dans le cadre de son second accord. Soulignons, tout de même, que l'adoption de ces méthodes connaît un développement intéressant au niveau des banques algériennes.

De ce fait, nous nous sommes attachés dans notre travail à présenter un système de notation financière interne que nous avons élaboré à partir des données et informations collectées sur 87 entreprises domiciliées à la BDL, afin de montrer l'importance de l'utilisation d'un tel système dans la prise de décision d'octroi de crédit par le banquier.

Notre choix de la méthode de la régression logistique s'avère être conforté par les résultats obtenus sur les données des dossiers de crédit fournis par la BDL pour la construction de la fonction scores. Néanmoins, notre travail a été limité par la taille de l'échantillon qui aurait permis plus de performance au modèle de crédit scoring proposé s'il avait été de taille plus importante.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

En effet, l'utilisation de l'analyse discriminante aurait permis à donner lieu à une fonction à, seulement, deux variables avec un taux de bon classement de 83,2 %, alors que la fonction scores obtenue par régression logistique contient trois variables, avec un meilleur taux de bons classements, soit 85%.

Ainsi, au plan théorique, nous constatons que la performance de la méthode de régression logistique se trouve renforcée par le fait d'éliminer les conditions liées aux variables (normalité des variables) ou aux résultats.

Par ailleurs, l'utilisation du modèle probit aurait donné des résultats comparables à ceux obtenue par la régression logistique, mais limités par la condition de normalité des variables explicatives du modèle.

A l'issue du présent mémoire, deux pistes semblent se dégager au plan des perspectives :

D'abord, les travaux futurs sur la notation financière pourraient intégrer des méthodes stochastiques permettant de prédire les évolutions des variations des notes dans le temps (Construire un système de notation à partir d'un modèle stochastique pour noter des produits dérivés (des options par exemple)). Cette proposition est basée sur le fait que les matrices de transition des agences de notation sont des matrices historiques construites sur l'hypothèse que le processus stochastique sous-jacent aux transitions de classes est, souvent, markovien d'ordre un.

Ensuite, un modèle de notation des obligations, basé sur les spread de crédit entre des obligations souveraines et autres émises par des entreprises (telle que le cas MLA), à travers l'utilisation des chaînes de Markov.

Enfin, devons-nous insister, sur le fait que la réalisation de tels projets requiert un volume important de données économiques et financières, d'où la nécessité d'ouvrir l'accès aux différents types de travaux universitaires.

Notation Financière et Scoring :
Application dans le secteur financier algérien

Annexes au chapitre 01

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 1 » : Présentation du comité de Bâle

Le comité de Bâle est un organisme de réflexion et de proposition sur la supervision bancaire, il a été institué en 1975 par les gouverneurs des banques centrales des pays du Groupe des dix¹⁵⁰ (G10) élargi suite à la faillite en 1974, de la banque privée allemande « Herstatt», ayant entraîné des pertes considérables pour des milliers de déposants.

Ce comité rassemble les autorités de contrôle des banques, Il est composé de hauts représentants des autorités de contrôle bancaire et des banques centrales d'Allemagne, de Belgique, du Canada, des États-Unis, de France, d'Italie, du Japon, du Luxembourg, des Pays-Bas, du Royaume-Unis, de Suède, d'Espagne et de suisse. Le comité se réunit généralement à la banque des règlements internationaux, à Bâle, où se trouve son secrétariat permanent.¹⁵¹

Le comité n'a pas d'autorité supranationale en matière de contrôle et ses décisions ne sont pas contraignantes. Il propose plutôt des directives et des normes générales pour le secteur financier et les recommande aux législateurs nationaux. Il a pour mandat de renforcer la réglementation, le contrôle et les pratiques des banques à travers le monde en vue d'améliorer la stabilité financière.

¹⁵⁰ Composé des principaux pays industrialisés dans le monde, le G10 dont le nombre de pays le composant n'est pas forcément de 10, est notamment chargé d'être une source de financement pour le FMI ou Fonds Monétaire International. Le G 10 est composé ce jour de l'Allemagne, la Belgique, le Canada, les États-Unis, la France, l'Italie, le Japon, les Pays-Bas, le Royaume-Uni, la Suède et la Suisse. (www.edubourse.com)

¹⁵¹ Jacob, H.et Sardi, A. (2001). « Management des risques bancaires ». Paris. Ed AFGES, P52

Annexe « 2 » : Les accords de du comité de Bâle

Les travaux du Comité de Bâle ont abouti à la publication de trois grands accords : Bâle I en 1988, Bâle II en 2004 et Bâle III en 2010.

- L'accord de Bâle I

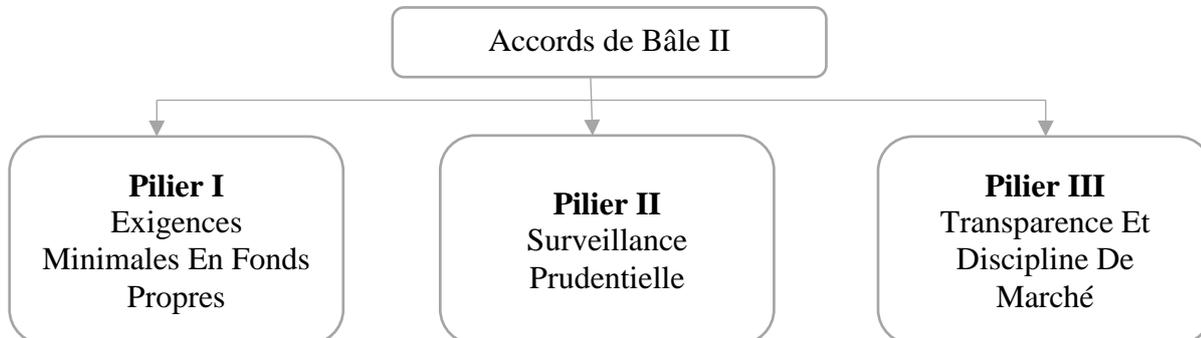
Le comité de Bâle a publié en 1988 son premier accord portant principalement sur les exigences minimales de fonds propres que les banques et les établissements de crédit doivent respecter. Cet accord a été conçu pour renforcer la stabilité du système bancaire international en définissant un niveau de fonds propres réglementaires minimum pour couvrir les risques de crédit.

Le premier accord de Bâle a mis en place un ratio de solvabilité dit ratio Cooke qui s'exprime par le rapport du montant des fonds au montant des crédits distribués (chapitre 1. Section 1.).

- L'accord de Bâle II

Dans le but de corriger le ratio de COOKE et afin d'assurer une meilleure stabilité du système bancaire, le comité de Bâle a lancé en 1999 une réforme de ce ratio pour adopter en fin juin 2004 le nouvel accord connu sous le nom de Bâle II.

Figure n° 14: Accords de Bâle II



Source : Dov Ogien. (2004). Comptabilité et audite bancaire. Paris. Dunod, p.303.

- Vers Bâle III

Depuis 2007, la crise financière a durement impacté la place financière et l'économie mondiale et cette situation a démontré la non-adéquation du cadre réglementaire international (le comité de Bâle) aux situations graves.

Le comité de Bâle a décidé de procéder à la réforme de ce cadre réglementaire pour l'adapter à l'environnement bancaire volatil et incertain.

Cette réforme est née la mi-2009, par la publication d'un texte sur le risque de marché, et en décembre 2009 par la diffusion de deux documents consultatifs reprenant des directives relatives aux exigences en capital ainsi qu'à la gestion du risque de liquidité.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Les accords de Bâle III publiés en 2010 gardent la même structure en trois piliers de Bâle II. Ils apportent toutefois des changements visant à renforcer la résilience du secteur bancaire : renforcer la quantité et la qualité des fonds propres, à surveiller la liquidité, à instaurer un ratio de levier et à introduire une dimension macro-prudentielle et contra cyclique pour réduire les risques de débordement vers l'économie réelle, omettant cependant la surveillance du risque opérationnel.

Les principales recommandations des accords de Bâle III se déclinent comme suit¹⁵²:

- Une amélioration de la qualité des fonds propres.
- Renforcement et amélioration de la qualité des fonds propres
- Amélioration de la gestion de liquidité.
- Maîtrise de l'effet de levier.
- Couverture des risques du portefeuille de négociation.

L'évolution de la réglementation prudentielle Bâloise de Bâle I à Bâle II et puis Bâle III montre l'importance accordée par cette réglementation à la gestion du risque de crédit.

Cette réglementation oblige donc les banques à maîtriser le risque qu'elles prennent sur leur contrepartie en exerçant leur activité, pour ce faire, elles doivent d'abord l'apprécier afin de le mieux le gérer.

¹⁵² Bale III : les impacts à anticiper, KPMG, Mars 2011, PDF consulté le 02/05/2018 sur le site : www.kpmg.com.

Notation Financière et Scoring :
Application dans le secteur financier algérien

Annexes au chapitre 03

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 1 » liste des ratios utilisés avec leurs interprétations

Types de ratios	Définitions	Formules de calcul	Interprétation
1- Ratios de structure financière			
R1	Autonomie financière	Capitaux propres / Total dettes	Il mesure la capacité d'endettement de l'entreprise
R2	Endettement MT	Dettes à moyen terme / Capitaux permanents	Il mesure le poids des dettes à moyen terme dans les ressources stables de l'entreprise
R3	Endettement global	Total dettes/ Capitaux propres	Il mesure le levier financier d'une entreprise, c'est-à-dire le degré de financement de ses activités sur fonds propres.
R4	Capacité de remboursement	DLMT / CAF	Il permet de connaître le nombre d'années que mettrait la CAF pour rembourser les DLMT.
2- Ratios de liquidité			
R5	Liquidité général	Actif circulant(ACT)/dettes CT	Il mesure la capacité de l'entreprise à payer ses dettes à court terme en utilisant ses actifs à court terme.
R6	Liquidité restreinte (relative)	(disponibilités+ créances)/PCT	Il mesure la capacité de l'entreprise à payer ses dettes à court terme en utilisant les créances et les disponibilités.
3- Ratios de rentabilité			
R7	Taux de marge nette (rentabilité commerciale)	Résultat net / CAHT	Il permet de comparer le résultat net qui apparaît au bilan au montant du CA.
R8	Taux de rotation du capital investi	Chiffre d'affaires / Immobilisations nettes + BFR	Il permet de calculer l'importance du CA par rapport aux fonds propres.
R9	Rentabilité financière	Résultat net / fonds propres	Il mesure l'aptitude de l'entreprise à rentabiliser les fonds apportés par les associés.
R10	Rentabilité économique (taux EBE)	Excédent Brut d'Exploitation / CAHT	Il mesure la rentabilité de l'activité de l'entreprise en éliminant les éléments financiers et hors exploitation
4- Ratios de gestion et d'activité			
R11	Délais clients/jours	(créances client+ EENE / CA TTC)*360	Il mesure la durée moyenne en jours du crédit consenti par l'entreprise à ses clients.
R12	Délais fournisseurs/jours	Dettes fournisseurs/Achat TTC)*360	il mesure les délais de paiement accordés à l'entreprise par ses fournisseurs
R13	Rotation des stocks/jours	Stocks/coûts achats marchandises)*360	Il mesure le temps d'écoulement de différents éléments de stocks (matières premières, marchandises, produits finis)
5- Ratios d'exploitation			
R14	Taux d'intégration (taux de la VA)	VA/CA	Il mesure le degré d'investissement productif de l'entreprise et de maîtrise de son activité
R15	Productivité des salariés	VA/effectif	Il mesure la capacité de chaque employé de à créer de la valeur ajoutée pour l'entreprise

Annexe « 2 » présentation du logiciel utilisé « SPSS »

SPSS signifie « Statistical Package for the Social Sciences », spécialement conçu pour les analyses statistiques habituellement utilisées en sciences sociales et humaines. Bien d'autres logiciels comme S-Plus, R ou SAS permettent d'atteindre le même objectif. SPSS est sans doute l'un des plus anciens, sa première version date des années soixante. C'est un logiciel très complet avec une très faible partie de ses possibilités, il comprend plusieurs modules tels que : le système de base, les modèles de régression, les modèles avancés, les tableaux, les tests exacts, les catégories, tendances, et d'autres modules spécialisés.

SPSS peut être utilisé pour plusieurs fonctions comme:

- La saisie des données (organiser une enquête, créer un masque de saisie et entrer les données) et la gestion des bases de données (importer/exporter des bases de données sur SPSS, manipuler des fichiers... etc.)
- Le traitement des données (traitement des données manquantes, recodage de variables)
- L'analyse des données (analyse univariée: étude de la distribution d'une ou de plusieurs variables, analyse bivariée: étude du degré de liaison et/ou de corrélation entre deux variables, analyse multivariée: analyse causale), Il peut être utilisé aussi pour une analyse basique (fréquences, moyennes, tableaux croisés...etc.), une analyse économétrique (régression binaire, régression multiple, régression logistique...etc.) ;
- Traitement graphique des résultats : histogrammes, courbes, camemberts... etc.
- SPSS permet aussi d'accéder à des options relatives à des mises en forme de tableaux ou de graphiques.

Bien en son installation de base, SPSS couvre la plupart des besoins en analyse statistique. Il permet non seulement de décrire des données mais également de tester des hypothèses statistiques. C'est un logiciel propriétaire à visé hautement commercial.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 3 » : la base de données

Echantillon de construction

R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13	R14	R15	Y
0,12709	0,86571	8,093	2,8100668	1,168	0,76343	0,0119	8,23924	0,19578	0,26591	32,2	13,9	72,4	0,06767	0,27217	0
0,34209	0,25343	3,062	1,1303487	0,622	0,6119951	0,01665	8,598	0,20797	0,401	2,6	23,5	0,8	0,081	3,5458393	0
0,12709	0,86571	8,093	2,8100668	1,168	0,76343	0,0119	8,23924	0,19578	0,26591	32,2	13,9	72,4	0,06767	0,27217	0
1,54448	0,10261	0,668	1,2691948	2,713	2,7296399	0,03313	5,857	0,21725	0,22656	0	22,6	0	0,054	5,6812941	0
5,3228	0,11706	0,37	0,3110081	3,081	3,0817847	0,03335	4,004	0,29847	0,33632	25,2	8,6	0	0,095	7,1078727	0
0,12302	-30,2521	-26,349	-136,65546	14,201	7,8680507	0,03185	2,85	1,41031	0,22778	0	-10051	1	0,045	26,05	0
0,42195	0	1,969	0,29	1,002	0,92495	0,06695	7,91024	0,4774	0,63964	33	27,5	9,2	0,10756	0,07381	0
0,38611	0,65205	2,616	2,6324773	1,318	1,1094937	0,02736	10,81	0,56286	0,655	24,2	10,9	9,7	0,083	4,0922645	0
0,01208	37,69736	55,851	-878,75345	258,573	258,38612	-0,09352	0,114	-1,18367	0,086	0	0	0	0,761	4,767	0
0,75747	0	1,43	-2,6702586	1,743	1,747989	0,50089	0,985	0,45751	0,16973	3,2	129,7	0	0,455	1,8341594	0
1,66234	0	2,832	0,655	1,634	1,43841	0,01988	2,819	0,08296	0,36119	0	16,3	65,5	0,28934	0,42085	0
-0,0745	0	2,234	0,165	0,842	0,6792548	0,14986	4,475	0,9706	1,03791	265,6	1589,7	0	0,774	1,3773563	0
0,00439	-60,6997	-27,026	-201,20745	0,168	0,1431028	0,01732	8,692	0,9234	1,354	9,4	216,9	9,6	0,562	2,6019065	0
1,79917	0	0,154	0	2,334	2,5495913	0,08773	6,029	0,57492	0,57492	0	1,2	67,3	0,131	2,99	0
2,27903	0,00528	-0,629	3,1259589	3,684	5,6116077	0,02656	7,2	0,18434	0,04067	10,1	2,1	90,5	0,071	0,769	0
0,64393	0,98655	2,217	3,4182329	1,438	0,3184728	0,08942	1,615	0,30726	0,288	14,1	81,3	144,9	0,463	1,7069249	0
0,08439	8,69415	18,493	-305,875	0,71	0,5763648	-0,02647	2,848	0,08473	2,65537	1624,8	4590,5	0	0	0,432	1
0,02369	2,47842	52,561	5,0093777	1,042	0,1970286	0,06003	2,493	0,40784	0,31238	307,8	12,8	2738,6	0,777	1,3107656	1
4,16737	0,10281	0,208	22,082	2,138	1,80013	-0,24125	0,04	-0,02627	-0,008	66,5	285,1	189,5	0,025	0,225	1
0	0	0	0	0	0	0,08855	1,73	0,15635	0,12871	10,5	0	4	0,14761	0,31251	1
1,12477	0,36769	1,841	1,7146819	2,457	1,4571152	0,07068	2,196	0,28146	0,191	257	119,1	177,1	0,165	4,152656	1
0,34421	0,52016	4,664	44,386587	1,277	0,7706157	0,01914	2,521	0,23646	0,54363	247,6	378,5	87,3	0,286	5,1577381	1
0,31981	10,64509	16,255	3,412895	1,051	0,5010551	0,00519	2,189	0,22663	0,748	6	10,6	20,3	0,328	3,328	1
0,82862	0,38119	1,217	6,5952997	2,445	0,8740017	0,03746	0,448	0,03165	0,05684	410,5	45,2	742,9	0,22146	2,2968716	1

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

0,32305	8,30156	17,332	-0,2424858	0,57	0,3545453	0,04117	1,859	0,6819	0,18682	41,2	23,5	21,3	0,194	2,5932454	1
0,23845	1,90519	3,701	63,0254	0,89	0,8461585	0,03655	0,601	0,18936	0,334	132	467,8	151	0,662	10,862448	1
0,33329	0	3,741	0	1,323	0,5005283	0,01606	6,796	0,20252	0,32658	76,5	178	149,5	0,07	5,3215756	1
0,25784	-0,03683	0,431	2,8208176	0,849	0,5119953	0,08777	4,004	0,71293	0,35508	69,1	54,7	72,4	0,358	1,9884804	1
1,30425	0,11227	0,819	5,6669901	2,268	1,3644096	0,39031	0,073	0,03356	0,07735	4173	37,5	933,1	2,739	1,5634748	1
-0,0003	1,1657	12,678	4,3216911	0,522	0,143217	0,03044	2,472	0,26029	0,52967	76,6	73,9	262,2	0,338	2,6886863	1
0,10131	2,77149	6,58	13,219	0,326	0,24941	0,01158	3,29	0,21622	0,30752	35,7	43,1	7,4	0,099	3,482	1
0,26141	0,10245	2,458	13,376	1,036	0,99877	0,05319	0,882	0,06066	0,15378	261	379,3	34,4	0,287	2,062	1
0,85028	0,13149	1,53	0,8994173	1,661	1,6609888	0,14606	2,432	0,46474	0,46935	229	156,2	0,2	0,443	2,0583706	1
813,602	0	2,356	0	814,598	811,47195	0,03032	3,442	0,10547	0,11315	242,1	0	62,5	0	242,1	1
17,1839	0	0,343	0	19,1	18,88406	0,03585	9,523	0,33914	0,80968	53	7,2	6,6	0,237	1,5421302	1
0,13045	1,48715	1,915	4,585	1,165	1,14245	0,01135	0,885	0,0798	0,04865	11	7,5	1	0,035	3,88	1
0,73662	0	1,381	31,05	1,566	1,46341	0,32011	0,377	0,11465	0,08892	1662,7	103,6	154	0,29437	0,55035	1
0,467	1,036	2,204	11,123979	2,61	1,14	0,065	0,412	0,057	0,084	185,8	146,2	615,4	0,62	1,573	1
3,67406	0,33793	0,548	5,5899481	3,03	1,93593	0,02458	0,72976	0,02346	0,09807	20	8,3	33,3	0,18853	0,2722	1
13,1542	0	0,134	0	12,568	1,8323201	0,0636	0,965	0,10719	0,14089	111,3	12,8	98	0,12	1,234856	1
0,56804	3,39918	9,88	22,188225	2,021	1,5249183	0,06239	0,228	0,23963	0,02316	38,2	1004,5	574,8	0,141	1,5357134	1
0,247	1,545	4,837	22,897946	1,45	0,61	0,112	0,485	0,134	0,069	258,7	563,1	1001	0,325	2,453	1
6,00902	0	0,815	0	8,915	6,4083454	0,03236	4,861	0,21714	0,23382	134,7	8	271,6	0,191	1,3589313	1
-0,0007	-9,43749	-28,529	6,7154589	0,549	0,5050608	-0,05241	4,207	4,76894	0,44671	52,5	239,7	13,8	0,169	8,4070204	1
0,39107	0,37749	2,637	2,9528217	0,812	0,8086911	0,05713	1,314	0,15577	0,264	177,8	437,2	2,7	0,27525	4,9736168	1
0,38418	1,57551	3,979	6,8673367	2,625	2,5650717	0,02787	1,62	0,1028	0,224	472,3	203,5	6,9	0,268	3,3292163	1
6,53866	0	0,498	65,619017	7,214	4,0358188	0,06348	3,209	0,24114	0,24447	10,6	31,9	241,5	0,09132	9,2623505	1
0,15934	0	0,235	0	0,958	4,40223	0	0	0	0	0	0	0	-0,0711	-0,03952	1
0,29795	0,00806	4,996	1,868	0,396	0,19786	0,07105	3,269	0,25926	0,48237	241,5	1198	342	0,29343	0,39475	1
1,93978	0,3028	1,749	4,1377603	2,783	2,3757	0,05857	2,82	0,23647	0,39727	0	161,4	179,6	0,322	2,346323	1
0,3269	0,98509	4,657	2,6142223	1,622	1,0702331	0,07867	1,25	0,31815	0,27553	180,2	117,7	267,9	0,423	2,5169729	1
0,88236	0,10016	0,737	0,548	0,616	0,45133	0,05944	1,737	0,14486	0,22896	24,6	75,4	1,2	0,136	6,626	1
1,49815	0	0,165	0	2	1,99815	0,0627	2,72	0,341	0,17	40,5	6,5	0	0,045	0	1

Notation Financière et Scoring :

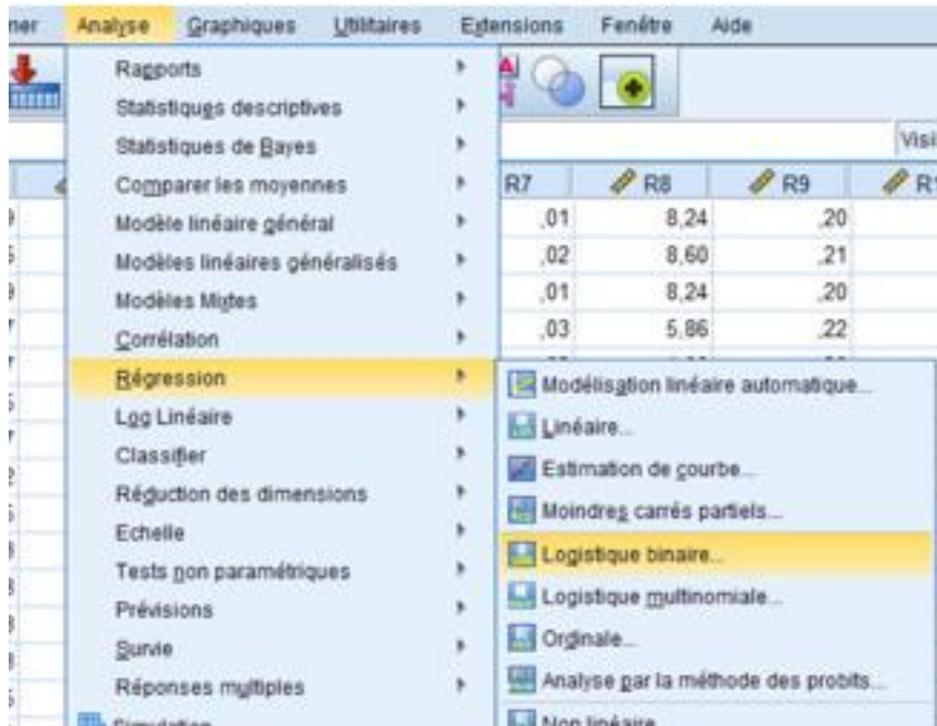
Application dans le secteur financier algérien

0,68748	1,2184	1,581	4,268	7,895	7,8709744	0,12004	0,538	0,10022	0,09839	526,6	75	4,7	0,35948	3,7184307	1
0,29886	0,19213	3,427	6,5584959	1,245	1,1985865	0,06719	3,323	0,31548	0,52418	278,8	36,7	12,7	0,37614	1,78594	1
0,1785	0	5,864	1,6535425	0,931	0,7449877	0,01723	7,677	0,15947	0,29247	162,8	337,4	57,6	0,07392	4,2594487	1
0,86016	0,01428	1,258	16,691955	2,061	0,9832496	0,01961	4,143	0,0608	0,14591	153,1	67,1	215,9	0,111	2,0666416	1
1,22924	0,22476	2,38	0,7898625	2,134	1,1432025	0,04666	2	0,23473	0,564	89,7	58,9	295,7	0,609	3,3619504	1
0,72698	0	1,548	0	0,784	0,6965084	0,02264	4,62	0,08139	0,284	66,4	20,3	11,4	0,095	5,4283791	1
0,99706	0,04214	1,379	2,768	1,853	0,87505	0	0	0,14906	0,16357	214,7	735,6	0	0	0,4546	1
1,28923	0	0,837	2,8879871	2,343	2,018741	0,05542	1,723	0,10999	0,142	199,5	15,4	60,5	0,147	3,7318624	1
0,29466	0,0421	3,596	0,224119	1,227	1,13793	0,24658	1,08042	0,27813	0,36293	1173,1	206,1	98,3	0,45295	0,24048	1
0,29	0,39181	5,277	9,161845	1,175	1,1002376	0,06503	3,168	0,36642	0,13	362,6	117,2	24,9	0,262	1,1428273	1
0,39029	0,58524	2,822	3,0143221	1,038	0,5433989	0,26283	1,423	0,27831	0,31842	70,5	210,8	567,6	0,6762	2,7450308	1
9,74328	0	0,064	0	10,547	10,96532	0,0399	1,832	0,0912	0,09263	0	4,3	0	0,056	4,741	1
0,55979	0,1604	1,849	0,4121641	0,904	0,7354697	0,00851	2,589	0,11073	0,338	203,2	128,1	6,8	0,217	3,9316552	1
0,55979	0,1604	1,849	0,4121641	0,904	0,7354697	0,00851	2,589	0,11073	0,338	203,2	128,1	6,8	0,217	3,9316552	1
0,062	17,501	35,357	15,506283	1,89	0,56	0,015	2,658	0,504	0,102	21,4	21,9	163,2	0,064	6,666	1
0,17444	-0,5089	-0,811	0,095	0,688	0,1566	0	0	0,42496	0,13521	321,1	0	0	0	0,01674	1
0,39684	0,00159	3,105	4,0846302	1,128	0,6748818	0,0277	7,359	0,31401	0,516	72	25,3	71,3	0,107	5,0600358	1
0,1968	-0,36447	2,478	2,6308116	1,63	0,7246886	-0,16625	1,246	0,27046	0,17	771,1	1696,1	1199,6	0,309	2,6647194	1
0,45136	0,06937	0,797	-1,5060164	2,345	0,7091634	-0,90996	1,235	0,25817	-0,017	1230,2	1011,3	1333,9	0,242	1,7992679	1
2,2395	0,02996	0,515	0,4897173	2,986	2,0835409	0,15374	1,636	0,32672	0,4476	67,5	122,3	97,4	0,42724	5,3149995	1
0,14885	1,60549	6,922	21,594552	14,415	3,7949118	0,01011	10,979	0,23816	0,18988	9,3	7,9	78,1	0,054	6,3323127	1
0,64823	0,2572	1,835	2,1631803	2,076	2,0059726	0,09106	1,684	0,20997	0,282	130,7	195,1	34,2	0,3378	2,861712	1
0,86252	0	0,756	2,5278419	8,144	7,4580351	0,05097	1,583	0,07107	0,10133	57,1	152,2	35	0,084	0	1
0,54962	0,60884	1,182	1,47	1,018	1,0177	0,03899	0,707	0,06532	0,18032	112	191,4	0	0,332	2,153	1
0,16459	0	8,504	5,235	1,187	0,0727436	0,1673	2,227	0,29897	0,41651	244,1	13889,9	4276,3	0,524	2,1543954	1
0,58905	0	0,425	0	1,09	1,08905	0,10255	2,64	1,40131	1,57308	5,5	0	0	0,1677	-0,50974	1
0,0185	0,55513	1,519	1,319	1,652	0,8789354	0,06966	0,527	0,13652	0,08151	139,5	114,8	57,3	0,331	0,988012	1

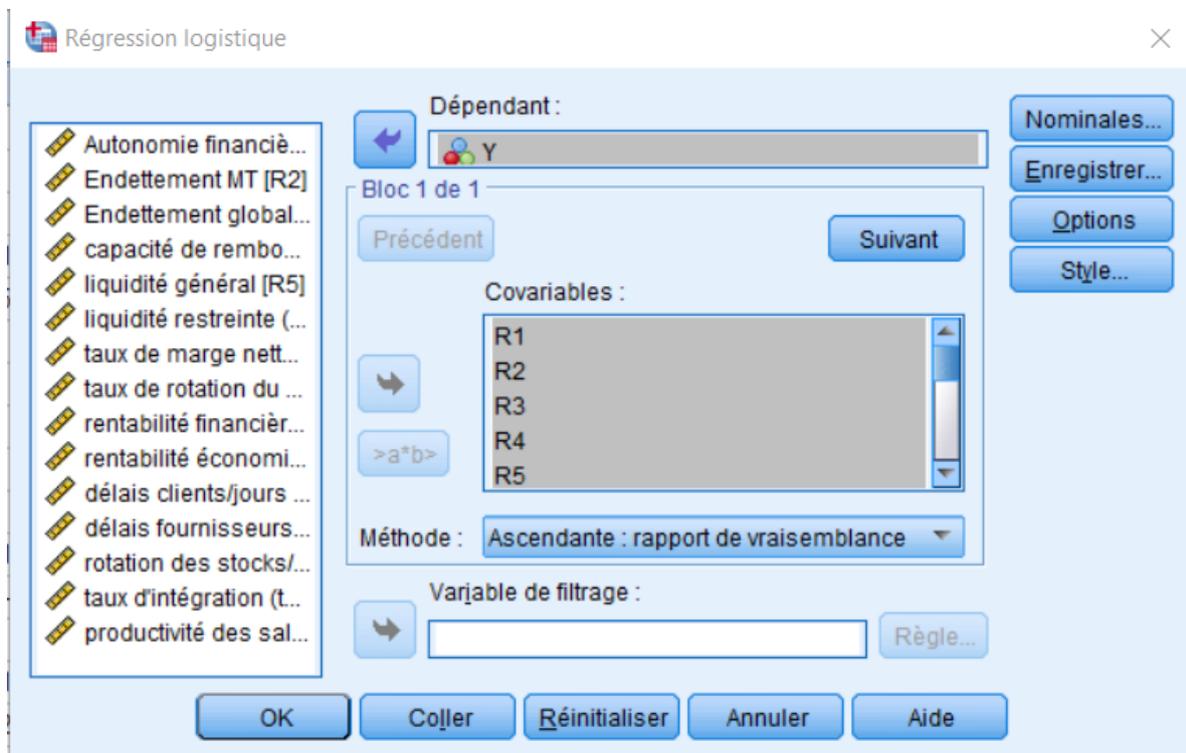
Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 4 » régression logistique sous SPSS



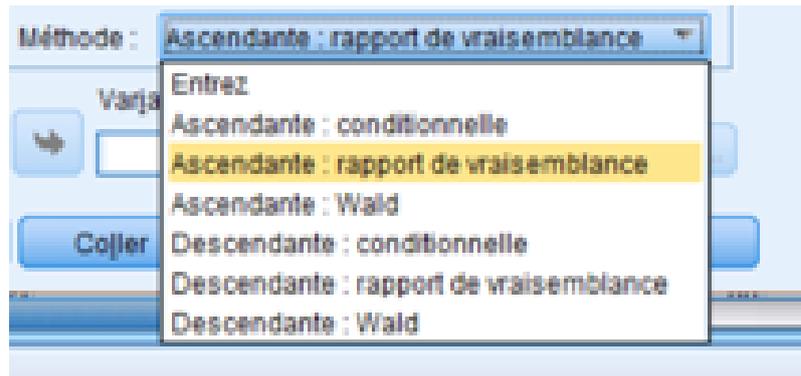
1. Choix de la régression logistique



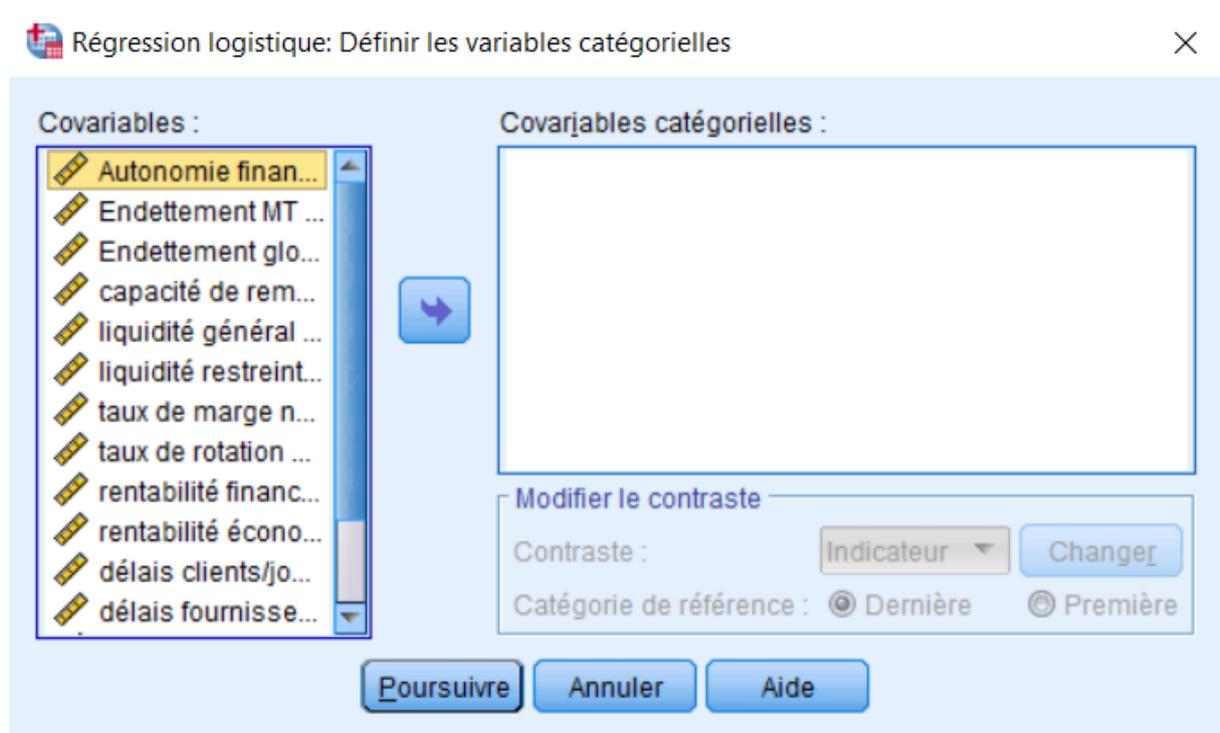
2. Introduction de la variable dépendante et des variables indépendantes

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien



3. Choix de la méthode de sélection des variables



4. Spécification des variables qualitatives (cette fenêtre se trouve dans la rubrique [Nominales...](#))



Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

5. Enregistrement des probabilités et des groupes d'affectation

Enregistrer...

Régression logistique: Options

×

Tracés et statistiques

Tracés de classement Corrélations des estimations

Qualité d'ajustement d'Hosmer-Lemeshow Historique des itérations

Liste des résidus par observation CI pour exp(B) %

Points atypiques Ecart type

Toutes les observations

Affichage

A chaque étape A la dernière étape

Probabilité pour la méthode détaillée étape par étape

Entrée : Suppression :

Limite du classement :

Maximum des itérations :

Conserver de la mémoire pour les analyses complexes et les jeux de données importants

Inclure terme constant dans le modèle

6. Le test de Hosmer-Lemeshow et le calcul des intervalles de confiance

Options

Annexe « 5 » : Résultats de la Régression Logistique

Récapitulatif de traitement des observations

Observations non pondérées ^a		N	Pourcentage
Observations sélectionnées	Incluses dans l'analyse	80	100,0
	Observations manquantes	0	,0
	Total	80	100,0
Observations non sélectionnées		0	,0
Total		80	100,0

a. Si la pondération est active, consultez la table de classification pour connaître le nombre total d'observations.

Codage de variable dépendante

Valeur d'origine	Valeur interne
saine	0
défaillante	1

Table de classification^{a,b}

Observé		Prévisions		Pourcentage correct	
		saine	Y défaillante		
Pas 0	Y	saine	0	16	,0
		défaillante	0	64	100,0
Pourcentage global					80,0

a. La constante est incluse dans le modèle.

b. La valeur de coupe est ,500

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Variables de l'équation

	B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 0 Constante	1,386	,280	24,599	1	,000	4,000

Variables absentes de l'équation^a

		Score	ddl	Sig.	
Pas 0	Variables	Autonomie financière	,271	1	,602
		Endettement MT	2,510	1	,113
		Endettement global	,321	1	,571
		capacité de remboursement	6,682	1	,010
		liquidité général	,014	1	,905
		liquidité restreinte (relative)	,018	1	,893
		taux de marge nette (rentabilité commerciale)	,330	1	,566
		taux de rotation du capital investi	17,344	1	,000
		rentabilité financière	,172	1	,678
		rentabilité économique (taux EBE)	1,387	1	,239
		délais clients/jours	3,046	1	,081
		délais fournisseurs/jours	3,038	1	,081
		rotation des stocks/jours	2,213	1	,137
		taux d'intégration (taux de la VA)	,056	1	,812
		productivité des salariés	,121	1	,727

a. Impossible de calculer les khi-carré résiduels en raison de redondances.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Modèle si un terme a été supprimé

Variable	Log de vraisemblance du modèle	Modification dans le log de vraisemblance -2	ddl	Sig. de la modification
Pas 1 taux de rotation du capital investi	-40,032	15,525	1	,000
Pas 2 capacité de remboursement	-32,270	7,469	1	,006
taux de rotation du capital investi	-37,108	17,145	1	,000
Pas 3 capacité de remboursement	-31,240	10,951	1	,001
taux de marge nette (rentabilité commerciale)	-28,535	5,543	1	,019
taux de rotation du capital investi	-36,540	21,552	1	,000

Variables de l'équation

	B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)	Intervalle de confiance 95% pour EXP(B)	
							Inférieur	Supérieur
Pas 1 ^a taux de rotation du capital investi	-,393	,109	13,005	1	,000	,675	,545	,836
Constante	2,848	,556	26,233	1	,000	17,255		
Pas 2 ^b capacité de remboursement	,008	,005	2,896	1	,089	1,008	,999	1,017
taux de rotation du capital investi	-,438	,118	13,704	1	,000	,645	,512	,814
Constante	3,205	,631	25,835	1	,000	24,667		
Pas 3 ^c capacité de remboursement	,010	,005	4,124	1	,042	1,010	1,000	1,021
taux de marge nette (rentabilité commerciale)	-8,974	3,849	5,437	1	,020	,000	,000	,239
taux de rotation du capital investi	-,560	,145	14,923	1	,000	,571	,430	,759
Constante	4,363	,942	21,437	1	,000	78,513		

a. Introduction des variables au pas 1 : taux de rotation du capital investi.

b. Introduction des variables au pas 2 : capacité de remboursement.

c. Introduction des variables au pas 3 : taux de marge nette (rentabilité commerciale).

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

		Khi-carré	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	15,525	1	,000
	Bloc	15,525	1	,000
	Modèle	15,525	1	,000
Pas 2	Pas	7,469	1	,006
	Bloc	22,994	2	,000
	Modèle	22,994	2	,000
Pas 3	Pas	5,543	1	,019
	Bloc	28,536	3	,000
	Modèle	28,536	3	,000

Récapitulatif des modèles

Pas	Log de vraisemblance -2	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	64,540 ^a	,176	,279
2	57,071 ^a	,250	,395
3	51,528 ^b	,300	,474

- a. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 5, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.
- b. L'estimation s'est arrêtée à l'itération numéro 6, car le nombre de modifications des estimations du paramètre est inférieur à ,001.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Tableau de contingence pour le test de Hosmer et Lemeshow

		Y = saine		Y = défaillante		Total
		Observé	Attendu	Observé	Attendu	
Pas 1	1	6	5,353	2	2,647	8
	2	3	3,300	5	4,700	8
	3	2	1,684	6	6,316	8
	4	2	1,256	6	6,744	8
	5	0	1,091	8	6,909	8
	6	0	,896	8	7,104	8
	7	1	,778	7	7,222	8
	8	1	,649	7	7,351	8
	9	0	,539	8	7,461	8
	10	1	,456	7	7,544	8
Pas 2	1	6	6,653	3	2,347	9
	2	5	3,518	3	4,482	8
	3	2	1,618	6	6,382	8
	4	1	1,023	7	6,977	8
	5	0	,827	8	7,173	8
	6	0	,678	8	7,322	8
	7	1	,586	7	7,414	8
	8	1	,480	7	7,520	8
	9	0	,364	8	7,636	8
	10	0	,253	7	6,747	7
Pas 3	1	6	6,394	2	1,606	8
	2	4	4,040	4	3,960	8
	3	3	2,047	5	5,953	8
	4	1	1,166	7	6,834	8
	5	0	,775	8	7,225	8
	6	2	,538	6	7,462	8
	7	0	,421	8	7,579	8
	8	0	,334	8	7,666	8
	9	0	,209	8	7,791	8
	10	0	,076	8	7,924	8

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Test de Hosmer et Lemeshow

Pas	Khi-carré	Ddl	Sig.
1	4,697	8	,789
2	4,696	8	,790
3	6,954	8	,542

Table de classification^a

	Observé		Prévisions		Pourcentage correct
			saine	Y défaillante	
Pas 1	Y	saine	6	10	37,5
		défaillante	4	60	93,8
	Pourcentage global				
Pas 2	Y	saine	7	9	43,8
		défaillante	4	60	93,8
	Pourcentage global				
Pas 3	Y	saine	8	8	50,0
		défaillante	4	60	93,8
	Pourcentage global				

a. La valeur de coupe est ,500

Récapitulatif des pas^{a,b}

Pas	Amélioration			Modèle			% de classes correctes	Variable
	Khi-carré	ddl	Sig.	Khi-carré	ddl	Sig.		
1	15,525	1	,000	15,525	1	,000	82,5%	IN: taux de rotation du capital investi
2	7,469	1	,006	22,994	2	,000	83,8%	IN: capacité de remboursement
3	5,543	1	,019	28,536	3	,000	85,0%	IN: taux de marge nette (rentabilité commerciale)

a. Plus aucune variable ne peut être supprimée ni ajoutée au modèle en cours.

b. Bloc de fin : 1

Notation Financière et Scoring :
Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 6 » : Résultats de probabilités de défaillance

PRE : probabilité prédite

PGR : groupe prévu

PRE_1	PGR_1				
		,79603	1	,87729	1
,41813	0	,70657	1	,48117	0
,35626	0	,93993	1	,88497	1
,41813	0	,92785	1	,94439	1
,68947	1	,97157	1	,82801	1
,86103	1	,84544	1	,98778	1
,74141	1	,89685	1	,94934	1
,33928	0	,21517	0	,82453	1
,12882	0	,97840	1	,89094	1
,01730	0	,83252	1	,77535	1
,32923	0	,97504	1	,95161	1
,93165	1	,97795	1	,94483	1
,62547	1	,96274	1	,94483	1
,05932	0	,98030	1	,94791	1
,54934	1	,96530	1	,98744	1
,53084	1	,79402	1	,50856	1
,93653	1	,92735	1	,99443	1
,45274	0	,95872	1	,99999	1
,92273	1	,96364	1	,88816	1
,99881	1	,93590	1	,16067	0
,93082	1	,98742	1	,93246	1
,92529	1	,87142	1	,95458	1
,96241	1	,90895	1	,97423	1
,95795	1	,95186	1	,84141	1
,97906	1	,94595	1	,87694	1
,95025	1	,90692	1	,96943	1
,98734	1	,95387	1		
,60144	1				

Echantillon de validation

capacité de remboursement	taux de marge nette	taux de rotation du capital investi	Y	Probabilité de défaut	Score	GP
0,429747693	0,17205	3,485	1	0,70510363	-0,37858	1
0,19	0,06912	5,235	1	0,692752061	-0,35309	1
4,321014534	0,02262	6,007	1	0,698317402	-0,3645	1
18,57548882	0,04596	3,082	1	0,917616158	-1,04682	1
1,638820272	0,0175	9,075	1	0,297411056	0,373344	0
2,679807896	0,0501	8,546	0	0,30036522	0,367222	0
7,859561494	0,00341	103,097	0	6,94983E-24	23,15803	0

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

Annexe « 7 » : Construction des classes de risque

Probabilités de défaut	Scores	classes de risque
0,41813	0,14351464	CCC
0,35626	0,25694343	B
0,41813	0,14351464	CCC
0,68947	-0,34641181	D
0,86103	-0,79209723	D
0,74141	-0,45744671	D
0,33928	0,28945919	BB
0,12882	0,8301246	AA
0,0173	1,75437485	AAA
0,32923	0,30907423	BB
0,93165	-1,13451427	D
0,62547	-0,22271987	D
0,05932	1,20024077	AAA
0,54934	-0,08599221	D
0,53084	-0,05364266	D
0,93653	-1,1689532	D
0,45274	0,08234484	CC
0,92273	-1,07706373	D
0,99881	-2,92393592	D
0,93082	-1,12888515	D
0,92529	-1,09289913	D
0,96241	-1,4082878	D
0,95795	-1,35757684	D
0,97906	-1,66983263	D
0,95025	-1,28104479	D
0,98734	-1,89203303	D
0,60144	-0,1786986	D
0,79603	-0,59136314	D
0,70657	-0,38165068	D
0,93993	-1,19443788	D
0,92785	-1,10924144	D
0,97157	-1,53369724	D
0,84544	-0,73798568	D
0,89685	-0,93925058	D
0,21517	0,56199388	BBB
0,9784	-1,65606269	D
0,83252	-0,69643172	D
0,97504	-1,59177785	D
0,97795	-1,64690806	D
0,96274	-1,41226617	D
0,9803	-1,69689278	D
0,9653	-1,44433283	D

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

0,79402	-0,58600639	D
0,92735	-1,10600806	D
0,95872	-1,3659521	D
0,96364	-1,42329094	D
0,9359	-1,16437142	D
0,98742	-1,89482128	D
0,87142	-0,8310541	D
0,90895	-0,99926004	D
0,95186	-1,29606699	D
0,94595	-1,24307248	D
0,90692	-0,9887126	D
0,95387	-1,31550574	D
0,87729	-0,85426322	D
0,48117	0,03272654	C
0,88497	-0,88611743	D
0,94439	-1,22999848	D
0,82801	-0,68253239	D
0,98778	-1,90758902	D
0,94934	-1,27275659	D
0,82453	-0,67200359	D
0,89094	-0,91218296	D
0,77535	-0,53799137	D
0,95161	-1,29370338	D
0,94483	-1,23365069	D
0,94483	-1,23365069	D
0,94791	-1,26001275	D
0,98744	-1,89552108	D
0,50856	-0,0148717	D
0,99443	-2,25171902	D
0,99999	-4,99999566	D
0,88816	-0,89989405	D
0,16067	0,71799795	A
0,93246	-1,14006915	D
0,95458	-1,3225652	D
0,97423	-1,57754708	D
0,84141	-0,72473187	D
0,87694	-0,85285297	D
0,96943	-1,50122102	D

Score moyen par classe

Classes de risque	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D
score moyen	1,47730781	0,8301246	0,71799795	0,56199388	0,29926671	0,25694343	0,14351464	0,08234484	0,03272654	-1,18052791

Bibliographie

Ouvrages

- Altman, E. Caouette, J.B., et Narayanan, P. (1998). « *Managing credit risk: the next great financial challenge* ». Vol. 2. John Wiley & Sons.
- Anderson, R. (2007). « *The credit-scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation* ». Oxford University Press.
- Antoine, J. (février 2006), « Dictionnaire des marchés financiers ». Paris, édition De Boeck.
- Crook, J.N., Edelman, D.B. & Thomas, L.C. (2002). « *Credit scoring and its application* ». Siam.
- De Polignac, J.F. (2002), « La notation financière, l’approche du risque de crédit ». Paris. Edition revue banque.
- Dietsch, M. Petey, J. (2008). « Mesure et gestion du risque de credit dans les institutions financières ». Revue Banque, 2^e édition.
- Dutaillis, G. (1967), « le risque de crédit bancaire ». Paris. Edition scientifique Riber.
- Gaillard, N. (février 2010), « Les agences de notation ». Paris. Editions La Découverte.
- Hastie, T. Robert, T. & Wainwright, M. (2015). “*Statistical learning with sparsity: the lasso and generalizations*”. Chapman and Hall/CRC.
- Hosmer, D.W. and Lemeshow, Jr. S. (2013). “*Applied Logistic Regression*”. New York. Wiley, 3rd edit.
- Jacob, H. et Sardi, A. (2001). « Management des risques bancaires ». Paris. Ed AFGES
- Karyotis, D(1995), « La notation financière : une nouvelle approche du risque ». Paris. Edition la revue Banque.
- Kharoubi, C. Thomas, P. (2016). « Analyse du risque de crédit: Banque et marchés ». Paris. Revue banque, 2^{ème} édition.
- Lamarque, E. (2011), « Management de la banque : Risques, relation client, organisation ». France. Pearson Education, 3^{ème} éditions.
- Le Duff, R. (1999), « Encyclopédie de la gestion et du management ». DALLOZ.
- Marie, A. et Du Sert, P. (2008). « Risque et contrôle du risque ». Paris. Edition Economica.
- Métayer, B. Servigny, D.A., et Zelenko, I. (2006). « Le Risque de Crédit ». Paris. DUNOD, 3e Ed.
- Ogien, D. (2004). Comptabilité et audite bancaire. Paris. Dunod.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Paget-Blanc, E. et Painvin, N. (2007). « La notation financière : rôle des agences et méthodes de notation ». Paris. Edition Dunod.
- Percie Du Sert, A. (1999), « Risque et contrôle du risque ». Paris. ECONOMICA.
- Quiry, P., Le Fur, Y. (2016). « Finance d'entreprise ». Paris. Dalloz, 14^{ème} édition.
- Raimbourg, P. (1990), « Les agences de rating ». Paris. Edition Economica.
- Saporta, G. (1990). « Probabilités, analyse de données et statistique ». Paris. Edition TECHNIP.
- Sardi, A. (2004), « Bâle II ». Paris. Edition Afges.
- Siddiqi, N. (2012). « *Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring* ». Vol. 3. John Wiley & Sons.
- Simon, Y. (1997). « Encyclopédie des marchés financiers ». Paris. Edition Economica.
- Teulie, J. & Topsacalian, P. (1997). « Finance ». Paris. Edition Vuibert.

Articles

- Aglietta, M. et Rebérioux, A. (2004). « Dérives du capitalisme financier ». Albin Michel.
- Albert A. & Anderson, J. A. (1983). « *The existence of maximum likelihood estimates in logistic regression models* »; *Biometrika* n°71.
- Altman E.I., Rijken H.A. (2006), «*A point-in-time perspective on through-the-cycle ratings*». *Financial Analysts Journal*, Jan-Feb., Vol.62, N°1, p.54-70.
- Back, B. (1996). «*Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis and Genetic Algorithms*», *Turku Center, Technical Report* n°40, Finland.
- Caire, D. and Kossmann, R. (2003), «*Credit Scoring: Is it right for your bank?* », Bannock Consulting.
- Carruthers, B.G. Cohen, B. (2010), « Noter le crédit : classification et cognition aux États-Unis », *Genèses*, vol 2 N° 79, p. 48-73.
- Carey, M., & Hrycay, M. (2001), «*Parameterizing credit risk models with rating data*». *Journal of Banking & finance*, 25(1), 197-270.
- Claustrioux, J-J. Florent, D. and Daudin, J-J. (2005). « Qualité de validation des modèles de régression logistique binaire ». *Revue de statistique appliquée* vol.53 n°3, p.91-102.
- Collard, F. (2012), « Les agences de notation ». *Courrier hebdomadaire du CRISP*. Vol 31 n°2156-2157, p.5-60.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Degos, J.G. et al. (2012). « Les agences de notation financières. Naissance et évolution d'un oligopole controversé ». *Revue française de gestion*, vol 8 (N° 227), p. 45-65.
- Dixon, W. J. (1960). « *Simplified Estimation from Censored Normal Samples* ». *The Annals of Mathematical Statistics*, n°31, p.385–391.
- Eisenbeis, A. (1997). «*Pitfalls in the application of discriminant analysis in business finance and economics*». *Journal of finance*.
- Eleswarapu, V.R. Thompson R. & Venkataraman K. (Jun., 2004), «*The impact of regulation fair disclosure: Trading costs and information asymmetry*». *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 39 N°2, p. 209-225.
- Enleman, B. Hayden, E. and Tasche, D. (2002). «*Measuring the discriminative power of rating systems*», www.defaultrisk.com.
- Feldman, R. J. (Sep 1997). «*Small business loans small banks and big change in technology called credit scoring*». *The Region*, p.19-25.
- Fisher, R. A. (1936). «*The use of multiple measurements in taxonomic problems*». *Annals of Eugenics*, 7, p179-188.
- Frame, W. S., & Woosley, L. (2004). «*Credit scoring and the availability of small business credit in low-and moderate-income areas*». *Financial Review*, 39(1), 35-54.
- Gaillard, N. (2012). « La responsabilité éthique des agences de notation ». *Transversalités*, vol 4 N° 124, p. 53-67.
- Gaillard, N. (2012), « Remettre la notation financière à sa juste place ». Institut Montaigne.
- Goyeau, D. Sauviat, A. Tarazi, A. (2001). « *Marché financier et évaluation du risque bancaire : Les agences de notation contribuent-elles à améliorer la discipline de marché?* » *Revue économique*, vol 52, N°2, pp. 265-283.
- Godbillon-Camus, B., & Godlewski, C. (2005). «*Gestion du risque de crédit dans la banque: information har, information soft et manipulation*». *Cahier de recherche, LARGE, Université Robert Schuman, Strasbourg III*.
- Graham, J.R., Harvey C.R. (May 2001), «*The theory and practice of corporate finance*», *Journal of Financial Economics*, Vol.60, Iss. 2-3, p.187-243
- Grossman, S.J. & Stiglitz, J.E. (Jun, 1980). «*On the Impossibility of Informationally Efficient Markets* », *The American Economic Review*, Vol. 70, n° 3, pp. 393-408.
- Guessoum, Y. (2004), « *Evaluation du Risque Pays par les Agences de Rating : Transparence et Convergence des Méthodes*». *Centre d'Economie et de Finances Internationales (CEFI), CNRS –Université de la Méditerranée (Aix-Marseille II)*.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Ismaïel, L. (2008). « Les Ratings (S&P et Moody's) de Banques sont-ils Cohérents avec les Probabilités de Défaillance Bancaire dans les Pays Emergents ? ». DEFI, Université de la Méditerranée, Aix-Marseille II.
- Kiang, M.Y. & Tam, K.Y. (July 1992). « *Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions* ». *Management science*, vol.38, n°7, 926-947.
- Kisgen, J.D. (Juin, 2006), « *Credit Ratings and Capital Structure* ». *The journal of Finance*, XI, N° 3, Vol.61, p. 1035-1072.
- Krall, M. (2016). «Gouvernance et conflits d'intérêts dans les agences de notation financière », *Revue internationale de droit économique*, vol. t. xxx, No. 2, pp. 185-195.
- Lantin, F. Roy, P. (Février, 2009). « Le rôle du rating dans une stratégie de croissance externe ». *Revue française de gestion*, n°191, p.15-32.
- Lantin, F. (2012). « Les effets de la notation financière sur les stratégies d'internationalisation des firmes multinationales européennes ». *Management international*, vol 1 N°7, 25–37.
- Leonard, K. J. (1993a). « *Empirical Bayes analysis of the commercial loan evaluation process* ». *Statistics and Probability Letters* 18, 289-296.
- Makany, J.N.S.J. Yienzoune, C.G. (2013). « L'évaluation du risque de Crédit des entreprises: cas de la banque congolaise de l'habitat », *Revue Congolaise de Gestion*, vol1 N°17, p. 87-130.
- Mester, L.J. (1997), « *What's the point of Credit Scoring?* », *Business review, Reserve Bank of Philadelphia*.
- Ngongang, D. (2015). « Asymétrie d'information et rationnement du crédit bancaire dans les P.M.E. camerounaise ». *Revue Congolaise de Gestion*, vol.1, n° 20, p. 11-54.
- Ouni, S. (2009), « L'impact de la notation de crédit sur le pouvoir prédictif des deux théories : «Trade off » et « Pecking Order » ». *La Revue des Sciences de Gestion. Direction et Gestion* n° 236, Finance p 43-51.
- Remond, A. (2009). « Responsabilité sociale des entreprises et capitalisme financier: pourquoi la régulation fait défaut ». *Revue Française de Socio-Économie*, vol2 N°4, p. 155-175.
- Schreiner, M. (23 décembre 2004). « *Benefits and Pitfalls of Statistical Credit Scoring for Microfinance* ». *JOURNAL ARTICLE*, [vol. 28, n°1](#).
- Sinclair, T.J. (2003), « *GLOBAL MONITOR: Bond Rating Agencies* ». *New Political Economy*, Vol.8.
- Tripier, F. (2013). « Frictions de recherche sur les marchés financiers », *Revue française d'économie*, Vol XXVIII N4, p. 15-47.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

– Wiginton, J. C. (1980). «A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior». *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 15, tech757-770.

Travaux universitaires

– Achache, C. (2015), L'importance de la notation financière sur le marché obligataire algérien, Mémoire effectué à l'Ecole Supérieure des Banques, En vue de l'obtention du Diplôme Supérieur Des Etudes Bancaires.

– Belfarji, M. M., & Choukry, M. M. (2012), « Scoring et évaluation du risque défaut des sociétés émettrices de la dette privée sur le marché obligataire marocain ». Mémoire de Projet de Fin d'Etudes, Gestion de projets UNIVERSITE MOHAMMED V AGDAL.

– Benyacoub, B. (2017). « Développement d'un modèle de classification pour crédit scoring utilisant *hidden Markov model*. ». Thèse de Doctorat, Mathématiques Appliquées, université Mohammed V, Faculté des Sciences de Rabat

– Iscanoglu, A., Körezlioglu, H., & Yildirak, K. (2005). « *Credit scoring methods and accuracy ratio*». *Unpublished master's thesis, METU, Ankara, Turkey*.

– Seffar, M. (2016). « Impacts de la notation financière surévaluée sur la création de valeur de l'entreprise ». Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion. Université de Nice Sophia-Antipolis.

– Taleb, A. (2005). «*Logit Models for Bankruptcy Data Implemented in XploRe*». MS thesis. Humboldt-Universität zu Berlin, Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät.

– WU, Xuezheng. (2008). « *Credit Scoring Model Validation* ». *Faculty of Science, Korteweg-de Vries Institute for Mathematics. Master Thesis, Stochastics and Financial Mathematics at the University van Amsterdam*.

– Zerfa, Z. (2014). « Le système de notation, moyen de développement du marché obligataire ». Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion. Université d'Alger 3, Faculté des Sciences Economiques, Sciences Commerciales et des Sciences de Gestion.

Autres documents

– A. Laouar, présentation du système CAGEX Rating, CAGEX 24/04/2017.

– Article 3 du règlement (CE) n° 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, Journal officiel de l'Union européenne, L 302/9, 17 novembre 2009.

Notation Financière et Scoring :

Application dans le secteur financier algérien

- Autorité des Marchés Financiers, (Janvier 2008), « Rapport 2007 de l'AMF sur les agences de notation : Notation crédit des entreprises ». France.
- Bale III : les impacts à anticiper, KPMG, Mars 2011, PDF consulté le 02/05/2018 sur le site : www.kpmg.com.
- Bedaoui, I. (2006). « Circulaire agences de notation : Explications de la Commission fédérale des banques concernant la circulaire agences de notation ». Présentation à l'institut francophone de la régulation financière.
- Chavent, M. (2014/2015). « Scoring ». Université de Bordeaux. Master MIMSE, <http://www.math.u-bordeaux.fr/machaven/>
- Commission fédérale des banques, (2006). « Circulaire agences de notation ». Suisse.
- Code publié par l'OICV en 2004, consulté 25/02/2018 sur : www.iosco.org.
- Document consultatif du comité de Bâle sur le contrôle bancaire, Avril 2003. Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres,
- Espagnac, F. et Montesquiou, A.D (2012), « Agences de notation pour une profession réglementée ». Rapport Senat. www.senat.fr.
- Notice d'information pour émission obligataire, Maghreb Leasing Algérie MLA, PDF téléchargé sur www.cosob.dz. Consulté en Mai 2018.
- Saporta, G. Version du 29/2/2012. « l'analyse discriminante, classification supervisée, scoring... ». Conservatoire des arts et métiers. Gilbert.saporta@cnam.fr
<http://cedric.cnam.fr/~saporta>.
- Standard & Poor's (2010), « Guide de notation de crédit : comprendre les notations ». www.UnderstandingRatings.com consulté le 07/03/2018.