

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES  
FACULTÉ DES SCIENCES  
DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES



Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de Master en Mathématiques  
Domaine : Mathématiques et informatique  
Filière : Mathématiques  
Spécialité : Mathématiques Financières

*Présenté par : Zouaoui Madjda  
Rezzoug Zohra*

## THÈME

**Étude comparative de quelques méthodes mathématiques des  
risques de crédit bancaire**

**Soutenu devant le jury composé de :**

*Mr.K.Khaldi      UMBB    Président*  
*Mme.S.Meddahi    UMBB    Examinatrice*  
*Mr.Zitouni      UMBB    Promoteur*

**Année : 2020-2021**

## ❁Dédicaces❁

*Tout d'abord je remercie **Dieu** de m'avoir donné la volonté et la force de mener à bien ce travail.*

*Je dédie ce modeste travail à mes parents les plus chers au monde, Papa **Rachid** et Mama **Rabia**, pour leur Patience, leur amour, leur soutien et leur encouragement que Dieu les garde et les protège.*

*À mes sœurs **Hadjer,Ichrak** et mon frère **Salim** et toute ma famille pour leurs aide et support.*

*À tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.*

*À mon fiancé **Issam** pour son soutien et son encouragement.*

*À mes amies **Nesrine, Chanez** avec qui j'ai vécu les plus belles expériences de ma vie.*

*À tous ceux qui ont toujours cru en moi et poussé à réussir, je vous dédie ce travail.*

**ZOUAOUI Madjda**

# ❁Dédicaces❁

*Tout d'abord je remercie **Dieu** de m'avoir donné la volonté et la force de mener à bien ce travail.*

*Je dédie ce modeste travail à mes parents les plus chers au monde, papa **Ismail** et mama **Meriem** pour leur Patience, leur amour, leur soutien et leur Encouragement, que Dieu les garde.*

*À mes sœurs **Sara** , **Iman** et mon frère **Abdellah** et toute ma famille pour leur aide et support.*

*À mon mari **Fares** et ses parents qui m'ont soutenu au long de mes études universitaires.*

*À tous les enseignants qui ont contribué à notre formation et à tous mes amies d'enfance et mes collègues de la promotion 2020-2021.*

**REZZOUG Zohra**

# ❁Remerciement❁

*On remercie tout d'abord **DIEU** le tout puissant de nous avoir donné la santé et la volonté d'entamer et de terminer ce mémoire.*

*Nos profonds remerciements et nos vives reconnaissances vont à notre encadreur Monsieur **Zitouni** pour nous avoir encadré et dirigé ce travail et pour son aide, sa disponibilité et ses précieux conseils. Sans lui ce travail ne serait pas aussi riche..*

*Toutes nos reconnaissances aux membres du jury monsieur **Khalidi** et madame **Meddahi.S** qui nous feront l'honneur de juger notre modeste travail.*

*Nos remerciements s'adressent à monsieur **Ferrani** pour ses efforts, sa grande patience, sa disponibilité et sa gentillesse. Ses portes étaient toujours ouvertes pour nous. Un très grand merci à vous monsieur...*

*Nos sincères sentiments et remerciements vont à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet, particulièrement nos chères familles pour leur contribution, leur soutien et leur patience, ainsi qu'à tous nos amis(es).*

---



## Liste des figures

---

- Figure 1.1 | Rôle d'intermédiation d'une Banque.  
Figure 1.2 | Importance des différents risques.  
Figure 1.3 | Surveillance prudentielle.  
Figure 2.1 | Exemple de la courbe ROC.  
Figure 2.2 | Règles de décision pour le modèle d'Altman.  
Figure 2.3 | Règle de décision pour le modèle Conan et Holder.  
Figure 2.4 | Représentation graphique de la VaR.  
Figure 2.5 | Exemple support vecteurs machines SVM.  
Figure 2.6 | Principe d'hyperplan séparateur, il existe plusieurs celui qui correspond au minimum d'erreur est hyperplan optimal.

# Table des matières

<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b>	<b>7</b>
<b>1 Généralités sur les crédits bancaires</b>	<b>8</b>
1.1 Approche générale du fonctionnement bancaire	9
1.1.1 Définition et typologie de la banque	9
1.1.1.1 Définition de la banque	9
1.1.1.2 Typologie de la banque	10
1.1.2 Rôle et activité de la banque	10
1.1.2.1 La collecte des dépôts et la distribution des crédits	10
1.2 Approche générale du crédit bancaire	11
1.2.1 Définitions du crédit	11
1.2.2 Caractéristiques du crédit	11
1.2.3 Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire	12
1.2.4 Typologie de crédit	13
<b>2 Les outils de Gestion pour identification et évaluation du risque de crédit</b>	<b>15</b>
2.1 Scoring	16
2.1.1 Définition du crédit scoring	16
2.1.2 L'objectif de la méthode	16
2.1.3 Les avantages du crédit scoring	16
2.1.4 Méthodologie de construction d'un modèle de score	17
2.1.5 La méthodologie	17
2.1.6 Les étapes de construction d'une fonction score	19
2.1.7 Les modèles de score	23
2.2 Value AtRisk	26
2.2.1 Présentation générale	26
2.2.2 Définition	27
2.2.3 Formulation mathématique de la VaR	27
2.2.4 Propriétés de la VaR	28
2.2.5 Exemples de calcul de la VaR : (Loi Normal)	28

2.2.6	La Tail Value-at-Risk : TvaR	29
2.2.7	La Conditionnal-Value-at-Risk : CvaR	29
2.2.8	Méthodes de calcul de la VaR	29
2.2.9	Les avantages et inconvénients de la méthode VAR	34
2.3	L'analyse financière	34
2.3.1	Les ratios de la structure financière	35
2.3.1.1	Les ratios de financement	35
2.3.1.2	Les ratios de liquidité	35
2.3.1.3	Les ratios de solvabilité	36
2.3.2	les ratios de rentabilité	37
2.3.3	Intérêt des ratios	37
2.4	Méthode des séparateurs à vaste marge	37
2.4.1	Définition des SVMs	38
2.4.2	Objectif d'un SVM	38
2.4.3	Notions de base	39
2.4.3.1	Apprentissage statistique	39
2.4.3.2	Apprentissage automatique	39
2.4.3.3	La marge	39
2.4.3.4	Classifiers linéaires	40
<b>3</b>	<b>Construction et validation du modèle</b>	<b>43</b>
3.1	Le contexte	44
3.1.1	Éléments généraux de l'organisme d'accueil	44
3.2	Méthodologie	45
3.2.1	Méthode d'analyse	45
3.2.2	Définition des concepts de défaillance	46
3.2.3	Source de données	46
3.2.4	Echantillonnage	46
3.2.4.1	Echantillon de construction	47
3.2.4.2	Échantillon de validation	47
3.2.4.3	Caractéristiques des échantillons	47
3.3	Résultats et discussion	47
3.3.1	Construction du modèle	48
3.3.2	Validation de modèle	53
	<b>Comparaison</b>	<b>61</b>
	<b>Conclusion Générale</b>	<b>63</b>



---

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans tous les pays, le système financier est l'un des indicateurs les plus importants de son développement économique et social.

Le crédit est une assistance financière du banquier à l'égard de son client et c'est un terme désignant des transactions en nature ou en espèces effectuées en contrepartie d'une promesse de remboursement dans un délai généralement convenu. Les banques jouent un rôle important et primordial dans le cycle économique, Elles exercent un certain nombre de fonctions qui ont évolué au cours des âges et qui se caractérisent à l'époque contemporaine par une volonté générale de procéder à leur régulation.

La plupart des défaillances bancaires dans l'incapacité de faire face aux différents risques qu'elles encourrent.

Plusieurs risques ont une incidence sur la survie de la banque, parmi eux le risque de crédit appelé également risque de contrepartie qui est le plus répandu. S'il existe plusieurs types de risque de crédit, celui de non remboursement est un risque majeur.

Ainsi, afin d'immuniser le danger du destin, les institutions financières cherchent à trouver des techniques pour évaluer ce risque.

Nous avons utilisé des méthodes mathématiques de les éviter. Parmi eux scoring, Value At Risk, séparateurs à vaste marge et analyse financière .

Ce mémoire est constitué d'une introduction générale et de trois chapitres.

Dans le premier chapitre, nous allons tout d'abord définir les notions de base de la banque, à savoir : les crédits et les risques de crédit. Le deuxième chapitre décrit les méthodes mathématiques, appliquées dans la gestion des risques dans le domaine bancaire. Le troisième chapitre est consacré à l'application des deux méthodes (scoring et analyse financière) sur un cas pratique.

Finalement, nous les comparons en termes de danger et choisir la meilleure méthode d'évaluation du risque.

---

# **1** Généralités sur les crédits bancaires

### Introduction

La banque est devenue l'un des acteurs essentiels au bon fonctionnement de cette économie, son activité est caractérisée par sa diversité qui consiste en la collecte des dépôts, la distribution des crédits, l'animation des marchés financiers et la gestion des moyens de paiement.

Un concept universellement utilisé, la banque désigne à la fois une entreprise ou une institution, une activité, un secteur, un métier ou une profession. Située au cœur de l'activité économique, la banque est l'interlocuteur de sa clientèle : particuliers, entreprises et pouvoirs publics. La banque n'est pas une entreprise comme les autres, elle est donc spécifique. Certes comme toute entreprise, elle a un statut juridique, une organisation, un système de pilotage, des produits, une stratégie mais ce qui fait sa spécificité c'est la création de la monnaie grâce aux intérêts prélevés à travers son activité d'octroi de crédit auprès d'une certaine clientèle. Cependant, toute opération de crédit est en même temps une prise de risque dont le principal est naturellement la défaillance pure et simple de l'emprunteur (la contrepartie). Il est appelé risque de contrepartie ou de défaut.

L'objet du présent chapitre est d'aborder la banque d'une manière générale (section 1), Expliquez ensuite les termes appartenant de crédit bancaire (section 2)

## 1.1 Approche générale du fonctionnement bancaire

Les banques sont des entreprises ou établissements qui font profession habituelle de recevoir du public, sous forme de dépôts ou autrement, des fonds qu'ils emploient pour leur propre compte en opérations d'escompte, en opération de crédit ou en opérations financières.

### 1.1.1 Définition et typologie de la banque

#### 1.1.1.1 Définition de la banque

[1] La banque est une entreprise à caractère spécifique qui appartient à un secteur réglementé.

Cette réglementation, s'appliquant à tous les intervenants du secteur bancaire, ne fait pas obstacle aux conditions d'une vive concurrence qui s'impose. Juridiquement parlant et selon les articles 110 à 114 de la loi sur la monnaie et le crédit : « les banques sont des personnes morales qui effectuent à titre de profession habituelle et principalement les opérations de la banque, c'est-à-dire la réception de fonds publics, les opérations de crédit et la mise à disposition de la clientèle des moyens de paiements et la gestion de ceux-ci. »

En plus, le rôle exact de la banque se présente par une autre définition. Economiquement parlant, la banque est le financier de l'économie par ses deux modes d'intervention :

- Elle se place comme entre offreurs et demandeurs de capitaux, c'est l'intermédiation bancaire.
- Les offreurs et les demandeurs de capitaux entrent directement en relation en se présentant sur un marché de capitaux (marché financier, marché monétaire, etc.), c'est la désintermédiation.

### 1.1.1.2 Typologie de la banque

Avec le développement de l'économie mondiale et les changements intervenus sur les plans financiers, l'organisation de la profession bancaire s'est spécialisée en trois grandes catégories de banques :

- Les banques de dépôt dont l'activité principale consiste à effectuer des opérations de crédit et à recevoir du public des dépôts à vue et à terme ;
- Les banques d'investissement, appelées également banques à long et moyen terme dont l'activité principale consiste à octroyer des crédits d'une durée supérieure à deux ans ;
- Les banques d'affaire dont l'activité principale est l'octroi de crédit, la prise et la gestion de participation dans des affaires existantes ou en formation. Les opérations de financement engagées par les banques d'affaires immobilisent les capitaux pour une longue période ;

Cependant, la loi leur permet d'utiliser également les dépôts « stables » dont la durée est égale au moins à deux ans.

### 1.1.2 Rôle et activité de la banque

La banque joue un rôle d'intermédiaire entre les détenteurs et les demandeurs de capitaux. Son activité principale consiste à collecter les capitaux disponibles pour son propre compte et les utiliser sous sa responsabilité à des opérations de crédit. Elle peut également effectuer d'autres opérations de banque : les services bancaires de paiement, les opérations de change etc...

#### 1.1.2.1 La collecte des dépôts et la distribution des crédits

Les dépôts bancaires sont de l'argent qu'une personne (physique ou morale) dépose auprès des banques, à condition que ces dernières soient obligées de les lui restituer selon les modalités convenues. Les déposants sont des particuliers ou des entreprises ; les fonds déposés dans les différents comptes constituent l'essentiel des ressources de la banque.

Les fonds recueillis par la banque auprès des déposants : les dépôts (à vue ou à terme) constituent des ressources importantes utilisés par la banque pour accorder des crédits (sous son entière responsabilité) aux différents agents économiques pour les besoins d'investissement.

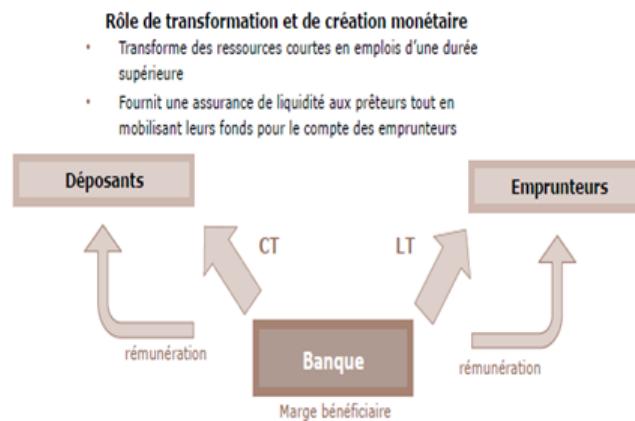


FIGURE 1.1: Rôle d'intermédiation d'une Banque. (1)

## 1.2 Approche générale du crédit bancaire

Le crédit est la mise à disposition par une personne ou une organisation (le créancier) d'une ressource (une somme d'argent ou un bien) à une autre (le débiteur) contre l'engagement d'être payé ou remboursé dans le futur, à une date déterminée. Il comporte différentes approches en matière de définitions.

### 1.2.1 Définitions du crédit

Deux définitions seront données au crédit à savoir sur les plans économique et juridique : Le crédit est : « une assistance financière du banquier à l'égard de son client. ». « faire un crédit, c'est faire confiance, c'est donner librement la disposition effective et immédiate d'un bien 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 service. »[2]

### 1.2.2 Caractéristiques du crédit

Le crédit est « toute obligation (présente ou future) de remboursement de sommes d'argent résultant d'emprunts ou non, qu'elles soient ou non représentées par une valeur mobilière, un titre, un certificat ou un effet. »[3]

•**Le risque** : Le risque est défini comme étant la possibilité de survenance d'un événement ayant des conséquences négatives. En finance, le risque se définit comme étant l'incertitude sur la valeur future d'une donnée Actuelle (actif financier). Il correspond à une possibilité de perte monétaire due à une Incertitude que l'on peut quantifier.[4]

La confiance n'a de sens que dans une situation de risque potentiel. En effet, il n'y a pas de crédit totalement exempt de risque. Les garanties dont il peut être assorti minimisent le risque sans l'éliminer. Le risque est inséparable du crédit.

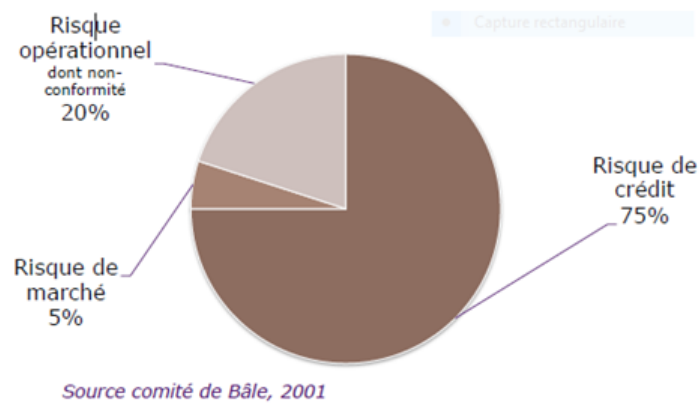


FIGURE 1.2: Importance des différents risques. [1]

### Le risque de crédit comprend

#### 1. Le risque de défaut de clients

Il existe de nombreuses raisons qui amènent le client de la banque à ne pas payer les mensualités qu'il a engagé pour le prêt financier ou le financement bancaire qu'il a obtenu. Il existe des cas incontrôlables, comme la faillite à laquelle le client peut être exposé, ou diverses situations d'urgence, telles que des accidents qui surviennent avec le client et l'empêchent de la poursuite du processus de paiement ou éventuellement le décès du client. Et il y a des cas qui sont l'acte intentionnel du client, qui se soustrait au paiement du prêt financier qu'il a obtenu et ne veut pas payer par cupidité, dans l'espoir de la banque elle-même.

#### 2. Le risque de crédit (ou de contrepartie) revêt trois formes

- Le risque de contrepartie rattaché à l'emprunteur et il concerne les crédits accordés Aux clients ou les placements sur les marchés financiers.
- le risque de contrepartie sur le prêteur; il est relatif aux garanties potentielles de Financement accordées à la banque pour assurer le financement de son activité.
- le risque de contrepartie sur produits dérivés, il est composé du risque courant qui représente la perte en cas de défaut et du risque potentiel représentant une perte supplémentaire pour la couverture d'un défaut futur. L'identification du risque de contrepartie est une étape essentielle pour la banque afin qu'elle puisse mettre en œuvre les moyens appropriés pour sa quantification et sa gestion.

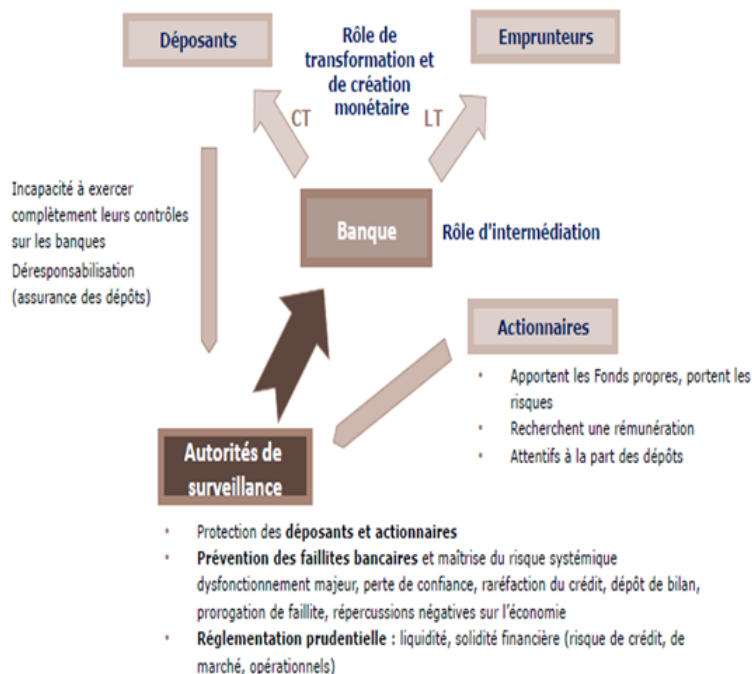
### 1.2.3 Les conséquences du risque de crédit sur l'activité bancaire

Le risque de crédit (ou de contrepartie) engendre des conséquences négatives sur l'activité bancaire ; on peut citer :

- Possibilité de remise en cause de la solvabilité de la banque.
- Une dégradation des résultats de la banque engendre une baisse de son rating car ce dernier est un indicateur de solvabilité.
- La dégradation de la relation banque-client : la banque est amenée à augmenter ses taux de prêts pour pouvoir absorber les pertes enregistrées, ce qui détournera ses clients.
- Un risque systémique : le défaut d'une banque se propage à d'autres et provoque par effet de

contagion une crise systémique. Dans ce contexte, la stabilité globale du système financier sera compromise.

Au vue de ces conséquences désastreuses pouvant être induites par le risque de crédit sur la banque et tout le système bancaire et financier, la mise en place d'une réglementation, L'observation de règles prudentielles et le contrôle de l'activité bancaire sont nécessaires



**FIGURE 1.3: Surveillance prudentielle. [1]**

### 1.2.4 Typologie de crédit

En dehors de l'Etat qui intervient dans certains cas particuliers par le biais du trésor, surtout en faveur des entreprises du secteur public, le financement des entreprises en Algérie est principalement assuré par le secteur bancaire, les marchés des capitaux (marché monétaire et marché financier) étant encore à l'état embryonnaire dans notre pays.

Aux financements des entreprises s'ajoutent ceux des particuliers. Restructuration du capital, évaluation d'entreprises, financement de projets.

En effet, afin de permettre aux particuliers et plus particulièrement aux petites bourses d'accéder à des biens mobiliers et immobiliers ou encore de faire face à des besoins passagers de trésorerie, nous assistons à l'apparition de produits financiers propres à cette catégorie de la clientèle.

## **Conclusion**

Pour confirmer ce premier chapitre, On peut dire que les banques en tant qu'entreprises sont soumises aux risques. Cependant, elles sont exposées à plusieurs formes des risques et maîtriser ceux-ci devient un défi important à relever.

L'idée de risque zéro est donc un concept loin de la réalité , car il y a toujours un risque résiduel après avoir couvert le risque principal. A cet effet, toute banque doit adopter une politique de gestion des différents risques découlant de son activité.

---

## **2** Les outils de Gestion pour identification et évaluation du risque de crédit

## Introduction

La banque est une firme spécialisée essentiellement dans la production de crédit, son métier est de répondre à la demande de fonds qui est émanant des agents non financiers pour des fins de consommation ou d'investissement.

Toutes les opérations de crédit reposent sur la confiance et engendrent un risque de non remboursement, c'est pourquoi la gestion et l'évaluation des risques sont devenues l'un des domaines d'activités les plus importants dans toute institution financière, le but est d'assurer sa pérennité et de maintenir sa stabilité. Dans ce chapitre on va définir quelques méthodes d'évaluation de risque de crédit.

## 2.1 Scoring

### 2.1.1 Définition du crédit scoring

Le crédit scoring est une méthode multicritère qui permet de déterminer globalement à l'aide d'une note, l'importance du risque que présente un emprunteur potentiel. [5] ce type d'analyse est essentiellement appliqué aux demandes des crédits des particuliers pour lesquels des indices de solvabilité ont été mis en évidence (âge, situation de famille, profession, etc.).

Le mot "score" est un terme anglais, et qui signifie "note", dans le sens de donner une note à quelqu'un.

M.MATHIEU définit le score comme suit :

« Le score est une méthode automatisée de notation fondée sur des analyses statistiques qui permettent d'affecter à chaque client une note représentative de son profil de risque pour la banque ». [6]

### 2.1.2 L'objectif de la méthode

L'objectif des méthodes de scores est de faciliter le diagnostic en permettant de distinguer les entreprises saines et celles qui sont en difficulté et présentent un risque de défaillance. Cette procédure permet de localiser une défaillance future dans les entreprises.

La banque de France a ainsi distingué dans un échantillon global [7] :

- Les entreprises normales.
- Les entreprises dites défaillantes.

La méthode de score vise à distinguer au mieux les deux sous-populations d'entreprises normales et d'entreprises défaillantes en utilisant une valeur synthétique sur une échelle, dite score.

### 2.1.3 Les avantages du crédit scoring

La méthode du scoring présente plusieurs atouts pour le secteur bancaire. Ces avantages concernent l'outil lui-même et l'établissement qui l'utilise. Les atouts spécifiques à l'outil sont essentiellement :

- Le scoring qui permet une appréciation synthétique de la situation d'une entreprise ou d'un client, il permet également d'anticiper le risque de Défaillance de l'entreprise et de diminuer

par conséquent les impayés.

- La rapidité : les modèles de score permettent grâce à la rapidité de prise de décision qu'ils présentent un traitement d'une population Plus importante d'emprunteurs, leurs usage réduit de manière significative la durée du traitement des dossiers de crédit et procurent un gain de temps appréciable libérant l'analyste financier à d'autres tâches.
- Les outils de scoring sont peu coûteux.

### 2.1.4 Méthodologie de construction d'un modèle de score

La conception d'un modèle de scoring suit une procédure relativement standard :

1. définir l'événement à détecter .
2. construire l'échantillon : il faut disposer de deux sous-échantillons : un composé d'entreprises ayant connu l'événement à détecter (défaut, faillite), l'autre d'entreprises ne l'ayant pas connu (réputées saines) .
3. définir l'horizon de la mesure : selon cet horizon, les données traitées remonteront à une période historique antérieure à la faillite plus ou moins longue .
4. choisir les variables explicatives de l'événement : la sélection des variables est délicate, elle dépend d'abord des données que le modèle pourra traiter (quantitatives et/ou qualitatives) .
5. choix de la méthode statistique : à pour but, la recherche de la meilleure performance .
6. modélisation et tests.

### 2.1.5 La méthodologie

Pour le cas particulier des deux groupes 16 D et ND.  
(les entreprises défaillantes et non-défaillantes).

Notons :  $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_k)$  : vecteur des k variables sélectionnées de l'entreprise

$\alpha$  : vecteur des coefficients : poids attribués aux ratios retenus.[8]

$\beta$  : constante.

$\mu_i$  : termes d'erreur supposés indépendants, avec  $E(\mu_i) = 0$  et  $V(\mu_i) = 0$ .

## CHAPITRE 2. LES OUTILS DE GESTION POUR IDENTIFICATION ET ÉVALUATION DU RISQUE DE CRÉDIT

---

La fonction de score est obtenue est la combinaison linéaire des variables retenues pondérées par les coefficients relatifs et se présente comme suit :

$F(x)$  Sous les hypothèses de multi-normalité des variables et homoscédastiques des Deux groupes, notons :

$\mu_{ND}$  et  $\mu_D$  : moyennes de  $X$  des groupes ND et D, respectivement.

$T$  : matrice de variance-covariance totale.

La fonction discriminante  $F(X)$  peut être également écrite comme suit :

$$F(x) = (\mu_{ND} - \mu_D)T(x) = \alpha'X + \beta$$

Tel que :

$$\alpha = (\mu_{ND} - \mu_D)T^{-1}$$

$$\text{et } \beta = -(\mu_{ND} - \mu_D)'T^{-1}$$

Notons :

$f(x_i/g)$  : probabilité conditionnelle que l'entreprise  $i$  soit caractérisé par les coordonnées  $x_i$  alors qu'elle appartient au groupe  $g$  ( $g \in ND$  ou  $g \in D$ )

$\pi_g$  : probabilité a priori qu'une entreprise appartient au groupe  $g$  avec  $\pi_{ND} = 1 - \pi_D$ .

$C_{ND/D}$  : Coût de l'erreur de type I.

$C_{ND/D}$  : Coût de l'erreur de type I.

La règle d'affectation par rapport au seuil de décision noté  $s$  s'écrit comme suit :

- L'entreprise  $i \in D$  si le score  $S(i) \geq s$
- L'entreprise  $i \in ND$  si le score  $S(i) < s$

Deux règles peuvent être envisagées pour le seuil de décision  $s$  :

- La règle de bayes :  $s = \ln()$
- Le critère géométrique :  $s=0$

7. Passage des scores aux probabilités d'occurrence : si le modèle ne fournit pas directement la probabilité de défaillance.

8. contrôler et maintenir le modèle : tout modèle de scoring est sensible à l'évolution des conditions économiques générales et de la situation des entreprises.

### 2.1.6 Les étapes de construction d'une fonction score

La construction d'une fonction score repose sur les étapes principales suivantes :

#### Choix des variables

en premier lieu, on détermine la variable  $y$  à expliquer .on parle également de critère à modéliser. la variable  $y$  est généralement binaire à deux modalités ; chaque modalité définit une groupe  
En deuxième lieu, on choisit les variables explicatives  $X = (X_1; \dots; X_p)$ . Les  $p$  variables explicatives. Ces variables  $X_i; i = 1 \dots p$ , peuvent être quantitatives ou qualitatives.

#### Choix des données et de l'échantillon

L'échantillon Il se compose de deux groupes :La première regroupe ceux ayant fait défaut, et la seconde ceux qui n'ont pas fait défaut. On note la taille de l'échantillon par  $N$  (nombre d'individus); il doit être représentatif de la population et sur lequel sont mesurées les  $p$  variables explicatives  $X = (X_1; \dots; X_p)$  et la variable à expliquer  $Y$ .

Ces données serviront pour la classification et la séparation entre les deux groupes. Il convient de signaler que l'une des conditions requises pour la construction d'une fonction score est que les variables retenues ne soient pas corrélées.

#### Choix de la méthode de construction du score

Une fonction score  $F(X)$  donne une note à un individu en fonction de ses valeurs sur  $X = (X_1; \dots; X_p)$ .

Le formulaire d'inscription est mieux alors Savoir distinguer au mieux Population en classes bien distinctes en affectant un score élevé aux éléments ayant une faible Probabilités de défaut et un score faible à ceux ayant une forte probabilité de défaut. De plus, Un score est d'autant plus fiable que le classement qu'il reproduit est proche de la réalité.

À partir des échantillons et de l'ensemble des variables retenues et de l'utilisation d'une technique de discrimination, on procède à l'affectation de chaque individu à son groupe. Cette affectation doit être la plus efficace possible.

Les techniques de scoring les plus utilisées sont construites par des méthodes relevant le plus souvent du domaine de data mining et de l'intelligence artificielle.

#### Construction d'une règle de décision

Règle documentée qui décrit comment l'incertitude de mesure sera comptabilisée en ce qui concerne l'acceptation ou le rejet d'un élément, compte tenu d'une exigence spécifiée et du résultat d'une mesure, il suffit d'intégrer le score obtenu dans une grille de risque préalablement graduée, laquelle permettra l'interprétation du chiffre obtenu qui aidera à la prise de décision finale du prêteur.

Si la variable  $Y$  est binaire, ses deux modalités forment deux classes (groupes) d'individus et on peut fixer un seuil  $s$  pour obtenir la règle suivante :

$F(X) \leq s \implies$  l'individu est affecté à la classe 1  
 $F(X) > s \implies$  l'individu est affecté à la classe 2

### Validation du modèle

Processus visant à déterminer dans quelle proportion un modèle est une "bonne" représentation de la réalité (dans la perspective d'une utilisation)

Les méthodes de validation sont destinées à mesurer la capacité du modèle pour le prix de Décision quant à son utilisation ou à son rejet .où dépend de sur tests de robustesse appliqués sur un échantillon témoin non utilisé pour la construction de la maquette.

La validation du modèle est une étape décisive qui permet de vérifier la conformité Des coefficients du modèle de score et évaluer ses performances et sa capacité de prédiction.

Le plus souvent, la robustesse des modèles est vérifiée à travers : la matrice de confusion (ou De classement correct) et la surface sous la courbe de ROC.

#### •la matrice de confusion :

		Prédiction	
		POSITIF	NEGATIF
Réal	POSITIF	95 <i>(vrais positifs)</i>	5 <i>(faux négatifs)</i>
	NEGATIF	3 <i>(faux positifs)</i>	97 <i>(vrais négatifs)</i>

**Fig 4 :** Exemple de matrice de confusion. 2 groupes notés : POSITIF ; NEGATIF. [18]

Cette matrice permet de calculer certains paramètres pour évaluer la capacité prédictive du modèle. Celle-ci est d'autant meilleure que l'Accuracy, la Précision et recall sont élevés.

**Accuracy**=  $TP+TN/Total$  des effectifs ; le taux des bien classés,

**Erreur** =  $1 - accuracy$

**Precision**=  $TP/TP+FP$ , le taux des vrais positifs par rapport au total prédit positifs

**Recall**=  $TP/TP+FN$ , taux des vrais positifs par rapport au total des positifs de la classe.

**Spécificité** =  $TN/(TN+FP)$ , le taux des vrais négatifs

**F1.score** =  $2*(precision * recall) / (precision + recall)$ .

### •La courbe ROC

La courbe ROC représente l'évolution du taux de vrais positifs en fonction taux de faux positifs (1 – spécificité).

L'aire sous la courbe ROC (AUC) est un indicateur de la qualité de la prédiction : plus la courbe est au-dessus la première bissectrice, meilleure est la prédiction

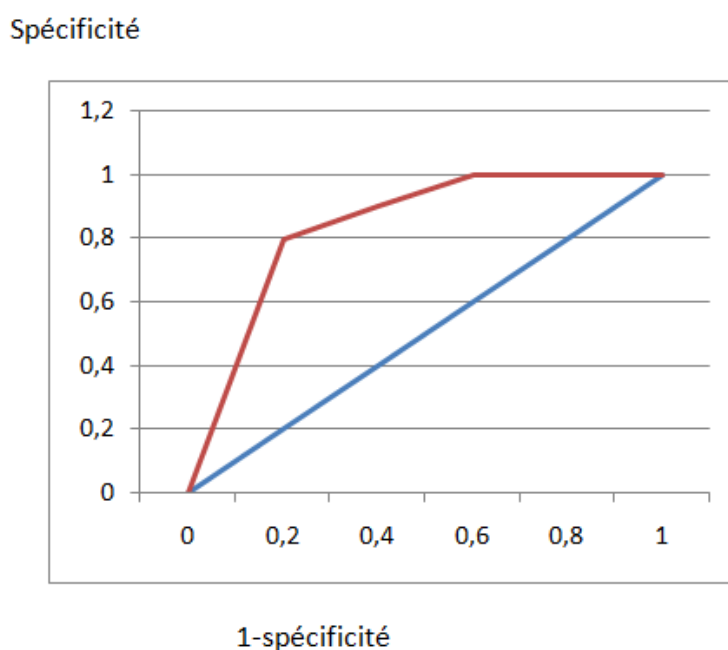


FIGURE 2.1: Exemple de la courbe ROC. [19]

•**Exemples de modèles de scoring** : Parmi les modèles les plus classiques, on citera :

•**Le modèle d'Altman (1968)** : Dans l'exemple suivant, nous avons utilisé un échantillon de 66 entreprises réparties en deux classes de 33 chacune :

Une classe pour des entreprises considérée comme défailtantes, l'autre classe pour celles considérées comme saines. Le modèle utilise la technique statistique de l'analyse discriminante multi-variée.

où nous pouvons utiliser Altman Z-score plus pour évaluer le risque de crédit d'entreprise. En tant qu'investisseur, vous devez connaître la valeur à long terme d'une société avant d'investir de l'argent.

Cette fonction de score, nommée Z-score, s'exprime par la relation :

$$Z = 1.2R_1 + 1.4R_2 + 3.3R_3 + 0.6R_4 + 0.9R_5$$

## CHAPITRE 2. LES OUTILS DE GESTION POUR IDENTIFICATION ET ÉVALUATION DU RISQUE DE CRÉDIT

$R_1$	Fond de net / Actif total
$R_2$	Bénéfice non réparti / Actif total
$R_3$	Bénéfice avant intérêts et impôts / Actif total
$R_4$	Capitaux propres / Dettes totales
$R_5$	Chiffre d'affaire H.T / Actif total

Le risque encouru par la banque varie dans le sens contraire de Z, avec 3 comme valeur Critique.

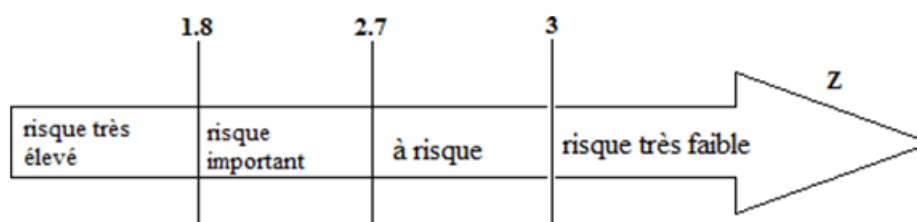


FIGURE 2.2: Règles de décision pour le modèle d'Altman.

Si le score  $Z > 3$  : l'entreprise a peu de risque très faible ;

Si  $2.7 < Z < 3$  : l'entreprise est à risque ;

Si  $1.8 < Z < 2.7$  : la probabilité de faire défaut est importante et l'entreprise est jugée à haut risque ;

Si  $Z < 1.8$  : la probabilité d'un problème financier est très élevée.

•**Modèle de Conan et Holder** Le modèle est basé sur un échantillon de 190 petites et moyennes entreprises industrielles : la moitié étant considérées comme saines et l'autre moitié comme défaillantes. Les auteurs ont observé 31 ratios financiers se rapportant à toutes les entreprises de l'échantillon. Ils ont conclu que seuls 5 ratios sont les plus significatifs et ont abouti à la formalisation de la

$$Z = 0.24R_1 + 0.22R_2 + 0.16R_3 + 0.87R_4 + 0.10R_5$$

$R_1$  = Excédent brut d'exploitation / Total des dettes

$R_2$  = Capitaux permanents / Actif total

$R_3$  = Réalisables et Disponibles / Actif total

$R_4$  = Charges financières / Chiffre d'affaires H.T

$R_5$  = Charges du personnel / Valeur

Si le score  $Z > 0.10$  : Très bonne situation financière ; risque de défaillance inférieur à 30%.

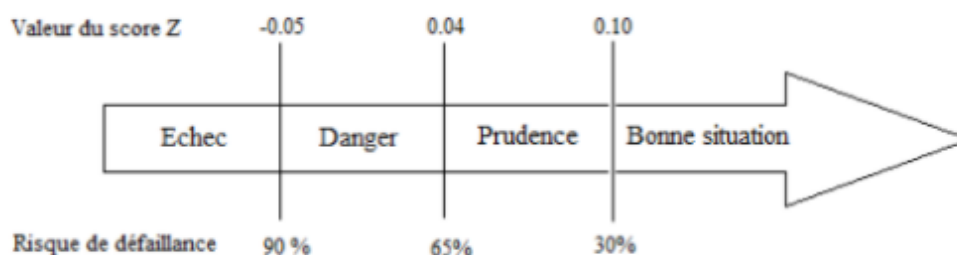


FIGURE 2.3: Règle de décision pour le modèle Conan et Holder. [5]

Si  $0.04 < Z < 0.10$  : Zone d'alerte ; probabilité de défaillance de 30% à 65%. Pour l'entreprise

Si  $-0.05 < Z < 0.04$  : Zone de danger ; probabilité de défaillance de 65% à 90%.

Si  $Z < -0.05$  : Entreprise classée défaillante ; probabilité de défaillance dépassant 90%.

### 2.1.7 Les modèles de score

Dans ce partie on présentera les techniques les plus utilisées pour la construction d'un modèle de scoring :

- La régression logistique.
- L'Analyse discriminante de Fisher.
- La régression Probit.

#### La régression logistique :

Le modèle de la régression logistique fait partie d'une famille de modèles appelés modèles linéaires généralisés.

La régression logistique se définit comme « une technique permettant d'ajuster une surface de régression à des données lorsque la variable dépendante est dichotomique (binaire). Cette technique est utilisée pour des études ayant pour but de vérifier si des variables indépendantes peuvent prédire une variable dépendante dichotomique» [9]

Cette technique est de plus en plus préférée à l'analyse discriminante par les statisticiens et les spécialistes du scoring.

Comme il est largement répandu dans de nombreux domaines divers en médecine, banque assurance, science politique et marketing.

La régression logistique permet de prédire et/ou expliquer une variable catégorielle Y à partir d'un ensemble de descripteurs ). Il s'agit de mettre en évidence

L'existence d'une liaison fonctionnelle sous-jacente entre ces variables de la forme :

$$g[E(Y)] = X\beta$$

La fonction  $g[E(Y)]$  est une fonction de lien ;

$\beta$  est le vecteur des paramètres de la fonction (des coefficients)

$$X\beta = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p$$

La fonction  $g$  adaptée lorsque  $Y$  est une variable binaire ( $Y = \{0, 1\}$ )

Où  $E(Y)$  est l'espérance mathématique de la variable  $Y$ .

On définit, par un individu  $i$ , la probabilité  $\pi_i$  tel que :

$$\pi_i = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_i)}$$

Où  $\beta_0$  et  $\beta_1$  sont les coefficients du modèle

$X_i$  la  $i^{me}$  valeur de la variable explicative  $X$ .

$\pi_i$  s'appelle la transformation logit.

La régression logistique introduit l'hypothèse fondamentale suivante :

$$\ln\left[\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right] = g = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}$$

La quantité  $\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$  exprime un odds ratio (OR) c'est à dire un rapport de chance.

### **Le ratio odds (OR) :**

Si un individu présente un odds de 2, cela veut dire qu'il a 2 fois plus de chances d'être 1 que d'être 0.

Le fonctionnement consiste à calculer des coefficients de régression de façon itérative. En d'autres termes le programme informatique, à partir de certaines valeurs de départ pour  $Y_0$  et  $Y_1$ , vérifiera si les logs chances (odds ratios) estimés sont bien ajustés aux données, L'odds ratio est toujours supérieur ou égal à zéro.

On utilise souvent en régression logistique le logarithme de l'odds ratio, plutôt sous la forme d'une différence des logits des probabilités des groupes à comparer.

### **L'Analyse discriminante de Fisher**

L'analyse discriminante est une technique de d'analyse financière des prédictions des défaillances d'entreprises, basées sur les ratios financiers et économiques.

A partir d'un ensemble de « n » entreprise divisé en deux sous-échantillons (entreprises défailtantes et entreprises saines), on mesure « K » ratios (variables discriminantes) et l'on mesure une variable Z (score Zêta).

Les valeurs Prises par la variable Z doivent être les plus différentes possibles d'un sous- ensemble à l'autre.

Le score s'exprime ainsi :

$$Z = a_1R_1 + a_2R_2 + \dots + a_nR_n + B$$

Avec :

$R_i$  :les ratios comptables et financiers ;

$a_i$  :les coefficients associés aux ratios ;

$B$  : une constante.

*Par exemple pour une entreprise donnée les ratios retenus peuvent être :*

$R_1$  : frais financiers / résultat d'exploitation

$R_2$  : couverture des capitaux investis.

$R_3$  :la capacité de remboursement

$R_5$  :le délai crédit - fournisseur ...

*Les deux premiers à eux seuls peuvent avoir un pouvoir discriminant d'environ 50 % dans toute la fonction Z.*

*La méthode des scores permet de situer l'entreprise dans un secteur ou dans un portefeuille vis – vis des risques futurs de dégradation sur plusieurs périodes.*

### **La régression Probit :**

La régression Probit examine la relation entre deux variables :

Une réponse binomiale, qui indique si l'unité survit ou rencontre une défaillance après application de la contrainte.

Une variable de contrainte continue, qui correspond à la mesure de la contrainte imposée à l'unité.

Où il est permis de distinguer des variables qualitatives

Le but du modèle est d'estimer la probabilité qu'une observation avec certaines caractéristiques tombe dans une catégorie particulière ; De plus, classer les observations selon leurs probabilités attendues est une sorte de modèle de classification binaire.

on introduit entre  $y_i$  et  $x_i$  une variable non observable qu'on note  $y_i^*$ .

Reprenons l'exemple de la "migration d'individus"; et modélisons la variable :

si  $y_i = 1$ ; l'individu «  $i$  » change la région de résidence entre les deux recensements

Sinon  $y_i = 0$

en fonction d'un vecteur de variables explicatives  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})'$ . On introduit  $y_i^*$  qui représente, dans cet exemple, le supplément de revenu auquel l'individu peut s'attendre s'il change de région de résidence.

On suppose que si  $y_i = 1$  (l'individu maigre)  $\iff y_i^*$  (l'individu s'attend à un Supplément de revenu positif).

$y_i^*$  variable inobservable mais continue, et est fonction linéaire des variable explicatives  $x_i$  à une perturbation près. C'est à dire :

$$\begin{aligned} y_i^* &= \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \epsilon_i \\ &= x_i' \beta + \epsilon_i \end{aligned}$$

on a donc :

$$\left\{ \begin{array}{l} y_i^* = x_i' \beta + \epsilon_i \\ y_i^* \text{ non observable} \\ \text{On observe } y_i = 1_{\{y_i^* > 0\}} \end{array} \right. \quad (2.1)$$

On suppose que les  $\epsilon_i$  indépendants et suivent une loi de fonction de répartition  $F$  connue.

En pratique :

• Si les  $\epsilon_i$  indépendantes et identiquement distribuées. Alors on suivent la loi normale  $N(0,1)$  c'est-à-dire :

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$$

## 2.2 Value AtRisk

### 2.2.1 Présentation générale

“ Combien, au maximum, je peux perdre sur cet investissement ? ” est la question que chaque investisseur s'est probablement posé en investissant dans un ou plusieurs actifs risqués. Pour y répondre, le concept de la VaR semble être une bonne alternative. Simple et utilisée par tous, elle offre également l'avantage d'être une mesure prospective du risque. [10]

### 2.2.2 Définition

La VaR est un outil très répandu dans les marchés financiers dû à sa promesse implicite d'améliorer la gestion des risques en offrant une mesure complète des risques. La valeur-à-risque a comme fonction de donner une information synthèse sur le risque d'un titre financier ou d'un portefeuille de titres financiers. Elle se définit comme la perte maximale espérée à l'intérieur d'un horizon temporel étant donné un niveau de confiance. [11]

L'horizon temporel peut être journalier, hebdomadaire, semestriel, annuel, etc ; et le niveau de confiance peut être 90,95%, 99%, etc. La dimension temporelle et le degré de confiance de la VaR sont généralement déterminés par le gestionnaire de portefeuille ou l'entreprise.

Afin de donner une bonne estimation de la VaR d'un point de vue méthodologique, on fait appel à des notions avancées de probabilité, statistique et stochastique.

### 2.2.3 Formulation mathématique de la VaR

Soit  $X$  une variable aléatoire représentant le risque assuré par une compagnie d'assurance et soit  $(1 - \alpha) \in [0, 1]$  le niveau de risque par rapport auquel on souhaite d'exterminer la perte potentielle (on note que  $\alpha$  généralement proche de 1 est appelé le seuil de confiance).

La fonction de répartition est :

$$F(x) = P(X \leq x)$$

La Valeur-à-Risque de  $X$  au niveau de confiance  $\alpha$  est définie comme suit :

$$VaR_{\alpha}(X) = F_X^{-1}(\alpha) = \inf\{x \in R; P(X > x)(1 - \alpha)\} = \inf\{x \in R; P(X \leq x) \geq \alpha\}$$

ou  $F_X^{-1}$  désigne la fonction quantile de la loi de  $X$ . Soit  $x$  le montant de sinistres engendré par le risque  $X$  avec une probabilité  $\alpha$ . La  $VaR_{\alpha}(X)$  correspond au montant de ressources qu'il faut mettre à côté pour couvrir une sinistralité de montant  $x$ . En d'autres termes disposant d'une somme d'argent égale à  $VaR_{\alpha}(X)$ , la probabilité de ruine de la compagnie d'assurance est égale à  $1 - \alpha$  c'est à dire :

$$P\{X \leq VaR_{\alpha}(X)\} = \alpha$$

Ou bien

$$P\{X > VaR_{\alpha}(X)\} = 1 - \alpha$$

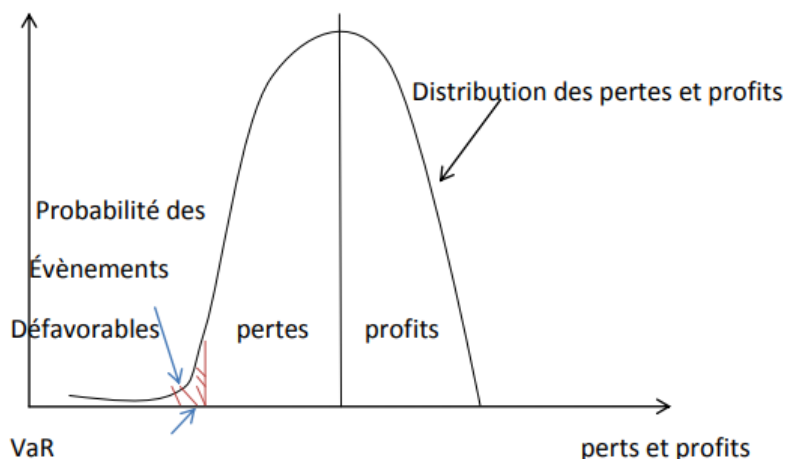


FIGURE 2.4: Représentation graphique de la VaR.

## 2.2.4 Propriétés de la VaR

Soit  $X$  une variable aléatoire continue et  $k$  une constante réelle alors,

1)  $VaR_\alpha(X + K) = VaR_\alpha(X) + K$

2)

$$VaR_\alpha(KX) = \begin{cases} kVaR_\alpha(x) : k \geq 0 \\ kVaR_{1-\alpha}(x) : k < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

## 2.2.5 Exemples de calcul de la VaR : (Loi Normal)

Soit  $X$ , une variable aléatoire qui suit une loi normale, de moyenne  $\mu$  et de variance  $\sigma^2$  notée  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ . En utilisant (1.1), on a :

$$\begin{aligned} F_{\mu, \sigma}(x) &= P(X \leq x) \\ &= P\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \leq \frac{x - \mu}{\sigma}\right) \end{aligned}$$

Si on pose  $Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$  alors, la variable aléatoire  $Z$  suit une loi normale de moyenne  $\mu=0$  et de variance  $\sigma^2 = 1$ , notée  $Z \sim N(0, 1)$ . Cette loi est appelée la loi normale centrée réduite, et sa fonction de répartition est définie par :

$$\varphi(x) = p(Z \leq x)$$

Alors,

$$F_{\mu, \sigma}(VaR_{\alpha, \mu, \sigma}(X)) = P(X \leq VaR_{\alpha, \mu, \sigma}(X)) = \alpha$$

D'après la dernière équation on aura

$$\frac{VaR_{\alpha, \mu, \sigma}(X) - \mu}{\sigma} = \varphi^{-1}(\alpha)$$

Ce qui nous permet de conclure finalement que

$$VaR_{\alpha,\mu,\sigma}(X) = \sigma \varphi^{-1}(\alpha) + \mu$$

Comme  $\varphi^{-1}(\alpha)$  est la Valeur-à-Risque de la variable aléatoire  $Z$  au niveau  $\alpha$ , il s'en suit que

$$VaR_{\alpha,\mu,\sigma}(X) = \sigma VaR_{\alpha}(Z) + \mu$$

## 2.2.6 La Tail Value-at-Risk : TvaR

La TailVaR est définie comme la moyenne des pertes excédant la VaR. Cette nouvelle mesure de risque a été construite pour tenir compte du fait que les queues de distribution empiriques sont souvent plus épaisses que les queues de distribution théoriques. Elle permet de lisser la Value at Risk. [12]

$$TVaR_{\alpha}(x) = \frac{1}{1-\alpha} \int_{\alpha}^1 F^{-1}(u) du$$

## 2.2.7 La Conditionnal-Value-at-Risk : CvaR

La valeur conditionnelle en risque permet de calculer la perte moyenne que subira l'entreprise, à partir du niveau seuil, c'est-à-dire la perte attendue lorsqu'elle dépasse le seuil  $\alpha$  et permet au final de fournir une information en plus de la valeur à risque. Mathématiquement, on a : [13]

$$CVaR_{\alpha} = E[-x \mid x < -VaR_{\alpha}(x)]$$

## 2.2.8 Méthodes de calcul de la VaR

Il est intéressant de distinguer trois principales méthodologies différentes afin de calculer la VaR et qui sont proposées par la réglementation :

- VaR historique.
- VaR variance-covariance.
- VaR Monte-Carlo.

### Méthode historique

La VaR historique est une méthode basée entièrement sur la variation historique des rendements de taux de change. Elle possède l'avantage d'être très facile à calculer par rapport aux autres méthodes et n'impose pas d'hypothèses concernant la distribution de la variable. Nous construisons une distribution empiriques à partir des  $n$  pertes (ou profits) historiques à partir de laquelle nous allons extraire le quantile à  $\alpha\%$  qui représente la VaR historique pour un niveau de confiance de  $(1 - \alpha)\%$

#### Étapes de la Simulation Historique : [14]

1) On détermine les différents facteurs de risques  $X_1, X_2, \dots, X_n$  qui peuvent être indices, cours de titres, taux d'intérêt, taux de change, ... et qui expriment la valeur du portefeuille  $P_p$  par la relation suivante :

$$P_p = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

2) En utilisant la série historique des prix, on calcule les variations relatives  $\Delta_{1,2,\dots,n}$  associées aux facteurs de risques  $X_1, X_2, \dots, X_n$  par la formule suivante :

$$\Delta_k(t) = \frac{x_k(t) - x_k(t-1)}{x_k(t-1)}, k = 1, 2, \dots, n; t = -T + 1, -T + 2, \dots, 0$$

3) À partir des valeurs observées des prix  $X_k(t=0)$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ , on estime pour la prochaine période des valeurs futures  $Y_k(t)$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ , par :

$$Y_k(t) = X_k(0) \cdot (1 + \Delta_k(t)), t = -T + 1, -T + 2, \dots, 0$$

4) On déduit alors, par le même modèle d'évaluation, la distribution du prix futur du portefeuille  $P$   $P_f$  comme suit :

$$\Delta P(t) = P_p(t) - P_p(t-1)$$

$$P_{pf}(t) = f(Y_1(t), Y_2(t), \dots, Y_n(t)), t = -T + 1, -T + 2, \dots, 0$$

5) On évalue le prix actuel du portefeuille  $P_p(t=0)$ , et on estime la distribution des pertes et profits  $P$  par :  $p(t) = P_{pf}(t) - P_p(0)$ ,  $t = -T + 1, -T + 2, \dots, 0$

6) Nous classons les valeurs correspondantes aux pertes et profits par ordre de grandeur croissante ;  
7) Finalement, pour calculer la Valeur-à-Risque du portefeuille  $P_p$  %, il faut trouver la perte qui correspond au rang :

$$r = (1 - \alpha) \times T\%$$

### Méthode Variance-Covariance

Comme son nom l'indique, cette méthode permet de calculer la VaR à partir de la matrice de variance-covariance des rendements des actifs. Elle tire son nom du fait qu'elle mesure la VaR sur la base de l'estimation de la matrice variances-covariances des variations des facteurs de risque lesquelles composent le portefeuille. Cette méthode repose sur la normalité de la distribution des facteurs de risque, la normalité de la distribution des pertes et profits, la stationnarité des prix ou des rendements de la position objet de l'estimation pour l'horizon retenu de calcul de la VaR et repose également sur la linéarité de la relation entre les prix de ces positions et les facteurs de risque.[15]

### Étapes de la méthode de Variance-Covariance : [16]

On détermine les différents facteurs de risques  $X_1, X_2, \dots, X_n$  qui expriment la valeur du portefeuille  $P_p$  de valeur linéaire par la relation suivante :

$$P_p = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_n X_n$$

où  $\alpha_i$  est le nombre d'actions  $X_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  par exemple ;

Pour  $k = \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $t = \{-T + 1, -T + 2, \dots, 0\}$ , on calcule la variation de la valeur du portefeuille :

$$\Delta P(t) = P_p(t) - P_p(t-1)$$

$$= \sum_{k=1}^n \alpha_k X_k(t) - \sum_{k=1}^n \alpha_k X_k(t-1)$$

$$= \sum_{k=1}^n a_k (X_k(t) - X_k(t-1))$$

Ainsi Pour  $k = \{1, 2, \dots, n\}, t = \{-T + 1, -T + 2, \dots, 0\}$  on a :

$$\Delta P(t) = \sum_{k=1}^n a_k X_k(t-1) \frac{X_k(t) - X_k(t-1)}{X_k(t-1)}$$

Pour  $k = \{1, 2, \dots, n\}, t = \{-T + 1, -T + 2, \dots, 0\}$ , posons :

$$\alpha_k(t-1) = \alpha_k X_k(t-1) \text{ et } \Delta_k(t) = \frac{X_k(t) - X_k(t-1)}{X_k(t-1)}$$

ou :

- $\alpha_k X_k(t-1)$  désigne le montant investi en  $(t-1)$  dans le  $k$ -ème facteur de risque ;
- $k(t)$  représente la variation relative associée au facteur de risque  $X_k$ .

Alors la relation présédent pour  $k = \{1, 2, \dots, n\}, t = \{-T + 1, -T + 2, \dots, 0\}$  devient :

$$P(t) = k(t-1)k(t) \quad (*)$$

Dans cette deuxième étape, nous procédons à calculer les positions actuelles pour les différents facteurs de risque  $x_k(0)$ , que nous noterons désormais  $x_k, k = \{1, 2, \dots, n\}$ .

À partir de l'historique, nous déterminons l'estimation des variations relatives moyennes pour tous les facteurs de risque par :  $E(\Delta_k(1)) = E_k, k = \{1, 2, \dots, n\}$  (\*\*)

L'espérance des pertes et profits se déduit aisément par (\*) et(\*\*)

$$E(P_p(t=1)) = E\left(\sum_{k=1}^n x_k(0) \Delta_k(1)\right), k = \{1, 2, \dots, n\}$$

Pour simplifier l'écriture, on pose dans toute la suite  $x_k = x_k(0)$ . Ainsi, pour  $k = \{1, 2, \dots, n\}$ , l'espérance des pertes et profits peut s'écrire de la forme suivante :

$$\begin{aligned} E(\Delta p(1)) &= \sum_{k=1}^n x_k E(\Delta_k(1)) \\ &= \sum_{k=1}^n x_k E_k \end{aligned}$$

ce qui nous permet de conclure que

$$E(\Delta p(1)) = X^t E$$

avec

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \text{ et } E = \begin{pmatrix} E_1 \\ E_2 \\ \vdots \\ E_n \end{pmatrix}$$

Nous calculons ensuite la matrice variance-covariance  $V$ , des variations relatives  $\Delta_k$ .  $k = \{1, 2, \dots, n\}$  :

$$\begin{aligned} \text{Var}(\Delta_k) &= \sigma^2(\Delta P(1)) = \text{var}(\Delta P(1)) \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n x_k x_l k_1 \end{aligned}$$

Alors,

$$\sigma^2(\Delta p) = x^T V_x$$

Ou,

$$V = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{21}^2 & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_{nn}^2 \end{pmatrix}.$$

La méthode de Variance-Covariance repose sur la normalité de la distribution des pertes et profits. De ce fait,

$$\Delta P(1) \sim N(E(\Delta P) \sigma^2(\Delta P))$$

Ainsi, la  $VaR_\alpha^{vc}$  du portefeuille P se calcule comme suit :

$$P(\Delta P(1) \leq VaR_\alpha^{vc}) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\frac{\Delta P(1) - E(\Delta)}{\sigma(\Delta p)} \leq \frac{VaR_\alpha^{vc} - X^T E(\Delta)}{\sigma(\Delta p)}\right) = 1 - \alpha$$

Or,

$$Z = \frac{(\Delta)p(1) - E(\Delta)}{\sigma(\Delta p)} \sim N$$

Ce qui montre que :

$$\frac{VaR_\alpha^{vc} - E(\Delta p)}{\sigma(\Delta p)} = Z_{1-\alpha}$$

où  $Z_{1-\alpha}$  est le quantile de la distribution normale centrée réduite.

Puisque  $Z_{1-\alpha} = -Z_\alpha$  alors, l'expression précédente devient :

$$VaR_\alpha^{vc} = E(\Delta P) - z_\alpha \sigma(\Delta P)$$

alors on aura

$$VaR_{\alpha}^{vc} = x^T E - z_{\alpha} \sqrt{X^T V x}$$

### Méthode Monte-Carlo

La méthode de Monte Carlo permet de générer des multiples scénarios stochastiques pour obtenir la distribution de la variable aléatoire  $[0, h] p$ . Le concept de cette méthode concerne donc les simulations répétitives de variables aléatoires  $\{\Delta_{[0,1]} X_i, i = 1, \dots, n\}$ , traçant ensuite un grand nombre de trajectoires dans l'espace-prix pour l'horizon de calcul de la VaR.

Après le choix du modèle stochastique adapté pour les différents facteurs de risque (ex. mouvement brownien géométrique), on estime des distributions de ces facteurs de risque, ainsi que des paramètres qui y sont associés. L'utilisation conjointe des modèles stochastiques et des paramètres des distributions permet de construire un grand nombre de suites de variables aléatoires  $\{\Delta_{[0,1]} X_i, i = 1, \dots, n\}$  à l'horizon  $h$  ( $n$  suites par simulation). Il convient de souligner que ces variables aléatoires, servant à déterminer la valeur future d'un portefeuille d'actifs, sont simulés indépendamment. Pourtant, elles sont rarement i.i.d. Pour remédier à ce problème, on peut utiliser une décomposition de Cholesky de la matrice de variance covariance.[17]

### Étapes de la méthode de Monte-Carlo :

Alors les étapes de l'estimation selon la méthode connue par Crude Monte Carlo Simulation sont les suivantes :

On génère  $m$  réalisations indépendantes du processus des rendements tel que chaque processus est un vecteur de longueur  $T$ .

Pour chaque processus  $j \in (1, \dots, m)$ , on calcul la  $VaR^{(j)}$  correspondante.

En utilisant le principe de la loi forte des grands nombres, la  $VaR_i$  correspond à la moyenne suivante :

$$VaR = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m VaR^{(j)}$$

Pour un portefeuille on applique la formule suivante pour obtenir la  $VaR_p$  du portefeuille composé de  $n$  titres

$$VaR_{\alpha}^p = \sqrt{(VaR_1, \dots, VaR_n) C (VaR_1, \dots, VaR_n)'}$$

tels que  $C$  est la matrice de corrélation des  $n$  titres et  $VaR_i$ , pour n'importe quel titre  $i$  du portefeuille, est obtenu selon la procédure précédente. Notons que lorsque les rendements sont supposés suivre une distribution normale, alors  $VaR_i = \mu_i Z_{\alpha} \sigma_i$ , pour chaque titre  $i$ , ainsi si on veut déterminer une VaR journalière, alors  $\mu_i$  peut être approximé par zéro, et on a :

$$VaR_{\alpha}^p = \sqrt{(VaR_1, \dots, VaR_n) C (VaR_1, \dots, VaR_n)'}$$

Par exemple dans le cas où  $n = 2$  on a

$$VaR_{\alpha}^p = -Z_{\alpha} \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2}$$

Ou  $\rho$  est le coefficient de corrélation entre les deux titres un et deux.

## 2.2.9 Les avantages et inconvénients de la méthode VAR

Comme toutes les autres méthodes de mesure du risque, la Value atRisk présente des avantages et des inconvénients que nous allons exposer ci-dessous. [18]

### Les avantages

- La mesure de la VAR donne une perception du montant de perte dans un horizon de planification donnée avec une probabilité associée à ces pertes ;
- La VAR est très appréciée car elle reste plus intuitive, plus facile à comprendre par rapport à l'éventail très large des investisseurs, qui ne sont pas des spécialistes en technique de gestion du portefeuille ou de Risk management ;
- La VAR suppose implicitement que les pertes et les profits sont des images identiques inversées.

### Les inconvénients

- Dès qu'une étude sur le risque est menée avec la VAR, elle doit utiliser des données du passé ;
- Le calcul de la VAR nécessite un horizon fixe ;
- Le problème de la VAR repose sur la variable de temps car il est complexe de définir une période qui ne soit ni trop longue, ni trop courte, avec une volatilité maîtrisée.

## 2.3 L'analyse financière

Les premières recherches concernant le crédit scoring étant basées sur l'analyse des ratios financiers qui sont un ensemble de méthodes, de démarches et d'outils qui permettent d'étudier et de juger la situation et les résultats financiers d'une entreprise ou d'un ensemble d'entreprises.

L'analyse financière peut être définie comme une démarche, qui s'appuie sur l'examen critique de l'information comptable et financière fournie par une entreprise à destination des tiers, ayant pour but d'apprécier le plus objectivement possible sa performance financière et économique (Rentabilité, pertinence de choix de gestion....) sa solvabilité (risque potentiel qu'elle présente pour les tiers, capacité à faire à ses engagements) et enfin son patrimoine. [19]

### Qu'est-ce qu'un ratio financier ?

Un ratio financier est un indicateur (coefficient, indice, pourcentage) calculé en rapportant deux informations issues des états financiers d'une entreprise (compte de résultat, bilan) pour évaluer sa santé financière à un moment donné.

Les ratios financiers donnent des indications sur la santé financière d'une entreprise, plus précisément

sur sa rentabilité, sa structure des coûts, sa productivité, sa solvabilité, sa liquidité et son équilibre financier. [20]

Parmi les ratios les plus utilisés par les banques nous pouvons distinguer :

### 2.3.1 Les ratios de la structure financière

Les ratios de la structure financière sont un ensemble de ratios permettant d'apprécier l'équilibre financier de l'entreprise ainsi que sa capacité à respecter ses engagements. Ces ratios permettent d'évaluer les modes de financement utilisés par l'entreprise ainsi que les charges financières qui influencent sur sa solvabilité à long terme. [21]

Ils sont composés de :

#### 2.3.1.1 Les ratios de financement

Ces ratios caractérisent l'équilibre financier global de l'entreprise :

##### •Ratio d'autonomie financière

Ratio d'autonomie financière = capitaux propres / total dettes

Le ratio d'autonomie financière doit être supérieur à 1. Plus le ratio est supérieur à 1, plus on dira que l'entreprise dispose d'une forte autonomie financière, et cela signifie que les capitaux propres de la société sont plus importants que ses dettes financières. Elle peut donc couvrir ses emprunts bancaires avec ses capitaux propres.

##### •Ratio de l'équilibre financier

Ratio de l'équilibre financier = Ressources Stables/ (Actif Immobilisé + BFR)

Si le ratio 1 alors l'entreprise financièrement équilibrée BFR = Le besoin en fonds de roulement.

##### •Ratio de financement des emplois stables

Ratio de couverture des emplois stables = Ressources stables/ Emplois stables

Le ratio de couverture des emplois stables doit être au moins égal à 1 (100%). Il est même préférable qu'il soit supérieur à ce montant car cela signifie que les ressources stables de l'entreprise lui permettent de dégager un excédent de liquidité qui pourra servir à financer le besoin en fonds de roulement.

#### 2.3.1.2 Les ratios de liquidité

Ils mesurent la capacité de l'entreprise à couvrir ses échéances immédiates par la mise en œuvre du fonds de roulement et/ou la liquidation des éléments de l'actif circulant.

Ils permettent d'apprécier la liquidité de l'entreprise. On distingue trois ratios de liquidité à savoir

### •Ratio de liquidité générale

Liquidité générale = actif circulant / dette à court terme

si le ratio  $> 1$ , l'entreprise peut ne pas être en mesure de tenir ses engagements, tandis que si le ratio est trop élevé, il est possible que l'entreprise n'utilise pas efficacement ses actifs.

Avoir un ratio de liquidité générale supérieur à 1 équivaut à avoir un fonds de roulement positif.

### •Ratio de liquidité réduite

Ratio de liquidité restreinte = (valeur réalisable + valeur disponible à court terme) / dette à court terme

Ce ratio doit être égal à une valeur entre 0,3 et 0,5. Son niveau est évidemment différent suivant la nature d'activité de l'entreprise.

### •Liquidité immédiate ou ratio de trésorerie

Ratio de trésorerie = disponibilités/dettes à court terme

Il mesure la capacité de l'entreprise à payer ses dettes à court terme en utilisant les disponibilités.

Si le ratio  $> 1$  l'entreprise est capable de rembourser, dans l'immédiat, la totalité de ses dettes à court terme.

Si le ratio  $< 1$  l'entreprise est dans l'incapacité de rembourser, dans l'immédiat, la Totalité de ses dettes à court terme.

### 2.3.1.3 Les ratios de solvabilité

Les ratios de solvabilité permettent d'établir une estimation de la capacité à long terme d'une entreprise à rembourser ses dettes, on distingue :

#### •Ratio de capacité de remboursement à long et moyen terme

Ratio de capacité de remboursement à long et moyen terme = dettes à long terme / CAF

#### •Ratio de capacité de remboursement immédiate

Ratio de capacité de remboursement immédiate = CAF / annuités déremboursement de l'exercice

Il doit être supérieur à 2 pour que l'entreprise soit en mesure de rembourser ses dettes à terme, de payer des dividendes et de s'autofinancer.

#### •Ratio d'endettement

Ratio d'endettement = Dettes à moyen et à long terme / Capitaux propres

Plus le ratio est élevé, plus l'entreprise est endettée. Il est préférable que le ratio d'endettement soit inférieur à 100% (ou 1).

### 2.3.2 les ratios de rentabilité

les ratios de rentabilité sont « un ensemble de ratios mesurant l'efficacité générale de la gestion dont témoignent les revenus provenant des ventes et des investissements. ces ratios évaluent le rendement des capitaux investis et l'aptitude de l'entreprise à dégager des bénéfices » [22]

#### •Ratio de rentabilité financière

Rentabilité financière = bénéfice net / capitaux propres

Il mesure la rentabilité financière nette annuelle des capitaux propres.

#### •Ratio de rentabilité économique

Ratio de rentabilité = EBE / Capitaux propres

EBE = L'excédent brut d'exploitation.

### 2.3.3 Intérêt des ratios

L'objectif fondamental de la méthode des ratios consiste à mieux connaître l'entreprise et à évaluer précisément l'importance de ses qualités et de ses défauts par rapport à ses objectifs et ses concurrents.

Elle permet également d'effectuer des comparaisons entre entreprises appartenant à la même branche d'activité et de dégager des tendances générales.

L'analyse financière par la méthode des ratios permet aux responsables financiers de :

- Suivre les progrès de leurs entreprises.
- Connaître l'entreprise et évaluer l'importance de ses capacités, et de ses qualités pour les exploiter.
- Évaluer l'importance de ses faiblesses pour mieux remédier.
- La rentabilisation des opérations.
- Efficacité dans la gestion des actifs.

## 2.4 Méthode des séparateurs à vaste marge

Les machines à vecteur support se situent sur l'axe de développement de la recherche humaine des techniques d'apprentissage.

SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, Elle fut introduite par Vapnik en 1995, séparateurs à vaste marge (SVM) constituent La forme la plus connue.

Les SVMs sont dans leur origine utilisées pour la classification binaire et la régression, Et cette méthode fait appel à un jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle.

### 2.4.1 Définition des SVMs

Cette méthode est une technique d'exploration de données, qui vise à trouver un classificateur qui sépare mieux les données et augmente la distance entre ces deux catégories.

Avec SVM, ce classifieur est un classifieur linéaire appelé hyperplan. Des performances meilleures que les méthodes statistiques traditionnelles en matière de classification.

Elles reposent sur une théorie mathématique solide à l'inverse des méthodes de réseaux de neurones.

Elle est d'utilisation récente dans le domaine de crédit scoring.

Elle peut être utilisée dans les cas de séparation linéaire ou non linéaire entre classes. Pour le cas de la classification linéaire, et si les observations sont linéairement séparées.

La méthode permet de séparer les individus en deux classes par une frontière linéaire. Cette frontière est un hyperplan optimal qui garantit une grande marge de séparation entre deux classes (figure 2.5)[23].

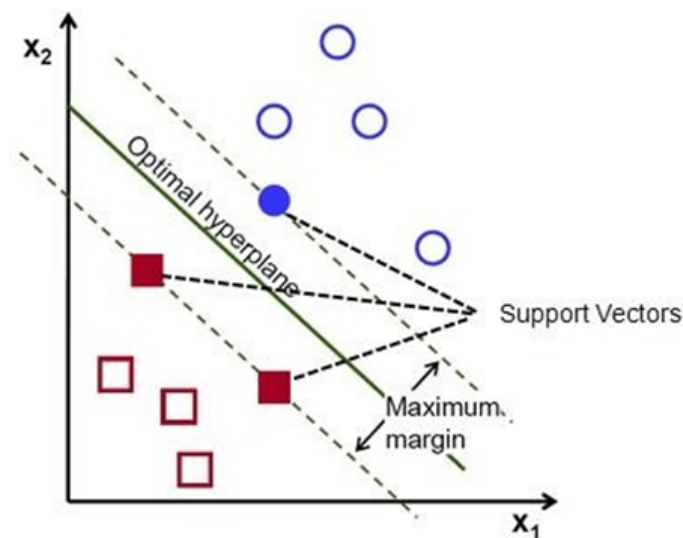


FIGURE 2.5: Exemple support vecteurs machines SVM.

### 2.4.2 Objectif d'un SVM

Les SVM peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de discrimination, c'est-à-dire décider à quelle classe appartient un échantillon, ou de régression, c'est-à-dire prédire la valeur numérique d'une variable.

Soit un nuage de points de nature différente (points rouges et bleus).

L'objectif recherché d'un classifieur SVM est de trouver un hyperplan séparateur (Frontière de décision) qui permet de séparer l'ensemble des points en deux régions avec un minimum d'erreur,

trouver l'hyperplan optimal.

La figure(2.6) montre qu'il existe plusieurs hyperplan séparateur dont les performance d'apprentissage sont équivalentes. Pour éviter se problème Vapnik montré qu'il existe qu'un seul hyperplan optimal qui maximise la Marge [24].

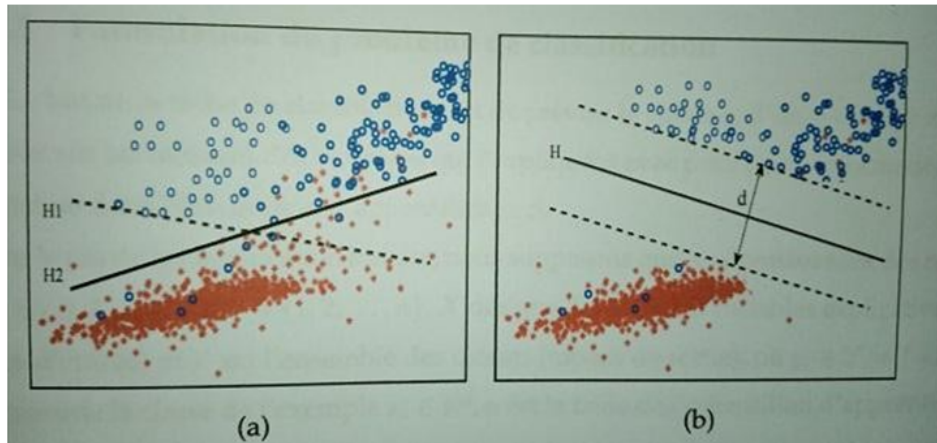


FIGURE 2.6: Principe d'hyperplan séparateur, il existe plusieurs celui qui correspond au minimum d'erreur est hyperplan optimal.

## 2.4.3 Notions de base

### 2.4.3.1 Apprentissage statistique

Les objectifs de l'apprentissage sont la prédiction et la compréhension. L'apprentissage relève de plusieurs catégories, y compris l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage en ligne et l'apprentissage par renforcement. Du point de vue de la théorie de l'apprentissage statistique, l'apprentissage supervisé est le mieux approprié.

### 2.4.3.2 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est une méthode utilisée en intelligence artificielle être dans un large spectre d'applications pour doter des ordinateurs ou des machines de capacité d'analyser des données d'entrée comme :

Perception de leur environnement (vision, Reconnaissance de formes tels des visages, schémas, segmentation d'image, langages naturels, caractères dactylographiés ou manuscrits; moteurs de recherche, analyse et indexation d'images et de vidéo, aide aux diagnostics, médical notamment, bioinformatique, chémo informatique; détection de fraudes à la carte de crédit, cyber sécurité, analyse financière.

### 2.4.3.3 La marge

La distance d'un point  $x_i$  à l'hyperplan (H) est :

$$d(x_i) = \frac{|W^T x_i + b|}{\|W\|}$$

Où  $w$  est le vecteur orthogonal à l'hyperplan et  $b$  est le déplacement par Rapport à l'origine.

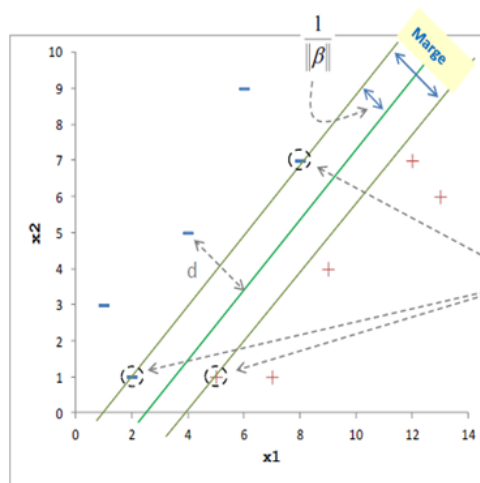
Les points  $x_i$  les plus proches de (H) sont situés sur (H1) et (H2), qui sont les hyperplans canoniques, ayant donc une distance.

$$d(x_i) = \frac{1}{\|W\|}$$

Ainsi, la marge géométrique entre les deux classes est la distance euclidienne entre (H1) et (H2), qui vaut

$$\mu = \frac{2}{\|W\|}$$

**Principe de la maximisation de la marge :**



- Distance d'un point quelconque  $x$  avec la frontière (cf. projection orthogonale).
- Les points où «s'appuient» les droites «marges» sont les «vecteurs de support». Si on les retire de l'échantillon, la solution est modifiée.
- La marge maximale est égale à

$$\mu = \frac{2}{\|W\|}$$

- Plusieurs zones sont définies dans l'espace de représentation

$f(x) = 0$ , on est sur la frontière.

$f(x) > 0$ , on classe «+».

$f(x) < 0$ , on classe «-».

$f(x) = +1$  ou  $-1$ , on est sur les droites délimitant des vecteurs de support.

**2.4.3.4 Classifiers linéaires**

Les classifiers linéaires sont une famille d'algorithmes de classement Statistique. Le rôle d'un classifier est de classer dans des groupes (des Classes) les échantillons qui ont des propriétés similaires, mesurées sur des Observations.

Un classifié linéaire est un type particulier de classifier, qui calcule La décision par combinaison

linéaire des échantillons.

« Classifier linéaire » est une traduction de l'anglais *linear classifier*. En français, selon les pays, les communautés et les personnes, ce terme peut être remplacé par *discrimination linéaire*, ou *apprentissage de surface séparatrice linéaire*. Pour les statisticiens, ces méthodes sont parfois classées en tant que méthodes d'analyse discriminante.

Dans cette sous-section, on décrit l'utilisation des SVM pour un problème de classification linéaire. On représente la méthode générale de construction d'un hyperplan qui sépare des données appartenant à deux classes, On traite le cas de données séparable et par la suite on présente le cas de données Non séparables .[25]

### A. SVM à marge dure

Supposons que les exemples de l'échantillon  $S$  sont linéairement séparable en deux classes par un hyperplan.

Même dans le cas simple le choix d'hyperplan séparateur n'est pas

Évident, car il existe une infinité d'hyperplan séparateur. Pour résoudre

ce problème, Vapnik a montré qu'il existe un unique hyperplan optimal.

Il s'agit de trouver le couple  $(w, b)$  qui maximise la marge pour déterminer

l'équation de l'hyperplan optimal (H) :

$$(H) : W^T x + b = 0$$

### B. SVM à marge souple

Pour avoir une idée de ce que SVM à marge souple fait, il vaut mieux regarder dans la formulation double, où vous pouvez voir qu'il a le même objectif de maximisation de la marge (la marge pourrait être négative) comme SVM à marge dure, mais avec une contrainte supplémentaire que chaque multiplicateur de Lagrange associé à un vecteur de support est limité par  $C$ .

Pour gérer ce type de problème on utilise une technique dite de marge souple, qui tolère les mauvais classements :

- Rajouter des variables de relâchement des contraintes  $\xi_i$
- Pénaliser ces relâchements dans la fonction objective.

L'idée est de modéliser les erreurs potentielles par des variables d'écart positives  $\xi_i$  associées aux observations  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n$ .

Si un point  $(x_i, y_i)$  vérifie la contrainte de marge  $y_i(W^T x + b) \geq 1 - \xi_i$  alors la variable d'écart (qui est une mesure du coût de l'erreur) est nulle.

### Les Avantages de Support Vector Machine

- capacités à modéliser les phénomènes non linéaires.
- précision de prédictions dans certains cas.

## Conclusion

Dans ce chapitre nous avons tout d'abord présenté les méthodes mathématiques comme étant des méthodes d'évaluation du risque de crédit auquel la banque est exposée, ainsi que son évolution à travers le temps. Parmi les méthodes nous avons défini et utilisé les méthodes scoring, value at risk et svm et analyse financière.

Nous avons vu ensuite que les différents modèles sont basés sur des fondements statistiques ce qui permet à la banque de prévoir si son client sera capable d'honorer ses engagements financiers.

---

## **3** Construction et validation du modèle

### Introduction

Précédemment, nous avons évoqué certaines méthodes mathématiques comme moyens d'évaluer le risque de crédit auquel la banque est exposée.

Dans ce dernier chapitre, nous allons tout d'abord aborder la méthodologie d'élaboration du modèle de l'analyse discriminant, et quelles sont les variables qui expliquent réellement le défaut. Nous allons ensuite, valider le modèle en précisant comment calculer la probabilité de défaut du client demandeur de crédit.

Cela se fait en utilisant deux méthodes, puis nous comparons leurs résultats. Enfin, nous allons construire une échelle qui nous permettra de classer chaque entreprise dans un intervalle selon son degré de risque de non remboursement Réalisé en utilisant logiciel spss.

#### L'objet de la recherche

L'évaluation du risque de crédit ne se limite pas aux seuls pays développés. Il est également utilisé dans le système bancaire

Méthodes traditionnelles algériennes de gestion des risques de crédit, où l'analyse financière est l'un des meilleurs moyens d'évaluer les risques.

Développée à partir de 1929, L'objectif de l'analyse financière est d'un diagnostic financier de l'entreprise, de prendre des décisions et d'en suivre l'application.

Il reste à savoir si cette analyse est suffisante pour quantifier la rémunération du risque de crédit lors d'une demande de prêt de l'entreprise.

Ainsi cette recherche, a pour objet l'étude de l'évaluation du risque crédit par la méthode de scoring. Cette méthode tente de synthétiser un ensemble de ratios pour parvenir à un indicateur unique permettant de distinguer d'avance les entreprises saines des entreprises défailtantes. Cet objet implicite de choisir un objet d'étude précis. Ce choix est porté sur le Crédit Populaire Algérien (CPA) qui a mis en pratique cette méthode.

### 3.1 Le contexte

#### 3.1.1 Eléments généraux de l'organisme d'accueil

Le Crédit Populaire d'Algérie (CPA), qui est une grande banque publique et la première en Algérie qui a été créé en 1966 et dispose de 600 employés pour rendre service à plus de 90000 clients. Elle opère dans plusieurs secteurs, comme le BTP, la santé et l'artisanat.

Le capital social de la banque initialement fixé à 15 millions DA a évolué comme suit :

- 1966 : 15 millions DA.
- 1983 : 200 millions DA.
- 1992 : 5,6 milliards DA.
- 1994 : 9,31 milliards DA.
- 1996 : 13,6 milliards DA.
- 2000 : 21,6 milliards DA.

Défini par ses statuts comme la banque universelle de l'Algérie. Elle a pour mission la promotion du développement du secteur du bâtiment et des travaux publics. Cette banque intervient aussi dans le domaine de la santé et du commerce des médicaments, accorde des crédits, en Algérie, aux projets de l'hôtellerie et des médias ; il ne faut pas oublier son apport dans l'industrie artisanale, est habilitée à traiter toutes les opérations de crédit. Elle reçoit les dépôts, et procure tous les types de prêt, en plus, le CPA dispose de plusieurs participations dans les grandes entreprises et banques en Algérie, et aussi est une institution de l'Etat algérien, qui se dote d'une autonomie absolue.

### 3.2 Méthodologie

Notre recherche est centrée sur la méthode scoring et l'analyse financière et leurs pouvoir prédictif. A cet effet, nous avons axé notre recherche bibliographique sur les définitions de la méthode scoring, ses modèles et les travaux auxquels ce sujet a donné lieu.

Nous avons utilisé L'analyse discriminante une technique de d'analyse financière des prédictions des défaillances d'entreprises, basées sur les ratios financiers et économiques.

Pour réaliser notre recherche, nous avons construit un échantillon d'entreprises. La base des données obtenue auprès du crédit populaire d'Algérie (CPA), est constituée de 201 entreprises (PME) clientes. Ces entreprises sont différentes en matière de la forme juridique, d'appartenance à un groupe et le défaut de paiement, ainsi que, 82 ratios calculés pour chaque entreprise.

Nous avons eu recours à des logiciels d'analyse et de traitements de données. SPSS utilisé pour l'analyse statistiques. Et avons adopté la méthodologie suivante :

#### 3.2.1 Méthode d'analyse

Nous avons suivi une étude économétrique, permettant d'élaborer un modèle de scoring . Il s'agit de L'analyse discriminante est une technique de d'analyse financière des prédictions des défaillances d'entreprises, basées sur les ratios financiers et économiques.

Il s'écrit sous forme de la fonction (fonction de score) suivante :

$$Z = a_1R_1 + a_2R_2 + \dots + a_nR_n + B$$

Pour réaliser de notre étude nous avons eu recours à des logiciels d'analyse et de traitements de données.

#### Qu'est-ce qu'un logiciel SPSS ?

Statistique Package for Social Science (SPSS) est un logiciel utilisé pour l'analyse statistiques, c'est aussi le nom de la société qui le revend (SPSS Inc.).

Pourquoi précisément ce logiciel ?

La plateforme logicielle IBM SPSS offre une analyse statistique avancée, aussi qu'une vaste bibliothèque d'algorithmes, d'apprentissage automatique, une analyse de texte, une extensibilité open source, une intégration au big data et aussi un déploiement transparent dans les applications. La simplicité

d'utilisation d'IBM SPSS le rend très accessible aux utilisateurs. Il est adapté à tous les types de projet même si leur niveau serait complexe.

Comment utiliser le logiciel SPSS ?

Le logiciel SPSS fonctionne dans un environnement graphique Windows. Son utilisation repose largement sur la manipulation de fenêtres et de menus déroulants. Le mode de fonctionnement de ces menus et la gestion des fenêtres répond donc aux principes généraux du système d'exploitation Windows

### 3.2.2 Définition des concepts de défaillance

#### La notion de la défaillance

La défaillance d'entreprise se manifeste lorsque l'entreprise se trouve incapable en mesure de faire face à ses besoins et ses obligations financières tout comme les paiements des fournisseurs, les salaires ou d'autres dettes. La défaillance d'entreprise peut être due à un manque d'anticipation à la concurrence, à la technologie ou à l'évolution du marché. Tout cela, peut conduire l'entreprise dans la zone de danger. Nous pouvons signaler également les mauvais investissements et les choix stratégiques inadéquats.

### 3.2.3 Source de données

La base des données obtenue auprès du crédit populaire d'Algérie (CPA), est constituée de 201 entreprises (PME) clientes.

82 ratios calculés pour chaque entreprise.

Ces entreprises sont différentes en matière de crédit demandé, de secteur d'activité et de la forme juridique. Elles sont choisies selon la technique du tirage aléatoire .

Aussi, notre base des données est composée de :

60 entreprises ont le défaut de paiement (elles ont le problème de non remboursement), et jugées comme défaillantes.

141 entreprises saines, n'ont pas le défaut de paiement (elles n'ont pas de problème de non remboursement). Nous avons traité la base des données en classant les entreprises selon leur défaut de paiement, et en corrigeant les valeurs manquantes.

#### La classification des entreprises

Les emprunteurs sont classés en deux groupes. La première regroupe les entreprises qui ont fait défaut (défaillantes) sont les codes par (1). Et la seconde les entreprises qui n'ont pas fait défaut (saines) sont codifiées par (0).

### 3.2.4 Echantillonnage

Après le traitement de la base des données, nous l'avons découpé en deux (02) échantillons, un échantillon de construction, et un échantillon de validation.

### 3.2.4.1 Echantillon de construction

L'échantillon de construction est l'échantillon avec lequel nous allons établir le modèle. Il est constitué de 150 entreprises choisies aléatoirement, dont 126 saines (n'ont pas le défaut de paiement), et 24 défaillantes (elles ont le défaut de paiement)

### 3.2.4.2 Échantillon de validation

L'échantillon de validation, est l'échantillon sur lequel nous allons tester et valider le modèle. Il comprend 51 entreprises choisies aléatoirement, dont 15 saines et 36 défaillantes.

### 3.2.4.3 Caractéristiques des échantillons

Les deux échantillons peuvent être caractérisés comme suit :

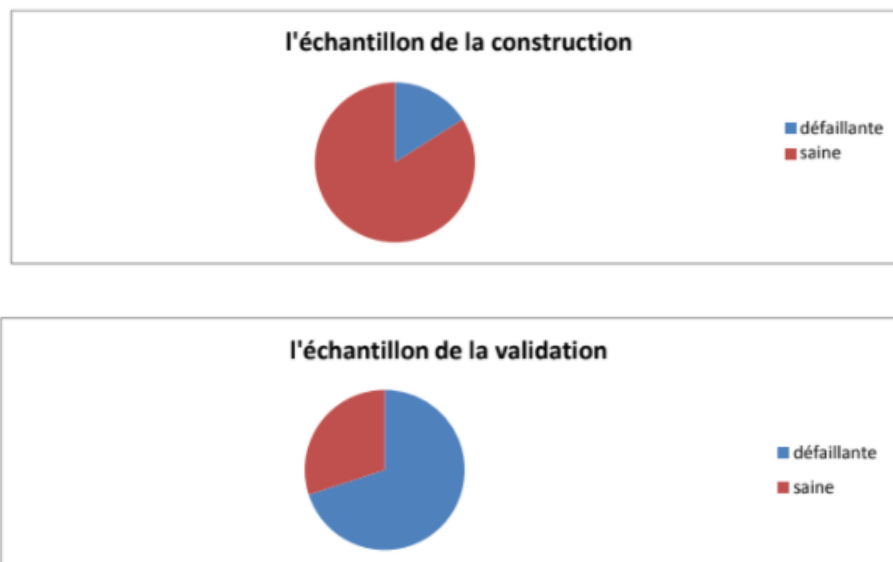
•Selon le défaut

Tableau n° 02 : classement des entreprises selon la nature (défaut).

Entreprises	Saines	Défaillantes	TOTAL
Echantillon			
Construction	126	24	150
Validation	15	36	51

Source : La base des données.

Figure n° 03 : la répartition des entreprises selon la nature (défaut)



## 3.3 Résultats et discussion

Avant de présenter nos principaux résultats relatifs à la fonction score et la validation de sa Capacité prédictive.

### 3.3.1 Construction du modèle

**Discriminant :**

Dans le premier tableau présent Récapitulatif de traitement des observations d’analyse nous avons 150 Echantillon

**Tableau n°02 : Récapitulatif de traitement des observations d'analyse :**

Observations non pondérées		N	Pourcentage
Valide		150	100,0
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0	,0
	Au moins une variable discriminante manquante	0	,0
	Codes de groupes hors plage ou manquants et au moins une variable discriminante manquante	0	,0
	Total	0	,0
Total		150	100,0

Le tableau n° 2 ci-dessous présente les principales statistiques descriptives des ratios retenus dans cette recherche.

Ce tableau est composé de deux groupes (saine, défaillante) Vous avez la moyenne et l'écart type pour chaque ration et on a le total de la moyenne et l'écart type

**•Analyse 1**

**•Statistiques pas à pas**

Dans le tableau suivante on a la présence d’un changement significatif de la statistique on remarque que le pas 1 = 0.009 < 5% et le pas 2 = 0.004 < 5% et pas 3 = 0.002 < 5% alors significativement déférons zéro

**Tableau N°03 : Variables introduites/éliminées<sup>a,b,c,d</sup> :**

Pas	Introduites	Lambda de Wilks							
		Statistiques	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistiques	ddl1	ddl2	Sig.
1	R39	,955	1	1	148,000	7,038	1	148,000	,009
2	R36	,926	2	1	148,000	5,852	2	147,000	,004
3	R14	,900	3	1	148,000	5,380	3	146,000	,002

**Récapitulatif des fonctions discriminantes canoniques :**

**Tableau N°04: Corrélation canonique et valeurs propres (extrait de SPSS) :**

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,111 <sup>a</sup>	100,0	100,0	,316

**Tableau N°05: Test de Lambda de Wilks (extrait de SPSS) :**

Lambda de Wilks				
Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	,900	15,362	3	,002

Vous avez un seul fonction discriminante de variance 100% et la corrélation canonique égale 31.6% Ce résultat est faible Egalement, la valeur de Lambda de Wilks étant faible, et est égale à 0,900la fonction discriminante est significative au risque de 5%

**•Présentation de la fonction score**

L'utilisateur aura le choix entre la fonction discriminante (une seule fonction)

**Tableau N° 06 : coefficients des fonctions discriminantes canoniques :**

	Fonction
	1
R14	2,101
R36	6,926
R39	1,294
(Constante)	-1,956
Coefficients non standardisés	

$$Y = -1.956 + 2.101R14 + 6.926R36 + 1.294R39$$

**Tableaux n° 07 : Fonctions aux centroïdes de groupe**

Y	Fonction
	1
Saine	,144
Défaillante	-,757

Chaque score individuel discriminant individuel est ensuite comparé aux deux scores moyens et affecté au groupe dont-il est le plus proche.

On doit déterminer un score qui joue le rôle de frontière entre les groupes.ce fonction est égale à :  $0.144-0.757= -0.613$

Donc le score frontière= -0.613

**•Statistiques de classement**

**Tableaux N°08 : Coefficients de la fonction de classement**

	Y	
	saine	Défaillant E
R14	8,627	6,735
R36	11,449	5,210
R39	1,281	,115
(Constante)	-3,695	-2,208

Fonctions discriminantes linéaires de Fisher.

Et donc les fonctions de classement peuvent s'écrire comme suit :

$$Y_{defaillante} = -2.208 + 6.735R14 + 5.210R36 + 0.115R39.$$

$$Y_{saine} = -3.695 + 8.627R14 + 11.449R36 + 1.281R39.$$

**Tableaux N°09 : Résultats du classement.**

	Y	Appartenance au groupe prévu		Total	
		saine	Défaillante		
Original	Effectif	Saine	78	48	126
		défaillante	8	16	24
	%	Saine	61,9	38,1	100,0
		défaillante	33,3	66,7	100,0

Cette matrice fait ressortir que la fonction score extraite ci-dessus permet de classer un an avant l'occurrence de la défaillance 62.67% (78+16/150) des entreprises correctement. Ce taux peut se décortiquer ainsi :

- Le pourcentage des bien classées pour les entreprises saines est égal à  $78/126 = 61,9\%$  ;
- Le pourcentage des bien classées pour les entreprises défaillantes est égal  $16/24 = 66,7\%$ .

Par contre, le taux d'erreurs (entreprises mal classées) est égal seulement (48+8/150)37.33%. Toutefois, on distingue pour ce taux entre :

- L'erreur du premier type (classer une entreprise défaillante par l'utilisation de la fonction score parmi les entreprises saines) : ce taux est égal à  $8/23 = 33,3\%$  ;
- et l'erreur du second type (classer une entreprise saine comme une entreprise défaillante par le modèle) : ce taux est égal à  $48/23 = 38,1\%$ .

### Courbe ROC

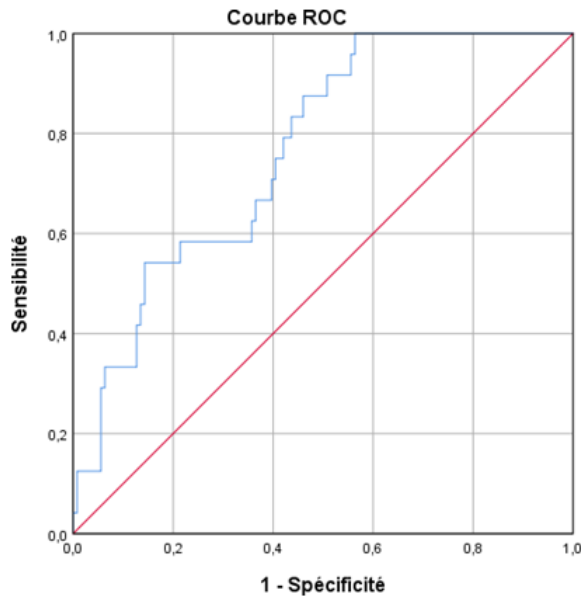
Tableaux N°10 : Récapitulatif traitement des observations.

Y	N valide (liste)
Positif <sup>a</sup>	24
Négatif	126

Les valeurs les plus grandes de la ou des variables de résultats tests indiquent une probabilité plus élevée pour un état réel positif.

a. L'état réel positif est défaillante.

**Courbe ROC**



**Zone sous la courbe**

Variable(s) de résultats tests :

Tableau N°11 : Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1.

Zone	Erreur standard <sup>a</sup>	Sig. asymptotique <sup>b</sup>	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,764	,046	,000	,674	,854
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

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= 0.764 qui est proche de 1 (elle a 95% de chance de se trouver dans l'intervalle [0.674; 0.854]) ce qui signifie un bon modèle aussi la signification est inférieure à 5%. Donc nous pouvons déduire que notre modèle est performant et l'erreur de type I et II sont moins importantes.

### 3.3.2 Validation de modèle

**•Rappel sur l'échantillon de validation :**

Notre échantillon de validation est constitué de cent (50) entreprises, dont 15 saines (n'ont pas fait défaut), et 35 entreprises défaillantes (ont fait défaut).

**•La probabilité de défaut :**

Tout d'abord, nous avons calculé le score pour toutes les entreprises de l'échantillon en utilisant la fonction y-scoring, et nous l'avons transformé à une probabilité pour qu'il soit compris entre 0 et 1. La probabilité du score est calculée avec la fonction de transformation appelée la fonction logistique :[26]

$$\pi = \frac{1}{1 + \exp(-t(x))}$$

Avec :

- Le LOGIT :  $t(x)$  est théoriquement défini entre  $-\infty$  et  $+\infty$ .

- En revanche, 0 ou 1 issue de la transformation de  $t(x)$  présente une probabilité.

**A propos de la règle d'affectation**

- Si  $P > 0,5$  alors  $D =$  positif ou 1.

- Si  $P < 0,5$  alors  $D =$  négatif ou 0.

Le D dans notre cas représente le défaut estimé.

On calcule alors :

$$P = \frac{1}{1 + \exp(-y)}$$

Avec :

P : C'est la probabilité.

y : C'est le score (y-scoring).

si la probabilité est supérieure ou égale à 0,5 il va nous donner 1, si elle est inférieure à 0,5 nous allons obtenir 0.

Avec :

Les entreprises saines seront exprimées par 0 et les entreprises défaillantes 1.

**Tableaux N°12 :résultats du classement.**

<b>Résultats du classement<sup>a</sup></b>					
Y			Appartenance au groupe prévu		Total
			saine	défaillante	
Original	Effectif	Saine	8	6	14
		Défaillante	1	35	36
	%	Saine	57,1	42,9	100,0
		Défaillante	2,8	97,2	100,0

a. 86,0% des observations originales sont classées correctement.

• **Taux de bonne classification de l'échantillon de validation**

Ces résultats sont exprimés en pourcentage comme suit :

- Le taux des biens classés =  $(8 + 35)/50 = 86\%$
- Le taux d'erreur de classement =  $(1+6) / 50 = 14\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises défailtantes =  $35/ 41 = 85.36\%$
- Le taux de bonne capacité prédictive des entreprises saines =  $8/9 =88.89\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises saines =  $8/ 14 = 57.14\%$
- Le taux de bonne classification des entreprises défailtantes =  $35/ 36 =97.22\%$

L'échantillon de validation nous a procuré un taux de bon classement de 86% qui est supérieur au taux de bon classement de l'échantillon de construction, donc, nous pouvons conclure que le modèle construit par l'analyse discriminante est performant.

• **L'échelle de classement de risque :**

C'est une échelle constituée de plusieurs intervalles de risque (ordre croissant), allant du plus faible au plus fort, permettant d'évaluer une entreprise en la classant selon son niveau de risque de crédit, donc il s'agit d'une notation.

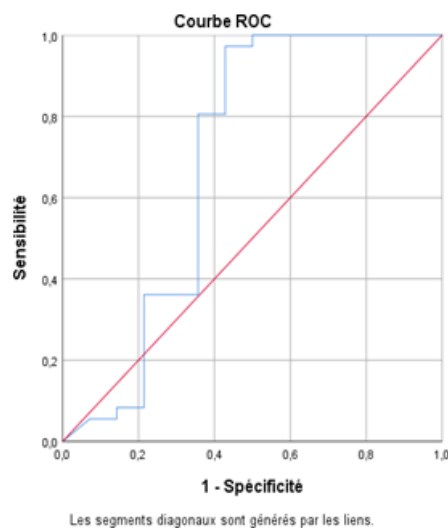
Puisque notre modèle est optimiste, c'est-à-dire, il peut juger des entreprises comme étant saines (ne sont pas risquées), alors qu'elles sont défailtantes et risquées en réalité. Cette échelle permet de classer chaque entreprise dans la position correcte, et qui lui convient.

Pour la construire, nous avons décomposé la probabilité des scores calculée pour les 50 Entreprises de l'échantillon de validation en dix 6 intervalles de risque, allant de risque 1 qui est parfaitement faible, au risque 6 qui est parfaitement élevé.

Après le triage des probabilités, nous avons procédé à leur découpage selon les proportions des entreprises saines et défailtantes en créant des intervalles.

Nous pouvons résumer l'information dans un graphique nuage de points appelé Récapitulatif de traitement des observations, en représentant la proportion des entreprises défailtantes, en fonction des intervalles de risque. Si les intervalles sont bien calibrés, les points devraient être alignés sur une droite.

**Courbe ROC**



Nous constatons que les points sont quasiment alignés sur une droite, cela veut dire que les intervalles de risques sont bien repartis.

Notre échelle de risque alors, se présente par rapport au risque comme suit :

- $0 \leq P \leq 0,143963639722096$  Risque 1
- $0,143963639722096 < P \leq 0,222429486013859$  Risque 2
- $0,222429486013859 < P \leq 0,352045920996413$  Risque 3
- $0,352045920996413 < P \leq 0,424048908154579$  Risque 4
- $0,424048908154579 < P \leq 0,599754626924718$  Risque 5
- $0,599754626924718 < P \leq 1$  Risque 6

Illustration Maintenant, nous pouvons classer n'importe quelle entreprise selon son degré de risque en utilisant l'échelle :

- ] 0 - 0,143963639722096]. ....Risque 1
- ] 0,143963639722096 - 0,222429486013859]. ....Risque 2
- ] 0,222429486013859 - 0,352045920996413]. ....Risque 3
- ] 0,352045920996413 - 0,424048908154579]. ....Risque 4
- ] 0,424048908154579 - 0,599754626924718]. ....Risque 5
- ] 0,599754626924718 - 1] Risque 6

Le modèle analyse discriminant appliqué aux données des entreprises, nous a permis d'étudier l'influence des variables sur le défaut de paiement, et que seules les variables R14, R36 et R39 influent sur le défaut.

Les résultats obtenu sur échantillon validation , assurent que le modèle a un pouvoir de prédiction, car il présente un taux de bon classement de 86%, et seulement 14% comme un taux d'erreur.

Pour prendre une décision finale sur le risque de crédit présenté par l'entreprise, nous allons comparer le résultat obtenu par le modèle de scoring et le résultat de l'analyse financière, c'est pour cela, nous avons procédé au calcul de certains ratios dans les deux exemples suivante :

**•Exemple 01 :**

Le 04/04/2018 une SARL société à responsabilité limitée, a sollicité la banque de Crédit Populaire d'Algérie (CPA), pour un crédit d'investissement en présentant tout le dossier nécessaire pour accomplir cette opération.

Dans cet exemple, nous avons choisi les bilans et le comptes de résultats des deux dernières années 2016 et 2017 pour calculer les ratios.

**Tableau N° 13 : Eléments du Bilan et TCR de la SARL.**

<b>Année</b> <b>Rubrique</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>
<b>Capitaux propres</b>	413 583 345,96	435 872 579,50
<b>Totale passif</b>	1 294 585 282,41	1 385 718 659,95
<b>Charge financières</b>	43 022 795.74	21 057 420.70
<b>Valeur ajoutée</b>	190 011 790.55	119 641 170.44
<b>Dettes à long terme</b>	560 723 767,62	524 828 949,42

Source : annexe n°02 et 06.

**Calcul des ratios :**

**Tableau N°14 : Calcul des ratios de la SARL.**

Ratio \ Année	2016	2017	Moyen
R14 Capitaux propres / Total Passif	0,319471688	0,314546229	0,317008959
R36 Charges financières/Valeur Ajoutée	0.2264217163	0.1760048035	0.2012132599
R39 Charges financières / Dette à Long et Moyen terme	0.076727255	0.040122445	0,05842485

Source : annexe n°02 et 06.

Après avoir calculé les ratios, nous allons les remplacer dans la fonction de score :

$$Y = -1.956 + 2.101 \times 0.317008959 + 6.926 \times 0.2012132599 + 1.294 \times 0.05842485$$

$$Y = 0.1792406168$$

$$p = \frac{1}{1 + \exp(-y)} = 0.5446905696$$

La probabilité de défaut de cette entreprise est égale à 0.5446905696, elle appartient donc à l'intervalle ] 0,424048908154579 - 0,599754626924718], c'est-à-dire le risque 5 selon l'échelle de notation.

Nous observons que le risque de non remboursement de la SARL est de degré 5, (5/6) donc elle est considérée comme étant une entreprise risquée.

**La confirmation avec l'analyse financière :**

**Tableau N° 15 : Analyse financière SARL.**

<b>ratio</b> / <b>année</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>moyen</b>
Autonomie financière = capitaux propres / total dettes	<b>0,47</b>	<b>0,46</b>	<b>0,465</b>
L'endettement = dettes à long terme / capitaux propres	<b>1,35</b>	<b>1,20</b>	<b>127,5</b>
Liquidité générale = actif courant / dettes à court terme	<b>0,30</b>	<b>0,40</b>	<b>0,35</b>

**Source :** annexe n° 01 et 02.

**Commentaires :**

Le ratio d'autonomie financière est égale à 0,465, il est inférieur à 100 être supérieur à 100 capitaux propres, donc l'entreprise est dépendante des financements extérieures.

Les dettes à long terme représentent 127,5% des capitaux propres, cela veut dire que le ratio d'endettement est largement supérieur à 50% (il doit être inférieur à 50%), donc l'entreprise n'a pas la capacité de rembourser ses dettes bancaires.

Le ratio de liquidité générale est de 0,35, c'est à dire inférieur à 1 (il doit être au moins égale à 1), donc les dettes à court terme de l'entreprise ne sont pas totalement couvertes par son actif circulant.

Les résultats obtenus par l'analyse financière, ont confirmé que cette entreprise est risquée, et que son classement dans l'intervalle de risque 5, lui convient.

**Exemple 02 :** Le 28/04/2018 une EURL, entreprise unipersonnelle à responsabilité limitée, spécialisée dans la construction et entretien a sollicité la banque de Crédit Populaire d'Algérie (CPA),

pour un crédit d'investissement en présentant tout le dossier exigible, et comme d'habitude nous s'intéresserons aux bilans et aux comptes de résultat des deux dernières années 2016 et 2017 afin d'effectuer le calcul des ratios nécessaires.

**Tableau N°16 : Eléments du Bilan et TCR (EURL).**

<b>Rubrique</b> \ <b>Année</b>	2016	2017
<b>Capitaux propres</b>	506 885 699	550 721 220
<b>Totale passif</b>	859 536 249	716 833 025
<b>Charge financières</b>	1 212 100	11 330 698
<b>Valeur ajoutée</b>	190 011 790.55	119 641 170.44
<b>Dettes à long terme</b>	2 703 898	32 373 442

Source : annexe n° 06 et 03

**Calcul des ratios :**

**Tableau N°17 : Calcul des ratios (EURL).**

<b>Ration</b> \ <b>Année</b>	2016	2017	Moyen
<b>R14</b> Capitaux propres / Total Passif	0,589719979	0,768269877	<b>0,678994928</b>
<b>R36</b> Charges financières/Valeur Ajoutée	0,0063790778	0,0947056766	<b>0,0505423772</b>
<b>R39</b> Charges financières / Dette à Long et Moyen terme	0,448278744	0,349999793	<b>0,399139268</b>

Source : annexe n° 05 et 06.

Après avoir calculé les ratios, nous allons les remplacer dans la fonction de score :

$$Y = -1.956 + 2.101 \times 0.678994928 + 6.926 \times 0.0505423772 + 1.294 \times 0.399139268.$$

$$Y = 0.3371110610.$$

$$p = \frac{1}{1 + \exp(-y)} = 0.5834885949$$

### CHAPITRE 3. CONSTRUCTION ET VALIDATION DU MODÈLE

---

La probabilité de défaut de cette entreprise est égale à 0.5834885949, elle appartient donc à l'intervalle ]0,424048908154579 - 0,599754626924718] , c'est-à-dire le risque 5 selon l'échelle de notation.

Nous observons que le risque de non remboursement de la SARL est de degré 5, (5/6) donc elle est considérée comme étant une entreprise risquée.

#### La confirmation avec l'analyse financière :

**Tableau N°18 : Analyse financière EURL.**

<b>Ratio</b>	<b>année</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>Moyen</b>
Autonomie financière = capitaux propres / total dettes		<b>1,43</b>	<b>3,31</b>	<b>2,37</b>
L'endettement = dettes à long terme / capitaux propres		<b>0,0053</b>	<b>0,0587</b>	<b>0,032</b>

Source : annexe n° 03 et 04.

#### Commentaire :

Nous constatons que : Le ratio d'autonomie financière est égale à 2,37, il est parfaitement supérieur à 100 signifie que les capitaux propres de la société sont plus importants que les dettes, donc l'entreprise est dépendante des financements extérieures. Et elle peut couvrir largement ses emprunts bancaires avec ses capitaux propres.

Et que les dettes à long terme représentent que 3,2 l'entreprise a une très grande capacité de faire face à ses engagements et de rembourser ses dettes bancaires.

D'après ces résultats nous remarquons qu'il n'existe aucun risque en matière de crédit présenté par cette société, ce qui confirme le jugement précédent (le résultat obtenu par le modèle scoring).



---

## Comparaison

Dans le premier exemple, les résultats obtenus par la méthode de scoring indiquent que le risque de non remboursement de la SARL est de degré 5, (5/6) donc elle est considérée comme étant une entreprise risquée.

La même chose pour les résultats obtenus par l'analyse financière, ont confirmé que cette entreprise est risquée, et que son classement aussi est dans l'intervalle de risque 5, lui convient.

Dans le deuxième exemple, les résultats obtenus par la méthode de scoring indiquent que le risque de non remboursement de la SARL est de degré 5, (5/6) donc elle est considérée comme étant une entreprise risquée.

Par contre à l'aide de la méthode d'analyse financière, nous remarquons qu'il n'existe aucun risque en matière de crédit présenté par cette société.

### Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons appliqué la méthode scoring et l'analyse financière. Nous savions que la construction du modèle de l'analyse discriminant suit un cheminement méthodologique parfait, commençant par l'élimination des entreprises, la sélection des variables prédictives, et enfin, l'estimation du modèle. Le modèle analyse discriminant appliqué aux données des entreprises, nous a permis d'étudier l'influence des variables sur le défaut de paiement, et que seules les variables R14, R36 et R39 influent sur le défaut.

Pour valider le modèle, nous avons testé son degré de fiabilité sur un échantillon de référence qui n'a pas participé à la modélisation. Ce dernier a présenté un taux de bon classement pour et globalement satisfait à l'évaluation évaluée de leur risque de crédit.

En effet, le modèle de score mis en place, demeure un outil d'aide à la décision, et le score obtenu n'est pas exhaustif, il est nécessaire de lui associer une analyse financière pour assurer et confirmer le jugement perçu.



## Conclusion Générale

---

Ce travail a compte trois chapitres, dans lesquels nous souhaitons étudier l'évaluation du risque de crédit bancaire par plusieurs méthodes. Le premier chapitre est consacré aux généralités sur les crédits bancaires. Dans le deuxième chapitre nous avons défini les modèles d'évaluation et de gestion du risque de crédit ainsi la méthodologie de chaque modèle.

Dans Le dernier chapitre nous avons tout d'abord abordé la méthodologie de modèle scoring et analyse financière, ensuite, nous avons validé le modèle en précisant comment calculer la probabilité de défaut du client demandeur de crédit, enfin, nous avons fait une comparaison générale entre les deux modèles.

-Sur le plan théorique, nous avons constaté que le risque de crédit survient au niveau de l'entreprise, ensuite il est transféré à la banque créancière. Il est donc impératif pour la banque de disposer d'indicateurs de défaillance lui permettant de détecter les difficultés de l'emprunteur, aussitôt qu'elles apparaissent. Egalement, le but de la Banque est de développer son activité tout en minimisant les risques. Pour parvenir à ce double objectif, elle doit posséder des outils d'évaluation et de gestion du risque de contrepartie.

Parmi ces outils, il y a : scoring, l'analyse financière, VAR, SVM. Ces outils sont utilisés à fin de prévenir la survenance du risque de crédit.

Sur le plan pratique, nous avons analysé l'efficacité du processus de gestion du risque de crédit mis en place par la Banque de crédit populaire d'Algérie pour maîtriser le risque de crédit en analysant toutes les étapes du processus d'octroi de crédit jusqu'à la mise en place du prêt ainsi que la gestion des crédits et précédant à leurs suivis et leurs contrôles afin d'éviter tout risque éventuel.

-Cependant, dans le cadre de l'étude objet de notre recherche, l'évaluation de risque de crédit par la méthode de scoring est une nécessité pour les banques, mais l'analyse financière reste l'outil primordial dans la décision d'octroi de crédit. Ces deux méthodes combinées permettent à la fois de prédire la probabilité d'occurrence de mauvaise performance telle qu'est définie par le prêteur et de quantifier la probabilité de défaut de remboursement.

Annexe :

**BILAN (ACTIF)**

<b>BILAN (ACTIF)</b>				
<b>ACTIF</b>	<b>2017</b>			<b>2016</b>
	<b>Montants bruts</b>	<b>Amortissements Provisions et pertes de valeurs</b>	<b>net</b>	<b>Net</b>
<u>ACTIF NON COURANT</u>				
<b>Ecart d'acquisition-goodwill</b>				
<b>Immobilisations incorporelles</b>	149 000,00	61 250,00	132 750,00	132 750,00
<b>immobilisations corporelles</b>	2 952 950 997,23	1 745 459 601,60	1 207 491 395,63	1 190 356 895,63
<b>Immobilisation encours</b>				
<b>Immobilisations financières</b>				
Titres mis en équivalence				
Autres participations et créances rattachées				
Autres titres immobilisées				
Prêts et autres actifs financiers non courants	7 448 051,23		7 448 051,23	7 448 051,23
<b>TOTAL ACTIF NON COURANT</b>	<b>2 960 593 048,46</b>	<b>1 745 520 851,60</b>	<b>1 215 072 196,86</b>	<b>1 197 937 696,86</b>
<u>ACTIF COURANT</u>				
<b>Stocks et encours</b>				

*Annexe :*

---

<b>Créances et emplois assimilés</b>				
Clients	86 850 400,81		86 850 400,81	63 834 581,71
Autres débiteurs	70 386 750,26		70 386 750,26	30 438 179,40
Impôts	11 138 209,00		11 138 209,00	910 596,00
Autres actifs courants	1 851 180,16		1 851 180,16	
<b>Disponibilités et assimilés</b>				
Placements et autres actifs financiers courants				
Trésorerie	419 922,86		419 922,86	1 464 228,44
<b>TOTAL ACTIF COURANT</b>	<b>170 646 463,09</b>		<b>170 646 463,09</b>	<b>96 647 585,55</b>
<b>TOTAL GENERAL ACTIF</b>	<b>3 131 239 511,55</b>	<b>1 745 520 851,60</b>	<b>3 131 239 511,55</b>	<b>1 294 585 282,41</b>

Annexe : n°01

*Annexe :*

---

**BILAN (PASIF)**

<b>BILAN (PASIF)</b>		
<b>PASIF</b>	<b>2017</b>	<b>2016</b>
<u>CAPITAUX PROPRES</u>		
Capital émis (ou compte de l'exploitant)	391 630 000,00	391 630 000,00
Capital non appelé	731 624,17	731 624,17
Primes et réserves – Réserves consolidés (1)		
Ecart de réévaluation		
Ecart d'équivalence (1)		
Résultat net – Résultat net du groupe (1)	22 289 233,54	4 987 397,02
Autres capitaux propres – Report à nouveau	21 221 721,79	16 234 324,77
<b>Part de la société consolidant (1)</b>		
<b>Part des minoritaires (1)</b>		
<b>(TOTAL I)</b>	<b>435 872 579,50</b>	<b>413 583 345,96</b>
<u>PASSIF NON COURANT</u>		
Emprunts et dettes financières	524 828 949,42	560 723 767,62
Impôts (différés et provisionnés)		
Autres dettes non courantes		
Provisions et produits constatés d'avance		
<b>TOTAL PASSIF NON COURANT (TOTAL II)</b>	<b>524 828 949,42</b>	<b>560 723 767,62</b>
<u>PASSIF COURANT</u>		

*Annexe :*

---

<b>Fournisseurs et comptes rattachés</b>	161 730 493,89	141 103 784,14
Impôts	105 858 731,40	60 908 637,63
Autres dettes	124 663 582,53	112 863 127,99
Trésorerie passif	32 764 323,21	5 402 619,07
<b>TOTAL PASSIF COURANT (TOTAL III)</b>	<b>425 017 131,03</b>	<b>320 278 168,83</b>
<b>TOTAL GENERAL PASSIF</b>	<b>1 385 718 659,95</b>	<b>1 294 585 282,41</b>

Annexe : n°02

## BILAN (ACTIF)

BILAN (ACTIF)				
ACTIF	2017			2016
	Montants bruts	Amortissements Provisions et pertes de valeurs	net	Net
<u>ACTIF NON COURANT</u>				
Ecart d'acquisition-goodwill				
Immobilisations incorporelles	48 000	14 800	33 200	38 000
immobilisations corporelles				
Terrains				
Bâtiments				
Autres immobilisations corporelles	102 531 072		102 531 072	111 382 675
Immobilisations en concession				
Immobilisation encours				
Immobilisations financières				
Titres mis en équivalence				
Autres participations et créances rattachées				
Autres titres immobilisées				
Prêts et autres actifs financiers non courants	100 092 205		100 092 205	135 831 482
Impôts différés actif	12 818 068		12 818 068	8 729 533

*Annexe :*

---

<b>TOTAL ACTIF NON COURANT</b>	<b>215 489 345</b>	<b>14 800</b>	<b>215 474 545</b>	<b>255 981 690</b>
<u>ACTIF COURANT</u>				
<b>Stocks et encours</b>	250 840 253		250 840 253	278 225 810
<b>Créances et emplois assimilés</b>				
Clients	181 216 154		181 216 154	310 478 933
Autres débiteurs	11 781 275		11 781 275	2 499 355
Impôtset assimilés	9 171 640		9 171 640	3 900 580
Autres créances et emplois assimilés	1 851 180,16		1 851 180,16	
<b>Disponibilités et assimilés</b>				
Placements et autres actifs financiers courants				
Trésorerie	48 349 155		48 349 155	8 449 877
<b>TOTAL ACTIF COURANT</b>	<b>501 358 477</b>		<b>501 358 477</b>	<b>603 554 555</b>
<b>TOTAL GENERAL ACTIF</b>	<b>716 847 822</b>	<b>14 800</b>	<b>716 847 822</b>	<b>859 536 249</b>

Annexe : n°03

## BILAN(PASIF)

BILAN (PASIF)		
PASIF	2017	2016
<u>CAPITAUX PROPRES</u>		
Capital émis	80 000 000	50 000 000
Capital non appelé		
Primes et réserves – Réserves consolidés (1)	220 974 624	220 974 624
Ecart de réévaluation		
Ecart d'équivalence (1)		
Résultat net – Résultat net du groupe (1)	49 205 955	35 602 168
Autres capitaux propres – Report à nouveau	200 974 624	200 742 890
<b>Part de la société consolidant (1)</b>		
<b>Part des minoritaires (1)</b>		
<b>(TOTAL I)</b>	<b>550 721 220</b>	<b>506 885 699</b>
<u>PASSIF NON COURANT</u>		
Emprunts et dettes financières	32 373 442	2 703 898
Impôts (différés et provisionnés)		
Autres dettes non courantes		
Provisions et produits constatés d'avance		
<b>TOTAL PASSIF NON COURANT (TOTAL II)</b>	<b>32 373 442</b>	<b>2 703 898</b>
<u>PASSIF COURANT</u>		

*Annexe :*

Fournisseurs et comptes rattachés	40 212 509	95 504 904
Impôts	37 037 667	75 645 764
Autres dettes	56 579 187	178 795 984
Trésorerie passif		
<b>TOTAL PASSIF COURANT (TOTAL III)</b>	<b>133 738 363</b>	<b>349 946 652</b>
<b>TOTAL GENERAL PASSIF</b>	<b>716 833 025</b>	<b>859 536 249</b>

Annexe : n°04

RUBRIQUE		2017		2016	
		DEBIT (en dinars)	CREDIT (en dinars)	DEBIT (en dinars)	CREDIT (en dinars)
Ventes de marchandises					
Production Vendues	Production fabrique				
	Prestations de services				
	Vente de travaux		500177947		460217995
<b>Produit annexe</b>					
Rebais, remises, ristournes accordés					
<b>Chiffre d'affaire net sur Rebais, remises, ristournes</b>			<b>400177947</b>		<b>460217995</b>
Production stockée ou déstockée			2839934		34396082

## Annexe :

---

Production immobilisé				
Subvention d'exploitation				245727
<b>1. Production de l'exercice</b>		<b>503017881</b>		<b>494859752</b>
Achat de marchandises vendues				
Matières premières	176673030		216401990	
Autre approvisionnements	25388661		24914534	
Variations des stocks				
Achat d'études et prestations de services				
Autre consommations	68285		26160	
Rebais, remises, ristournes obtenus sur achats				
	Sous-traitance générale	62701459		31311705
	Locations	2473800		676000
	Entretien, réparation et maintenance	1992219		3197192
	Prime d'assurance	2874361		2641176
	Personnel extérieur à l'entreprise			
	Rémunération d'intermédiaires et Honoraires	4987156		6159220
	Publicité	42750		698810
	Déplacement, missions et réceptions	6288450		
Autre services	23257340		24964166	
<b>2. Consommations d'exercice</b>	<b>306747515</b>		<b>310898519</b>	
<b>3. Valeur d'exploitation (1-2)</b>		<b>196270366</b>		<b>183951233</b>
Charge de personnel	83754015		94660352	

## Annexe :

---

Impôts, taxes et versement assimilés	5890195		9725108	
<b>4. excédent brut d'exploitation</b>		<b>106626153</b>		<b>79575772</b>
Autre produits opérationnel		3351817		6064166
Autre charges opérationnel	242859		3956425	
Dotations aux amortissements	47463053		33067605	
Pertes de valeur				
Provisions				
Reprise sur perte de valeur et provision				
<b>5. résultats opérationnel</b>		<b>622772058</b>		<b>48615907</b>
Produits financiers				
Charges financiers	11330698		1212100	
<b>6. résultat financier</b>	<b>11330698</b>		<b>1212100</b>	
<b>7. résultat ordinaire (5+6)</b>		<b>73602756</b>		<b>49828007</b>
Elément extraordinaires (produits)				
Elément extraordinaires (charges)				
<b>8. résultat extraordinaire</b>				
Impôt exigibles sur résultats	6469736		10604791	
Impôt différés (variation) sur résultat ordinaire	1884339		30905	
<b>9. résultat net de l'exercice</b>		<b>49205955</b>		<b>35602168</b>

Annexe : n°05 :

*Annexe :*

---

## COMPTE DR RESULTAT

	Note	2017	2016
Vente et produit annexes		22 550 435.91	55 069 222.65
Variation stockes produit finis et en cours			
Production immobilisée			
Subvention d'exploitation			
<b>1. Production de l'exercice</b>		<b>22 550 435.91</b>	<b>55 069 222.65</b>
Achat consommés		39 527 619.03	75 006 017.47
Service extérieurs et autre consommation		54 381 765.44	85 850 812.62
<b>2. Consommation de l'exercice</b>		<b>103 909 265.47</b>	<b>165 557 431.09</b>
<b>3. Valeur ajoutée d'exploitation (1-2)</b>		<b>119 641 170.44</b>	<b>190 011 790.55</b>
Charge de personnel		64 623 808.74	112 911 554.92
Impôt, taxes et versements et aux provisions		11146819.03	19739198.39
<b>4. Excédent brut d'exploitation</b>		<b>43 059 456.67</b>	<b>67 370 038.05</b>
Autre produits opérationnel			2 240 991.63
Autre charges opérationnel		321 694.43	140 000.47
Dotation aux amortissements et aux provisions			11 720 944.30
Reprise sur perte de valeur et provisions			
<b>5. Résultat opérationnel</b>		<b>43 346 654.24</b>	<b>48 750 075.65</b>
Produits financiers			
Charges financiers		21 057 420.70	43 022 795.74

## Annexe :

---

<b>6. Résultat financiers</b>		<b>2 105 420.70</b>	<b>43 022 795.74</b>
<b>7. Résultat ordinaire avant impôt (5+6)</b>		<b>22 269 233.54</b>	<b>5 727 280.22</b>
Impôt exigible sur résultat ordinaire			1 159 863.20
Impôt différés (variation) sur résultat ordinaire			
Total de produits des activités ordinaire		223 550 455.91	354 110 213.73
Total de charges des activités ordinaire		201 261 202.37	349 552 016.71
<b>8. Résultat net des activités ordinaire</b>		<b>22 269 233.54</b>	<b>4 557 397.02</b>
Elément extraordinaires (produit)			430 000.00
Elément extraordinaires (charge)			
<b>9. Résultat extraordinaire</b>			<b>430 000.00</b>
<b>10. Résultat net de l'exercice</b>		<b>22 269 233.54</b>	<b>4 957 397.02</b>

Annexe : n°06 :

## Discriminant

Récapitulatif de traitement des observations d'analyse		
Observations non pondérées	N	Pourcentage
Valides	150	100,0
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0 ,0
	Au moins une variable discriminante manquante	0 ,0
	Codes de groupes hors plage ou manquants et au moins une variable discriminante manquante	0 ,0
	Total	0 ,0
Total	150	100,0

Annexe :

Statistiques de groupe					
Y		Moyenne	Ecart type	N valide (liste)	
				Non pondérées	Pondérées
Saine	R8	,21539976521	,259303539516	126	126,000
	R9	,57454379714	1,204757531430	126	126,000
	R14	,55026888767	,245049241690	126	126,000
	R29	,15414376198	,151103487220	126	126,000
	R36	,06997363283	,085368718033	126	126,000
	R39	,35541843175	,507496340285	126	126,000
	R46	3,66235316209	8,787880463259	126	126,000
	R55	,09331557976	,196407392705	126	126,000
	R59	,43729611860	,311085344513	126	126,000
	R65	,83003883490	1,360185796484	126	126,000
défaillante	R8	,25282275913	,291650424249	24	24,000
	R9	1,21744979896	2,160231835730	24	24,000
	R14	,42609730929	,289302278788	24	24,000
	R29	,13782144846	,189687287116	24	24,000
	R36	,02913806238	,048569960371	24	24,000
	R39	,07936927092	,069160470825	24	24,000
	R46	,96603391229	1,043179881916	24	24,000
	R55	,03959339471	,071328539884	24	24,000
	R59	,31362996050	,282359392657	24	24,000
	R65	1,28734731171	2,289847169593	24	24,000
Total	R8	,22138744423	,264059731094	150	150,000
	R9	,67740875743	1,412063605261	150	150,000
	R14	,53040143513	,255699902004	150	150,000
	R29	,15153219181	,157304754982	150	150,000
	R36	,06343994155	,081876190694	150	150,000
	R39	,31125056602	,476567249409	150	150,000
	R46	3,23094208212	8,120299573614	150	150,000
	R55	,08472003015	,183134247116	150	150,000
	R59	,41750953331	,309131623785	150	150,000
	R65	,90320819119	1,545891845996	150	150,000

Annexe :

## Analyse 1

### Statistiques pas à pas

Variables introduites/éliminées <sup>a,b,c,d</sup>									
Pas	Introduites	Lambda de Wilks							
		Statistiques	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistiques	ddl1	ddl2	Sig.
1	R39	,955	1	1	148,000	7,038	1	148,000	,009
2	R36	,926	2	1	148,000	5,852	2	147,000	,004
3	R14	,900	3	1	148,000	5,380	3	146,000	,002

A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite.

a. Le nombre maximum de pas est 20.

b. La signification maximum du F pour introduire est .05.

c. La signification minimum du F pour éliminer est .10.

d. Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.

Variables de l'analyse				
Pas		Tolérance	Signification du F pour éliminer	Lambda de Wilks
1	R39	1,000	,009	
2	R39	,999	,013	,966
	R36	,999	,036	,955
3	R39	,995	,021	,934
	R36	,997	,032	,929
	R14	,995	,043	,926

Variables absentes de l'analyse					
Pas		Tolérance	D-deux Tolérance	Signification du F pour introduire	Lambda de Wilks
0	R8	1,000	1,000	,526	,997
	R9	1,000	1,000	,041	,972
	R14	1,000	1,000	,029	,968
	R29	1,000	1,000	,643	,999
	R36	1,000	1,000	,025	,966
	R39	1,000	1,000	,009	,955
	R46	1,000	1,000	,137	,985
	R55	1,000	1,000	,189	,988
	R59	1,000	1,000	,072	,978
	R65	1,000	1,000	,185	,988

Annexe :

1	R8	,879	,879	,766	,954
	R9	,957	,957	,133	,940
	R14	,996	,996	,047	,929
	R29	,993	,993	,500	,952
	R36	,999	,999	,036	,926
	R46	,762	,762	,820	,954
	R55	,906	,906	,604	,953
	R59	,974	,974	,175	,943
	R65	,976	,976	,366	,949
2	R8	,851	,851	,934	,926
	R9	,947	,947	,091	,908
	R14	,995	,995	,043	,900
	R29	,991	,991	,450	,923
	R46	,730	,730	,505	,923
	R55	,883	,883	,395	,922
	R59	,968	,968	,134	,912
	R65	,946	,946	,205	,916
	3	R8	,823	,823	,777
R9		,907	,907	,202	,890
R29		,935	,935	,784	,900
R46		,713	,713	,723	,900
R55		,845	,845	,669	,899
R59		,937	,937	,063	,879
R65		,865	,865	,489	,897

Lambda de Wilks									
Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistiques	ddl1	ddl2	Sig.
1	1	,955	1	1	148	7,038	1	148,000	,009
2	2	,926	2	1	148	5,852	2	147,000	,004
3	3	,900	3	1	148	5,380	3	146,000	,002

## Annexe :

### Récapitulatif des fonctions discriminantes canoniques

Valeurs propres				
Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,111 <sup>a</sup>	100,0	100,0	,316
a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.				

Matrice de structure	
	Fonction
	1
R39	,656
R36	,561
R14	,546
R46 <sup>a</sup>	,291
R8 <sup>a</sup>	-,225
R55 <sup>a</sup>	,223
R9 <sup>a</sup>	-,189
R65 <sup>a</sup>	-,160
R29 <sup>a</sup>	,045
R59 <sup>a</sup>	-,029

Coefficients de la fonction discriminante canonique	
	Fonction
	1
R14	2,101
R36	6,926
R39	1,294
(Constante)	-1,956
Coefficients non standardisés	

## Annexe :

Fonctions aux centroïdes des groupes	
	Fonction
Y	1
Saine	,144
Défaillante	-,757
Fonctions discriminantes canoniques non standardisées évaluées aux moyennes des groupes	

## Statistiques de classement

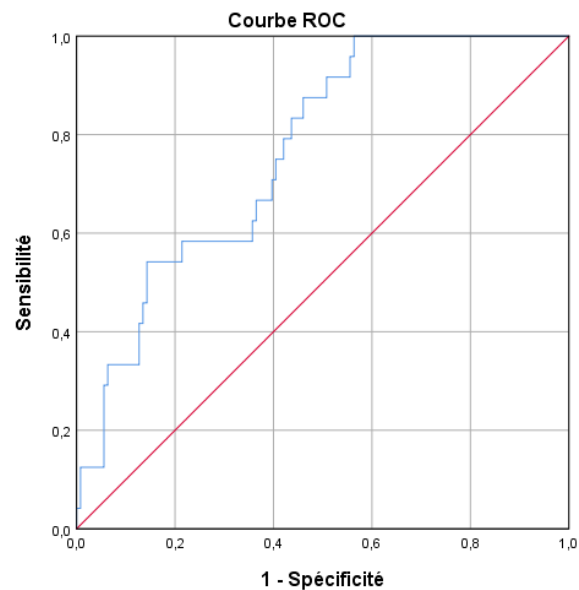
Probabilités à priori pour les groupes			
Y	Probabilités à priori	Observations utilisées dans l'analyse	
		Non pondérées	Pondérées
Saine	,500	126	126,000
Défaillante	,500	24	24,000
Total	1,000	150	150,000

Coefficients de la fonction de classement		
	Y	
	saine	Défaillante
R14	8,627	6,735
R36	11,449	5,210
R39	1,281	,115
(Constante)	-3,695	-2,208
Fonctions discriminantes linéaires de Fisher		

Résultats du classement <sup>a</sup>					
		Y	Appartenance au groupe prévu		Total
			saine	défaillante	
Original	Effectif	saine	78	48	126
		défaillante	8	16	24
	%	saine	61,9	38,1	100,0
		défaillante	33,3	66,7	100,0

a. 62,7% des observations originales sont classées correctement.

## Annexe :



<b>Zone sous la courbe</b>				
Variable(s) de résultats tests: Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1				
Zone	Erreur standard <sup>a</sup>	Sig. asymptotique <sup>b</sup>	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,764	,046	,000	,674	,854
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

**Validation :**

**Discriminant**

<b>Récapitulatif de traitement des observations d'analyse</b>			
Observations non pondérées		N	Pourcentage
Valides		50	98,0
Exclus	Codes de groupes hors plage ou manquants	0	,0
	Au moins une variable discriminante manquante	0	,0
	Codes de groupes hors plage ou manquants et au moins une variable discriminante manquante	1	2,0
	Total	1	2,0
Total		51	100,0

Annexe :

Statistiques de groupe					
Y		Moyenne	Ecart type	N valide (liste)	
				Non pondérées	Pondérées
Saine	R8	,13834108621	,212779721655	14	14,000
	R9	,33289401479	,673819489984	14	14,000
	R14	,41414148893	,278774305377	14	14,000
	R29	,10933568943	,070715994749	14	14,000
	R36	-,07880249957	,643283541546	14	14,000
	R39	,62670996657	,518959654205	14	14,000
	R46	4,71042980207	4,19996068462 6	14	14,000
	R55	,04350932286	,039613475707	14	14,000
	R59	,45479280221	,370973696008	14	14,000
	R65	,63817821200	,951629276600	14	14,000
défaillante	R8	,54088265667	1,52154709173 8	36	36,000
	R9	5,18593222528	26,5106993430 31	36	36,000
	R14	,42712204306	,248162659884	36	36,000
	R29	,07062061667	,311287044134	36	36,000
	R36	,41252114500	1,23379856101 4	36	36,000
	R39	,17846451667	,127342387358	36	36,000
	R46	1,77457681444	1,58493242405 5	36	36,000
	R55	,04392238722	,047874267304	36	36,000
	R59	,30423928861	,263989980535	36	36,000
	R65	6,40800438306	28,4127993291 92	36	36,000
Total	R8	,42817101694	1,30345406437 8	50	50,000
	R9	3,82708152634	22,5161654718 64	50	50,000
	R14	,42348748790	,254247974826	50	50,000
	R29	,08146083704	,266174911290	50	50,000
	R36	,27495052452	1,11659047874 8	50	50,000
	R39	,30397324264	,352658280397	50	50,000
	R46	2,59661565098	2,87181216578 1	50	50,000

Annexe :

	R55	,04380672920	,045315170291	50	50,000
	R59	,34639427242	,301585302445	50	50,000
	R65	4,79245305516	24,1603469151 00	50	50,000

## Analyse 1

### Statistiques pas à pas

Variables introduites/éliminées <sup>a,b,c,d</sup>								
Introduites	Lambda de Wilks							
	Statistiques	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			Sig.
					Statistiques	ddl1	ddl2	
R39	,668	1	1	48,000	23,893	1	48,000	,000

A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite.

a. Le nombre maximum de pas est 20.

b. La signification maximum du F pour introduire est .05.

c. La signification minimum du F pour éliminer est .10.

d. Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.

Variables de l'analyse			
Pas		Tolérance	Signification du F pour éliminer
1	R39	1,000	,000

Variables absentes de l'analyse					
Pas		Tolérance	D-deux Tolérance	Signification du F pour introduire	Lambda de Wilks
0	R8	1,000	1,000	,332	,980
	R9	1,000	1,000	,499	,990
	R14	1,000	1,000	,873	,999
	R29	1,000	1,000	,649	,996
	R36	1,000	1,000	,165	,960
	R39	1,000	1,000	,000	,668
	R46	1,000	1,000	,001	,785
	R55	1,000	1,000	,977	1,000
	R59	1,000	1,000	,114	,949
	R65	1,000	1,000	,454	,988
1	R8	,988	,988	,725	,666
	R9	,989	,989	,894	,667
	R14	1,000	1,000	,966	,668

*Annexe :*

	R29	,995	,995	,522	,662
	R36	,984	,984	,106	,631
	R46	,751	,751	,274	,651
	R55	,907	,907	,221	,646
	R59	,881	,881	,950	,668
	R65	,990	,990	,829	,667

Lambda de Wilks									
Pas	Nombre de variables	Lambda	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
						Statistiques	ddl1	ddl2	Sig.
1	1	,668	1	1	48	23,893	1	48,000	,000

Comparaisons appariées de groupes <sup>a</sup>				
Pas	Y		saine	défaillante
1	saine	F		23,893
		Sig.		,000
	défaillante	F	23,893	
		Sig.	,000	

a. 1, 48 degrés de liberté pour le pas 1.

**Récapitulatif des fonctions discriminantes canoniques :**

Valeurs propres				
Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	,498 <sup>a</sup>	100,0	100,0	,576

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Lambda de Wilks				
Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-carré	ddl	Sig.
1	,668	19,189	1	,000

*Annexe :*

<b>Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées</b>	
	Fonction
	1
R39	1,000

<b>Matrice de structure</b>	
	Fonction
	1
R39	1,000
R46 <sup>a</sup>	,499
R59 <sup>a</sup>	,345
R55 <sup>a</sup>	-,305
R36 <sup>a</sup>	,125
R8 <sup>a</sup>	-,112
R9 <sup>a</sup>	-,106
R65 <sup>a</sup>	-,100
R29 <sup>a</sup>	-,069
R14 <sup>a</sup>	-,022
Les corrélations intragroupes combinés entre les variables discriminantes et les variables des fonctions canoniques standardisées sont ordonnées par la taille absolue des corrélations à l'intérieur de la fonction.	
a. Cette variable n'est pas utilisée dans l'analyse.	

<b>Coefficients de la fonction discriminante canonique</b>	
	Fonction
	1
R39	3,435
(Constante)	-1,044
Coefficients non standardisés	

*Annexe :*

**Statistiques de classement**

<b>Récapitulatif de la procédure de classement</b>		
Traitées		51
Exclues	Codes de groupes hors plage ou manquants	0
	Au moins une variable discriminante manquante	1
Utilisées dans la sortie		50

<b>Probabilités à priori pour les groupes</b>			
Y	Probabilités à priori	Observations utilisées dans l'analyse	
		Non pondérées	Pondérées
saine	,500	14	14,000
défaillante	,500	36	36,000
Total	1,000	50	50,000

<b>Coefficients de la fonction de classement</b>		
	Y	
	saine	Défaillante
R39	7,394	2,105
(Constante)	-3,010	-,881

<b>Coordonnées de la courbe</b>		
Variable(s) de résultats tests: Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1		
Positif si supérieur ou égal à <sup>a</sup>	Sensibilité	1 – Spécificité
,0000000	1,000	1,000
,1329149	1,000	,500
,3552756	,972	,500
,5111927	,972	,429
,5827391	,944	,429
,6158425	,917	,429
,6257825	,889	,429
,6479351	,833	,429
,6658253	,806	,429
,6836677	,806	,357
,7074976	,750	,357
,7231107	,722	,357
,7331195	,444	,357

*Annexe :*

,7573656	,417	,357
,7931376	,389	,357
,8094839	,361	,357
,8156338	,361	,286
,8234514	,361	,214
,8335593	,333	,214
,8405820	,306	,214
,8435880	,278	,214
,8537575	,250	,214
,8643608	,222	,214
,8688827	,194	,214
,8743983	,167	,214
,8770914	,139	,214
,8788464	,111	,214
,8808818	,083	,214
,8855932	,083	,143
,8912360	,056	,143
,8936239	,056	,071
1,0000000	,000	,000
La ou les variables de résultats tests : Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1 comportent au moins une liaison entre le groupe d'état réel positif et le groupe d'état réel négatif.		
a. La valeur césure la plus petite est la valeur test minimale observée moins 1, et la valeur césure la plus grande est la valeur test maximale observée plus 1. Toutes les autres valeurs césures sont les moyennes de deux valeurs tests consécutives observées.		

<b>Zone sous la courbe</b>				
Variable(s) de résultats tests: Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1				
Zone	Erreur standard <sup>a</sup>	Sig. asymptotique <sup>b</sup>	Intervalle de confiance asymptotique à 95 %	
			Borne inférieure	Borne supérieure
,690	,108	,038	,479	,902
Les variables de résultats tests : Probabilités d'appartenance au groupe 1 pour analyse 1 comportent au moins une liaison entre le groupe d'état réel positif et le groupe d'état réel négatif. Les statistiques peuvent être déformées.				
a. Dans l'hypothèse non-paramétrique				
b. Hypothèse nulle : zone vraie = 0.5				

## Échantillon de construction :

	R8	R9	R14	R29	R36	R39	R46	R55	R59	R65	Y
	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux permanents	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux Propres	Capitaux propres/Total Passif	Excédent Brut d'Exploitation/ Chiffre d'affaire	Charges financières/ Valeur Ajoutée	Charges financières/Dette à Long et Moyen terme	Cash- flows/Dette à Long et Moyen Terme	Disponibilités et assimilés/Actif Courant	Fournisseurs/ Total Passif Courant	Dette financière/ Capitaux propres	Défaut
E101	0,74039935	3,20283146	0,65922208	0,45950639	0,14882566	0,06250457	0,26556788	0,05742849	0,23035028	3,20283146	0
E102	0,55519576	1,30578278	0,4943101	0,02801939	0,11178607	0,02890552	0,10209237	0,13476746	0,10212035	1,30578278	0
E103	0,19571015	0,24999632	0,94029727	0,48295006	0,04445494	0,07340393	1,12309889	0,02332378	0,32408247	0,28025914	0
E105	0	0	0,55507242	0,50830195	0,00095718	0,21202314	3,32465375	0,01399915	0,22753432	0	0
E106	0,26153164	0,35768651	0,76914433	0,23699986	0,0276497	0,02522658	0,42644071	0,02519404	0,17638908	0,6884461	0
E108	0	0	0,29362504	0,0945739	0,00030018	0,21202314	3,32465375	0,00206974	0,84300294	0	0
E110	0	0	0,96235732	0,03816255	0,08007681	0,21202314	3,32465375	0,13315753	0,28101202	0	0
E111	0,38888351	0,64161398	0,30012107	0,17939569	0,07576773	0,08696878	0,65349658	0,04197439	0,38273022	0,82052709	0
E113	0	0	0,57173658	-0,49824631	-0,0039194	0,21202314	3,32465375	0,02086058	0,5717827	0	0
E114	0,15886442	0,19439451	0,14603557	0,15258371	0,1280325	0,6690545	3,12106336	0,00231934	0,66141278	0,36920678	0
E115	0,14743739	0,17583632	0,85827565	0,26643244	0,06354754	0,11455915	1,19247995	0,06357074	0,40671265	0,19254532	0
E116	0,81906781	-0,8519641	0,54944047	0,09365011	0,1241651	0,0294069	0,23802834	0,00906947	0,27328842	-1,08322276	0
E117	0,23063395	0,31629682	0,52933829	0,10248399	0,23589674	0,30431641	1,13504119	0,01018617	0,11604783	1,07695216	0
E118	0,29612706	0,49103583	0,16787819	0,1489464	0,06660666	0,04479419	1,07114842	0,01387855	0,05165921	1,12310585	0
E119	0,02960982	0,03249646	0,61606628	0,08103308	0,05539276	0,21202314	3,32465375	0,01946364	0,23290993	0,46248546	0
E120	0,10159698	0,11514977	0,57454885	0,07952226	0,02979008	0,08448733	2,25738292	0,0372196	0,16123687	0,18918178	0
E121	0,09957771	0,12008256	0,4937866	0,10131799	0,09991893	1,49967451	8,56227819	0,03076066	0,27944737	0,82301016	0
E122	0	0	0,7322788	0,08456789	0,07104065	0,21202314	3,32465375	0,02400041	0,85474796	0	0
E124	0,84947651	4,1531974	0,16807841	0,07981857	0	0	0,61370368	0	0,61447223	6,20502037	0
E126	0,29141179	0,43109331	0,57565384	0,23903894	0,05718792	0,06696888	0,99342861	0,03029567	0,24784281	0,58364919	0
E130	0,18276014	0,24514601	0,72496261	0,32989688	0,02167598	0,09235424	3,13498547	0,02567363	0,23543136	0,24594489	0
E131	0,04604002	0,04954994	0,93942753	0,14508237	0,0723534	0,33924322	3,32209473	0,0019928	0,25227392	0,08949985	0
E132	0,13736564	0,16026208	0,52561303	0,15363044	0,03585308	0,14833562	1,36014377	0,02467872	0,19309867	0,67254821	0
E133	0,13740243	0,17307538	0,76067651	0,26335844	0,01292562	0,21202314	3,32465375	0,0294137	0,32073313	0,19656643	0
E135	0,67302306	2,08933364	0,30541353	0,07071481	0,02814276	0,02098745	0,12428469	0,00161735	0,34697509	2,22590089	0
E136	0	0	0,84741359	0,10078965	0,06178207	0,21202314	3,32465375	0,01457851	0,27153707	0,00242863	0
E138	0,05193638	0,17079865	0,84899311	0,31716098	0,03881179	1,59505537	93,291641	0,00928068	0,55128769	0,17286959	0
E139	0,42080684	0,78180464	0,63756194	0,17618386	0,18466885	0,15783042	0,33534788	0,01581661	0,34313793	1,08682464	0
E140	0,12705202	0,15697614	0,8166642	0,09745283	0,05760863	0,21202314	3,32465375	0,01158195	0,02582271	0,37432531	0

Annexe :

E141	0,06482924	0,07182641	0,60362594	0,062413	0,1692552	0,21202314	3,32465375	0,06314887	0,09472349	0,07182641	0
E142	0,08473287	0,11361317	0,50904488	0,06856098	0,13871042	0,21202314	3,32465375	0,04914613	0,54076428	0,44715757	0
E143	0,34332659	0,57830955	0,94524571	0,1704677	0,16710793	0,03139929	0,09459108	0	0,45912662	0,57830955	0
E145	0,77572602	3,45883197	0,73137269	0,14115623	0,11616834	0,00727152	0,01632203	0,15203897	0,05505337	3,96030786	0
E146	0,39852125	0,69825988	0,63494338	0,28193924	0,07776931	0,08007687	0,82070781	0,18127795	0,1239582	0,69825988	0
E147	0,33655922	0,59383253	0,19555487	0,09803603	0,2675281	1,03102089	1,3328516	0,00063324	0,58271501	2,68382718	0
E148	0,4492221	0,82725155	0,72469019	0,21657676	0,05810561	0,03895116	0,53350052	0,00781739	0,37198485	0,82725155	0
E150	0	0	0,33453	0,06575471	0,02634328	0,21202314	3,32465375	0,00432956	0,52132319	0,0810337	0
E151	0,77160142	3,39261333	0,63906985	0,15145238	0,05276037	0,00991972	0,06256696	0,01244243	0,25914064	3,74920927	0
E153	0,05673315	0,06207	0,73158766	0,08925944	0	0,21202314	3,32465375	0,00039289	0,9234449	0,09438322	0
E156	0,21902105	0,29032988	0,11235522	0,04918504	0,04161448	0,13721718	0,72546481	0,00604955	0,66355223	0,87233914	0
E157	0	0	0,37533861	0,29714767	0,04968931	0,21202314	3,32465375	0,00727502	0,43671102	4,9834E-05	0
E159	0,30954799	0,67168897	0,08532945	0,06661812	0,0660957	0,66007806	3,43859381	0,04358226	0,10344528	2,48389339	0
E160	0,00286656	0,00289142	0,50937636	0,08526536	0,00621242	0,21202314	3,32465375	0,00423844	0,76920816	0,09607529	0
E162	0	0	0,4094161	0,09748307	0,03715257	0,21202314	3,32465375	0,02106117	0,82251589	0,23075092	0
E163	0	0	0,21244845	0,01009841	0,12645238	0,21202314	3,32465375	0,01734997	0,90449071	0,26457361	0
E164	0,29285298	0,41584202	0,57992606	0,0722293	0,03039782	0,0240826	0,24407314	0,00752577	0,71411353	0,27257069	0
E165	0	0	0,44716362	0,080382	0	0,21202314	3,32465375	0,09926018	0,82635324	0,16513621	0
E166	0	0	0,44716362	0,080382	0	0,21202314	3,32465375	0,09926018	0,82635324	0,16513621	0
E167	0,20607569	0,2603365	0,05232613	0,06721657	0,01556188	0,08736481	3,83061042	0,00358709	0,33753658	0,62115384	0
E168	0,01341863	0,01365008	0,52836962	0,11072432	0,00860908	0,86395183	9,00678051	0,06293391	0,45444242	0,24086216	0
E170	0	0	0,78995266	0,07224701	0,02926543	0,21202314	3,32465375	0,01347355	0,69876097	0,02663623	0
E171	0	0	0,7964926	0,44155496	0,06242188	0,21202314	3,32465375	0,21130366	0,00051603	0	0
E172	0	0	0,9555592	0,04683793	0	0,21202314	3,32465375	0,00188737	0,32805332	0	0
E173	0,26199356	0,49878298	0,30374146	0,020807	0	0,21202314	3,32465375	0	0,42379409	2,85869702	0
E175	0,6091605	1,70307532	0,92528101	0,05929574	0	0	0,35998342	0,09222168	0,57419492	1,75426891	0
E176	0,74966792	3,39355665	0,59352323	0,08955187	0,01830582	0,00628817	0,13319221	0,05137529	0,2794122	3,74810213	0
E178	0	0	0,53730113	0,13739141	0,0600859	0,30177546	0,89170469	0,0118525	0,15304965	0,2238015	0
E179	0,10591792	0,1274939	0,5836516	0,23003865	0,08876083	0,30177546	0,89170469	0,01329453	0,12520555	0,30864732	0
E180	0,04298423	0,04755298	0,49291351	0,2410222	0,13618273	0,30177546	0,89170469	0,01998506	0,19865108	0,62046439	0
E182	0,77375791	3,68838812	0,64539648	0,05675374	0,22545699	0,08093988	0,13118616	0,00749383	0,21040058	4,28490572	0
E184	0,03622097	0,04063667	0,46242633	0,07281675	0,14097209	0,30177546	0,89170469	0,09537681	0,04885081	0,87449361	0
E186	0,20329132	0,26051397	0,53046498	0,06193026	0,22964386	0,17308748	0,31325082	0,08447637	0,6763756	0,46749605	0
E187	0,00865669	0,00888749	0,48729305	0,06909975	0,23198648	0,30177546	0,89170469	0,18469519	0,22122094	0,70340083	0
E188	0,52364541	1,111501	0,54515541	0,16772775	0,17531978	0,10355014	0,26048411	0,00440521	0,50083474	1,27708704	0
E189	0,08505219	0,09426257	0,44620317	0,067252	0,063649	0,61713999	2,53633874	0,00280929	0,1402372	0,24321791	0
E190	0,60165296	1,54149318	0,23597411	0,07498275	0,08635008	0,09169012	0,50152109	0,00902713	0,23117175	3,26558052	0
E191	0,20002368	0,25000728	0,52354552	0,08365731	0,10777325	0,20495492	0,54396534	0,03272717	0,18024614	1,04927692	0
E193	0,76830477	3,33230889	0,94696139	0,20960566	0,21560019	0,02948735	0,06539727	0,03038272	0,40290924	3,37306182	0

Annexe :

E194	0,46951153	0,88584056	0,60050289	0,06725821	0,15637946	0,08309507	0,1736329	0,06989164	0,56542397	1,2218479	0
E195	0,06200524	0,06622858	0,86708626	0,11744687	0,48596809	0,58330836	0,20429113	0,00591783	0,65220427	0,1040994	0
E196	0	0	0,19092838	0,12250261	0,18685878	0,30177546	0,89170469	0,00498562	0,16576486	2,64787695	0
E197	0,17630787	0,2180419	0,78239196	0,13789746	0,15630128	0,11359782	0,25032398	0,02361907	0,0146672	0,45643773	0
E198	0,74225292	3,31382245	0,79195283	0,53125282	0,0850034	0,03291897	0,2440497	0,226493	0,08673144	3,31382245	0
E199	0	0	0,24544479	0,14782079	0,00632511	0,30177546	0,89170469	0,01689063	0,63992314	0,06590715	0
E200	0,42234969	0,7352628	0,49278609	0,10360162	0,31362409	0,08105636	0,13710492	0,01666102	0,72273185	0,89531813	0
E201	0,20777977	0,26495216	0,48360906	0,04284129	0,08085403	0,1349537	0,39883122	0,03702709	0,33627227	0,69241025	0
E202	0,05074373	0,05380461	0,48592904	0,15233886	0,00707867	0,09839799	7,46422315	0,01626182	0,1152681	0,3099619	0
E203	0,35179013	0,87566957	0,12059203	0,03018826	0,3089678	2,84680705	1,55326863	0,04144862	0,78636455	2,09622264	0
E204	0	0	0,40913369	0,02695073	0,3054675	0,30177546	0,89170469	0,05990122	0,71536336	0,27165969	0
E206	0	0	1	0,02513379	0	1,46062303	11,2988933	1	0,38704993	0	0
E207	0,1407119	0,16375405	0,59184064	0,29164477	0	0	2,19367589	0,0215873	0,528	0,16375405	0
E208	0	0	0,9781198	0,04484409	0	1,46062303	11,2988933	0,9566676	1	0	0
E209	0	0	0,41699037	0,1349305	0,13685848	1,46062303	11,2988933	0,29336502	0,29316338	0,95585257	0
E210	0,20559443	0,25880286	0,47022556	0,14277883	0,06065746	0,117932	1,082798	1	0,97431732	0,25880286	0
E211	0,86570049	6,44604328	0,02907844	0,08278559	0,03003876	0,03001273	0,5080685	0,00932881	0,73209974	6,85803953	0
E212	0,48133074	0,92801094	0,03590125	0,23828058	0	0	1,282103	0,28138162	0,09732432	1,02352229	0
E213	0	0	0,69868736	0,11828406	0,01457764	1,46062303	11,2988933	0,55502518	0,98448954	0	0
E214	0	0	0,28703998	0,16137402	0	1,46062303	11,2988933	0,23980272	0,36016478	0,53698176	0
E215	0	0	0,99687782	0,53539451	0	1,46062303	11,2988933	0,72626698	0	0	0
E216	0,71963072	2,5667246	0,22302188	0,12933928	0	0	0,08818316	0,05895136	0,98440962	2,5667246	0
E217	0,33795298	0,51046674	0,52357	0,12006693	0,08778259	0,0902977	0,81913993	0,26204097	0,9821776	0,51046674	0
E218	0	0	0,95120799	0,06110819	0,03178718	1,46062303	11,2988933	0,00284134	0	0	0
E219	0	0	0,62703104	0,05691293	0	1,46062303	11,2988933	0,05105679	0,56232434	0,0077158	0
E220	0	0	0,62157495	0,153209	0	1,46062303	11,2988933	0,33405636	0,33654561	0,02789033	0
E221	0,25612115	0,34309496	0,74650222	0,30613075	0	0	0,93867728	0,08031891	0,38704993	0,34309496	0
E223	0,04897018	0,05149174	0,64391235	0,14321569	0,0155126	0,08976004	2,25443644	0,00892401	0,11882064	0,12114406	0
E226	0,40130916	0,67031117	0,57199798	0,51329316	0	0	0,77222288	0,12002262	0,022083	0,67031117	0
E228	0,07530462	0,08143722	0,55364013	0,13824574	0	0	7,69978401	0,34524114	0,92180379	0,08143722	0
E230	0	0	0,8570708	0,11689468	0	1,46062303	11,2988933	0,60373162	1	0	0
E231	0	0	0,1266426	0,0061436	0	1,46062303	11,2988933	0,0303009	0,99969154	0	0
E232	0,09383121	0,10354716	0,78814431	0,71929499	0,06502529	0,08095131	1,78670016	0,92828418	0,95798147	0,10354716	0
E233	0,84986651	7,1896938	0,49299106	0,32560501	0,00285548	0,00052219	0,13381201	0,05302024	0	7,1896938	0
E235	1,05618807	-0,07441925	0,49299106	0,02998567	-0,02380952	0,00042427	0,00875053	0,10432193	0,39333167	-0,07441925	0
E236	0,0391088	0,04079595	0,49299106	0,18198695	0,05017239	0,67726264	6,92476489	0,00506774	0,48548509	0,04079595	0
E237	0,5566197	1,25925252	0,49299106	0,2092376	0,03175333	0,01373404	0,23200468	0,0161318	0,42688998	0,87863666	0
E238	0	0	0,49299106	0,06062396	0	1,46062303	11,2988933	0	0,96197906	0	0
E239	0,26869062	0,45441721	0,49299106	0,4460704	0,02403289	0,10732524	4,11262842	0,00235485	0,24332389	0,45441721	0

Annexe :

E241	0,29002945	0,41321211	0,94611746	0,48207748	0,04957808	0,05330595	0,60456604	0,01032279	0,29291862	0,41321211	0
E244	0,13359795	0,15890105	0,75821339	0,04271999	0,20284518	0,35999046	1,33911151	0,01386467	0,80587587	0,15890105	0
E245	0,02775632	0,0302775	0,11840833	0,26689139	0,14068973	0,14206335	1,00289007	0	0,01859457	0,0302775	0
E247	0,206543	0,26031039	0,73557909	0,23950305	0,01413118	0,02752095	0,96560786	0,05539727	0,35754904	0,26442528	0
E248	0,19992881	0,25142172	0,44277633	0,0133212	0,00228798	0,01014583	0,58477083	0,00476163	0,85633133	0,29095445	0
E251	0,23063395	0,31629682	0,52933829	0,10248399	0,23589674	0,30431641	1,13504119	0,01018617	0,11604783	1,07695216	0
E252	0,22108734	0,28542671	0,55018468	0,27409642	0,0529065	0,09094567	1,20484108	0,03649474	0,28349709	0,50533672	0
E253	0	0	0,41663193	0,14208026	0,02134871	0,14206335	1,00289007	0,05512743	0,00500013	7,6607E-05	0
E254	0,02821694	0,03082642	0,13790807	0,04144997	0,00581645	0,14206335	1,00289007	0,02200649	0,88354359	0,1129471	0
E255	0,30174606	0,46939661	0,27911909	0,0773451	0,05394524	0,1482182	1,18629201	0,02375227	0,97604322	0,4734144	0
E256	0	0	0,7964926	0,44155496	0,06242188	0,14206335	1,00289007	0,21130366	0,00051603	0	0
E257	0	0	0,16965169	0,03595598	0	0,14206335	1,00289007	0,00685899	0,99194853	0	0
E260	0,08366687	0,10045571	0,40188054	0,063065939	0,0574777	0,48753272	2,23778404	0,02553148	0,00234652	0,37513469	0
E264	0,00813381	0,00833726	0,91175663	0,064298998	0,02222075	0,58423862	16,1937129	0,05335908	0	0,09942049	0
E268	0	0	0,85950592	0,585093269	0	1,11568108	7,08099785	0,00057152	1	0	0
E272	0,18432916	0,22627171	0,33969998	0,095822253	0,0164304	0,05170939	1,89154465	0,00233924	0,76084849	0,6248191	0
E275	0,08420295	0,09671134	0,49398441	0,12140527	0	0	1,24199998	0,01869769	0,76720761	0,09878667	0
E276	0,02355047	0,02534084	0,61108545	0,169017859	0	0	4,968781	0,00262903	0,68171333	0,02534084	0
E277	0	0	0,69345666	0,012765651	0	1,11568108	7,08099785	0,05705767	0,59418622	0,25098565	0
E259	0	0	-0,06447794	0,02187428	0	0,15665217	0,96672851	0,00054966	0,08234811	-1,64174739	1
E261	0	0	0,26328877	0,153424561	0,03519887	0,15665217	0,96672851	0	0,72481642	0,02978606	1
E262	0,19931579	0,25147875	0,50141024	0,181640253	0,00153445	0,00596793	1,61925936	0,02172356	0,27710916	0,25147875	1
E263	0,61969111	1,75363106	0,30549746	0,170156184	0,00246466	0,00092706	0,24543026	0,0018219	0,06315609	2,03038569	1
E265	0	0	0,48296267	0,158151051	0	0,15665217	0,96672851	0	0,89938266	0,01074224	1
E266	0,02794633	0,03050373	0,66710006	0,077710321	0,0151487	0,06616676	1,66723513	0,02488118	0,67989132	0,10209538	1
E267	0	0	0,79684953	0,694428235	0,02434506	0,15665217	0,96672851	0,01502156	0	0	1
E270	0,29961757	2,96219051	0,04275497	0,146853571	0	0	0,07286564	0,30541793	0,14433216	2,96219051	1
E271	0,06542763	0,07384987	0,58395173	0,148371744	0,02395701	0,14105326	5,29867359	0,08994821	0,62175109	0,25042437	1
E273	0,37789735	0,91525292	0,49595338	-0,49243271	0,00079589	0,00118075	0,50337125	0	0,48661986	0,91525292	1
E274	0	0	0,45497525	0,128691574	0,09409658	0,15665217	0,96672851	0,01248664	0,46582373	0,62035998	1
E279	0,06094854	0,06940934	0,82344373	0,01409037	0	0	0,1723625	0,15581449	0,09906117	0,09219641	1
E282	0,70470698	6,18139603	0,1313141	0,220549416	0,07331783	0,04537535	0,32015639	0,08407694	0,64367214	6,23150664	1
E283	0,88230324	7,6463647	0,10650226	0,327477213	0,05716455	0,01091198	0,09530402	0,00106005	0,29514344	7,8222766	1
E286	0	0	0,01109615	0,086985619	0	0,15665217	0,96672851	0,13375388	0	0	1
E287	0,84096504	5,47895143	0,11533746	0,194421835	0,11541796	0,04493092	0,20452224	0,01222889	0,29503896	6,17803997	1
E289	0	0	0,94832545	0,113009301	0	0,15665217	0,96672851	0	0	0	1
E292	0	0	0,79909467	0,204702488	0	0,15665217	0,96672851	0	0	0,23001935	1
E295	0,35849743	0,68687231	0,47973184	0,132600898	0	0	1,03189957	0	0,2631403	0,68906195	1
E297	0	0	0,72078377	-0,0064169	0	0,15665217	0,96672851	0,03664891	0,14862868	0,08088276	1

## Annexe :

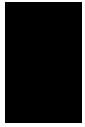
E302	0,5447927	1,20381175	0,32784208	0,232198378	0,19840266	0,07708524	0,10719348	0,02621144	0,41536345	1,23379793	1
E303	0,49025788	1,05347244	0,23653386	0,141225553	0,01988245	0,03132985	0,58753177	0,01383189	0,17618242	1,47675186	1
E304	0,28923542	0,43861729	0,70783734	0,11060712	0,03758683	0,07006388	1,69238117	0,01356546	0	0,44070098	1
E306	0,30614322	0,47299305	0,28822661	0,1473944	0	0	0,86607093	0,0011989	0,7456579	0,89013253	1

## Échantillon de validation

	R8	R9	R14	R29	R36	R39	R46	R55	R59	R65	Y
	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux permanents	Dettes à long et moyen terme/ Capitaux Propres	Capitaux propres/Total Passif	Excédent Brut d'Exploitation/ Chiffre d'affaire	Charges financières/ Valeur Ajoutée	Charges financières/ Dette à Long et Moyen terme	Cash- flows/ Dette à Long et Moyen Terme	Disponibilités et assimilés/ Actif Courant	Fournisseurs/ Total Passif Courant	Dette financière/ Capitaux propres	Défaut
E278	0	0	0,194738338	0,086654878	0	1,11568108	7,08099785	0,012146932	0,649463004	0	0
E280	0,405486294	0,772417956	0,328599431	0,208350054	0	0	0,857234	0,135265145	0	0,772417956	0
E281	0	0	-0,064477943	0,021874281	0	1,11568108	7,08099785	0,000549665	0,082348113	1,641747392	0
E284	0,706260959	2,489775506	0,109538019	0,225980195	0,113028983	0,021695447	0,091472396	0,083758504	0,216692116	2,495315222	0
E290	0	0	0,879606455	0,097208465	0	1,11568108	7,08099785	0	0,713841559	0	0
E291	0	0	0,646201313	0,053034722	0	1,11568108	7,08099785	0,032270793	0,722111795	0,055601066	0
E294	0	0	0,653174321	0,178508336	0,002597355	1,11568108	7,08099785	0,053788584	0,885048275	0,012300632	0
E296	0,023277167	0,023936944	0,677611596	0,115265887	0,01096573	0,11901542	13,67788366	0,024253636	0,972039164	0,023940226	0
E298	0	0	0,467619956	0,109397646	0	1,11568108	7,08099785	0	0,729630504	0,300469921	0
E299	0,121335525	0,1907811	0,704292986	0,016187374	-2,224803733	0,000234375	0,133716563	0,075761261	0,009993589	0,335059306	0
E300	0	0	0,26867119	0,031798314	0,013463108	1,11568108	7,08099785	0,074624751	0,879161556	0	0
E301	0,240167462	0,376590341	0,123982263	0,0992657	0,660340073	0,4274075	0,2439	0,060134029	0,013469196	0,384693887	0
E305	0,11187412	0,12615833	0,55138454	0,20747285	0,07098959	0,12373071	0,92816055	0,01423963	0,35348153	0,16051434	0
E307	0,32837368	0,68085603	0,25703838	0,07970095	0,2501839	0,27208852	0,44666511	0,04233759	0,13981883	2,75243502	0
E109	0,07665993	0,08520217	0,69643463	0,07982548	0,04700434	0,22990473	3,11690289	0,02950265	0,08805049	0,15834787	1
E112	0,26174899	0,35529864	0,54504377	0,15784283	0,02768079	0,03834554	0,79426677	0,02720582	0,06927354	0,35529864	1
E123	0,01754292	0,01791744	0,94720073	0,21460824	0,00533599	0,08412783	6,39575366	0,01755464	0,47270969	0,02423777	1
E125	0,04324239	0,04856988	0,90480269	0,04153925	0,00038283	0,21202314	3,32465375	0,03522084	0,33634762	0,09591654	1
E127	0,29002945	0,41321211	0,94611746	0,48207748	0,04957808	0,05330595	0,60456604	0,01032279	0,29291862	0,41321211	1
E128	0,090189	0,12364261	0,47407794	0,12391236	0,04196161	0,21202314	3,32465375	0,01290973	0,08237322	0,12364261	1
E129	0,33624438	0,80347418	0,53763522	0,07880563	0,06865451	0,27236367	2,27334762	0,0025522	0,53831962	0,80347418	1
E134	0,14349431	0,25195787	0,48320894	0,18214078	0,05798442	0,21202314	3,32465375	0,01872612	0,16186357	0,1693482	1
E137	0	0	0,72861978	0,15895575	0,01977639	0,21202314	3,32465375	0,01706775	0,134781	0,28777727	1
E144	0,37698376	0,71860096	0,32721928	0,08842159	0,11102216	0,36069948	1,27683029	0,02297413	0,55102866	0,36432664	1

## Annexe :

E149	0,02025338	0,02156358	0,186501	0,07725565	0,39224485	0,21202314	3,32465375	0,09259202	0,00213045	4,11456529	1
E152	0,87797212	1,46382957	0,33510444	0,35018039	0,15462617	0,16206785	0,64993657	0,07556946	0,29109183	3,13758288	1
E154	0	0	0,08974803	0,05040535	0,56251697	0,21202314	3,32465375	0,08915198	0,2324749	6,95790122	1
E155	0,15052582	0,17922613	0,51187138	0,1133082	0,02072948	0,08370292	1,32513551	0,04267955	0,63714376	0,23780934	1
E158	0	0	0,04436263	0,1567802	0,12512599	0,21202314	3,32465375	0,01311824	0,01612132	5,75460686	1
E161	0,00113671	0,0011406	0,56859776	-0,0005345	0,01993865	0,21202314	3,32465375	0,05397763	0,63641235	0,0738044	1
E169	0	0	0,36785796	0,0801464	0,00286103	0,21202314	3,32465375	0,00547783	0,80499896	0	1
E174	0	0	0,33578135	0,04721232	0,01403209	0,21202314	3,32465375	0,11436177	0,84038462	0,23101681	1
E177	0,1294164	0,15086803	0,48226303	0,19888548	0,09001579	0,30892095	2,19437493	0,07314159	0,38689919	0,43340925	1
E181	1,92440653	12,6371133	0,48592904	0,09112629	0,11297368	0,00932287	0,02681887	0,0002751	0,11976513	12,6268702	1
E183	0,2494471	0,81733255	0,39355554	-0,16185838	4,52305367	0,30177546	0,89170469	0,02510551	0,05319516	3,82513535	1
E185	9,14234079	-1,15676123	0,01085491	-1,44547561	4,03378404	0,13421649	-0,1898661	0,10081891	0,10087031	-1,34289638	1
E192	0,1899644	0,44166796	0,21817274	0,1095512	0,17821945	0,30177546	0,89170469	0,01121378	0,31984494	1,16485842	1
E205	0,55782078	1,26152646	0,12403454	0,09195613	-1,22256834	0,09219407	-0,167657	0,12420137	0,0155193	1,26152646	1
E224	0,42792065	0,74800927	0,30406929	0,09819009	0,02238145	0,02899876	0,39448019	0,01607623	0,0665189	1,40076073	1
E225	0,53719299	1,16072788	0,05994167	0,07912507	0,12756486	0,31773907	0,77482207	0,00304997	0,30113369	5,32070656	1
E227	0,35213039	0,54352047	0,46096152	0,27179795	0,0504001	0,02673376	0,2570522	0,00102434	0,30871958	0,87554783	1
E229	0,24480809	0,32416673	0,38386553	0,07396876	0	0	0,2823421	0,08313644	0,40423444	0,49734739	1
E234	0,06796117	0,07291667	0,32235081	0,24587788	0,01226994	0,05142857	3,82571429	0,07608696	0,98841699	0,07291667	1
E240	0,08505219	0,09426257	0,44620317	0,067252	0,063649	0,61713999	2,53633874	0,00280929	0,1402372	0,24321791	1
E242	0,74225292	3,31382245	0,79195283	0,53125282	0,0850034	0,03291897	0,2440497	0,226493	0,08673144	3,31382245	1
E243	0,2494471	0,81733255	0,39355554	-0,16185838	4,52305367	0,24114463	0,85171741	0,02510551	0,05319516	3,82513535	1
E246	0,18610731	0,31617885	0,40654666	0,24078415	0,11596379	0,24114463	0,85171741	0,01464407	0,21608627	0,69533869	1
E249	0,52364541	1,1111501	0,54515541	0,16772775	0,17531978	0,10355014	0,26048411	0,00440521	0,50083474	1,27708704	1
E250	0,18207562	0,23158386	0,51389529	0,06303007	0,23822059	0,21096941	0,36599708	0,08486874	0,66980922	0,47298824	1
E258	0,99376264	159,324155	0,00290104	-0,50187447	0	0	-0,09030691	0,02778477	0,03217851	171,421517	1



## Bibliographie

---

[1]BATAC, JULIEN ET VINCENT MAYMO."Les nouveaux outils de pilotage dans les banques" ,Revue française de gestion,vol. 191,no.1,2009.p 153-166.

[2]DUTALLIS P,"le risque des crédits bancaires",Edition Riber, Paris1967.p;153.

[3]<http://membres.lycos.fr/stefvik/resume.html>. Consulté le 17/07/2017 .

[4] <http://membres.lycos.fr/stefvik/resume.html>. Consulté le 17/07/2017 .

[5] ALTMAN(1968), Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, Journal of Finance, Sep. 1968, traduction en français in Girault F. & Zisswiller R., Finances modernes : théories et pratiques, Tome 1, ed. Dunod, 1973, p. 30-60.

[6]ALTMAN E.I., Haldeman R.G. et Narayanan P. (1977), Zeta analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporation, Journal of Banking and Finance, Vol.1, Juin, p.29-51.

[7] M.ZOLLINGER. L'analyse multicritère et le risque de crédit aux entreprises. Revue Française de Gestion. Janvier/février 1982. P56

[8][http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/769998e0a65ea348c1257052003eb94f/e4c76e5e1c1d0626c12571d700308204/\\$FILE/3128.pdf](http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/769998e0a65ea348c1257052003eb94f/e4c76e5e1c1d0626c12571d700308204/$FILE/3128.pdf)

[9] J. Desjardins, « Tutorial in Quantitative Methods for Psychology », Université de Montréal, 2005, Vol. 1(1), p. 35,41.

[10] DEMAZY M, (2001), Value at Risk et contrôle prudentiel des banques, page 15-20.

[11] RACHID BENTOU M , « ÉTUDE ET ESTIMATION DE CERTAINES MESURES DE RISQUE MULTIVARIÉES AVEC APPLICATIONS EN FINANCE » , Edition L'Université DU QUÉBEC ,Année JUIN 201,page 06

[12]Marie Bresson Elodie Lehmann , « Application de la Value at Risk pour le calcul des fonds propres en assurance vie » , Sous la direction d'Olivier Pekmezian (CNP-Assurances) et de Nathalie Pistre (ENSAE), Année 2000

[13] ALEXIS CHARBONNEAU, « la mise en place d'un modèle d'évaluation du risque de crédit dans le cadre de la réforme Solvabilité 2 » ,Edition L'Université d'Orléans,Année 2014.

[14] RACHID BENTOUM , « ÉTUDE ET ESTIMATION DE CERTAINES MESURES DE RISQUE MULTIVARIÉES AVEC APPLICATIONS EN FINANCE » , Edition L'Université DU QUÉBEC ,Année JUIN 201,page 34

[15],[16] RACHID BENTOUM , « ÉTUDE ET ESTIMATION DE CERTAINES MESURES DE RISQUE MULTIVARIÉES AVEC APPLICATIONS EN FINANCE » , Edition L'Université DU QUÉBEC ,Année JUIN 201,page 43

[17]<https://www.institutdesactuaires.com/docs/mem/96eccb7ef0b29806d8f62b7e1a76693a.pdf>

[18] LAHILLE J.-P « Analyse financière » 3eme edit Lyon, Paris. DUNOD, 2007, page 01.

[19] PIERRE Jean, « Analyse financière », Paris, 2001, édition DALLOZ, page 01.

[20] <https://www.leblogdudirigeant.com/les-ratios-financiers-definition-utilite-et-calcul/>

[21] VILLENEUVE. J, « Analyse d'états financiers par ratios pour le P.-D.G de PME Développement économique, Innovation et Exportation ». Québec, Septembre 2003. Page 31.

[22] VILLENEUVE. J, « Analyse d'états financiers par ratios pour le P.-D.G de PME, Développement économique, Innovation et Exportation ». Québec, Septembre 2003. p.32.

[23] R. SUBLET. La gestion du risque de crédit bancaire sur les portefeuilles professionnels et particuliers, Mémoire de Bachelor of Business 2016, École de commerce de Lyon

[24] S. DJEMAI. Résolution des problèmes de classification SVM par la méthode adaptée. Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées, Université de Bejaïa, 2016.

[25] J. KHARROUBI. Etude de techniques de classement Machines à vecteurs supports, pour la vérification automatique du locuteur. Doctoral dissertation, 2002.

[26] RAKOTOMALALA Ricco, Pratique de la Régression Logistique, Régression Logistique Binaire et Polytomique, Version 2.0, université Lumière Lyon 2, page1