

Dédicaces

À mes parents Youssef & Najet . . .

À mes frères Ahmed, Mourad, Farouk . . .

À mon mari Mohamed...

À tous ceux qui m'aiment et que j'aime . . .

Je dédie ce travail.

Ouhichi Mariem.....

Remerciements

C'est avec plaisir que nous réservons ces quelques lignes en signe de gratitude et de profonde reconnaissance à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail.

Nous remercions très vivement Monsieur FAROUK KRIAA pour son encadrement, pour sa disponibilité, ses critiques et ses conseils judicieux qu'il n'a cessé de nous prodiguer tout au cours de ce projet.

Que Monsieur ADEL KOUKI trouve ici l'expression de nos gratitudes de nous avoir accueilli au sein de la Banque Nationale Agricole (BNA).

Nous tenons aussi à exprimer toute notre gratitude envers nos enseignants de l'IFTD pour les connaissances qu'ils nous ont communiquées tout au long de notre formation.

En nous saisissons cette occasion pour remercier les membres du jury tout en espérant qu'ils y trouvent les qualités de clarté et de motivation qu'ils attendent.

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE PREMIER:.....	3
LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT DANS UN CONTEXTE DYNAMIQUE : SYNTHESE DE LA LITTERATURE	3
1. Introduction	3
2. Les diverses composantes du risque	4
3. Accords internationaux et réglementaires du risque de crédit	7
4. L'application du modèle de survie en gestion du risque de crédit.....	16
5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques	31
6. Conclusion	45
CHAPITRE DEUX :	46
APPLICATION DE L'ANALYSE DE SURVIE SUR UN ECHANTILLON DE CLIENTS DE LA BNA	46
1. Introduction	46
2. La gestion du risque dans le système national.....	47
3. Evaluation de risque de crédits à la BNA : Application empirique	55
4. Une application empirique par l'analyse de survie :	70
5. Conclusion	90
Conclusion générale	92
Bibliographie	95
Annexe 1 : Code SAS	97
Annexe 2 : L'application d'insertion des données.....	103

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE PREMIER:.....	3
LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT DANS UN CONTEXTE DYNAMIQUE : SYNTHESE DE LA LITTERATURE	3
1. Introduction	3
2. Les diverses composantes du risque	4
2.1. Le risque de crédit	4
2.2. Les composantes du risque de crédit	4
2.2.1. La probabilité de défaut (PD)	5
2.2.2. La perte en cas de défaut (LGD)	6
2.2.3. L'exposition en cas de défaut (EAD)	6
3. Accords internationaux et réglementaires du risque de crédit	7
3.1. Historique de la réglementation	8
3.2. L'accord de Bâle II	9
3.2.1. Pilier I	10
• Le risque de crédit	10
• Le risque opérationnel	11
• Le risque de marché	11
3.2.2. Pilier II	12
3.2.3. Pilier III	12
3.3. De Bâle II vers le Bâle III	13
4. L'application du modèle de survie en gestion du risque de crédit	16
4.1. La méthodologie de la classification binaire en gestion du risque	17
4.1.1. Les méthodes statistiques	17
4.1.2. Les systèmes d'intelligence artificielle	18

4.2. L'analyse de survie en gestion du risque	19
4.2.1. Principe de base de l'approche empirique	19
4.2.2. La fonction de risque instantané	23
4.2.3. Le maximum de vraisemblance	25
4.2.4. La probabilité de défaut en fonction du temps	27
4.2.5. Un exemple récapitulatif	28
• Estimation de la probabilité de défaut	29
• L'estimation de la fonction de risque instantanée	30
5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques	31
5.1. L'aspect dynamique dans l'analyse de survie	31
5.2. L'intégration des variables macroéconomiques dans le modèle de survie	32
5.3. L'utilité des modèles de survie	41
5.4. Une meilleure performance des modèles de survie en gestion du risque	42
6. Conclusion	45
CHAPITRE DEUX :	46
APPLICATION DE L'ANALYSE DE SURVIE SUR UN ECHANTILLON DE CLIENTS DE LA BNA	46
1. Introduction	46
2. La gestion du risque dans le système national.....	47
2.1. La gestion de risque dans le secteur bancaire	47
2.1.1. Division et couverture des risques.....	47
2.1.2. Suivi des engagements, classification des actifs	50
• Actifs courants :	51
• Actifs classés :	51
2.1.3. La constitution des provisions	53
2.2. La gestion du risque au sein de la Banque Nationale Agricole	53
2.2.1. La mission de la Direction Centrale de la Gestion et de la Surveillance des Risques.....	54
2.2.2. La mission des différentes structures de la Direction Centrale de la Gestion et de la Surveillance des risques	54
• La direction de risque de crédit	54
• La direction de risques opérationnels et risque de marché	54
3. Evaluation de risque de crédits à la BNA : Application empirique	55

3.1. Cadre général et objectifs	55
3.2. La méthodologie adoptée	55
3.2.1. L'échantillon	56
3.2.2. La définition des variables d'intérêt	57
3.2.3. L'estimation de la probabilité de défaut en fonction du temps	59
• La fonction de risque instantané :	59
• La présentation de la probabilité de défaut en fonction du temps :	61
3.2.4. Les caractéristiques individuelles utilisées	62
• Caractéristiques du risque de l'emprunteur	63
• Caractéristiques de comportement de l'emprunteur	64
• Caractéristique de risque transactionnel	64
3.2.5. Les variables macroéconomiques	66
• Le taux de marché monétaire (TMM) :	67
• Le taux d'inflation :	68
• La croissance de produit intérieur brut (PIB):	69
4. Une application empirique par l'analyse de survie :	70
4.1. Analyse statistique des variables du modèle	70
4.1.1 Les variables de profil général de clients	70
• Le revenu de base et le revenu net de client :	70
• La capacité réelle et la capacité théorique du client	71
4.1.2. Les variables caractérisant l'historique du client	73
4.1.3. Les variables de comportement du client :	75
• Le nombre de jours en débit de compte :	75
• Le solde de compte :	76
4.2. Traitement par le modèle de survie	77
4.2.1. La fonction de risque instantané :	77
• Evaluation du risque sans présence des grandeurs macroéconomiques	77
• Evaluation du risque en présence des grandeurs macroéconomiques	83
• Une comparaison des deux modèles d'évaluation du risque :	87
4.2.2. La probabilité de défaut en fonction de temps :	89
5. Conclusion	90
Conclusion générale	92
Bibliographie	95

Annexe 1 : Code SAS	97
Annexe 2 : L'application d'insertion des données.....	103

Liste des figures

FIGURE 1: LES PILIERS DE BALE II.....	9
FIGURE 2: SCHEMA EXPLICATIF DE PRINCIPE DE BASE DE L'ANALYSE DE SURVIE	20
FIGURE 3: LE TAUX DE DEFAUT DES CLIENTS AVEC UN SCORE SIMILAIRE.....	33
FIGURE 4: LA COMPARAISON DE LA DENSITE DE LA PROBABILITE DE DEFAUT PAR CLASSE DE CLIENT : BAD, GOOD, AVERAGE	34
FIGURE 5: LA COMPARAISON DES DENSITES DE LA PROBABILITE DE DEFAUT PAR PERIODE DU TEMPS	35
FIGURE 6: LA FONCTION DU RISQUE DE BASE $h_0(t)$ DU MODELE A RISQUE PROPORTIONNEL AVEC DES VARIABLES DEPENDANTES AU TEMPS	37
FIGURE 7: L'IMPORTANCE DES VARIABLES MACROECONOMIQUES DANS LE MODELE A RISQUE PROPORTIONNEL A VARIABLES DEPENDANTES DU TEMPS.....	39
FIGURE 8: LA COURBE DE ROC.....	44
FIGURE 9: SCHEMA EXPLICATIF DE CALCUL DE TEMPS DE SURVIE T	58
FIGURE 10: L'ESTIMATION DE LA PROBABILITE DE DEFAUT EN FONCTION DU TEMPS	62
FIGURE 11: L'EVOLUTION DE TMM EN TUNISIE DE JANVIER 2000 AU SEPTEMBRE 2014	67
FIGURE 12: LE TAUX D'INFLATION MENSUELLE	68
FIGURE 13: L'EVOLUTION TRIMESTRIELLE DE PRODUIT INTERIEUR BRUT	69
FIGURE 14: LA DISTRIBUTION DE REVENU DE BASE ET NET SELON LE STATUT DE CLIENT	71
FIGURE 15: LA DISTRIBUTION DE LA CAPACITE REELLE ET THEORIQUE DE CLIENT SELON LE STATUT DE CLIENT	72
FIGURE 16: LA DISTRIBUTION DE L'ENCOURS ANCIEN CREDIT, RETENU DES ANCIENS CREDITS ET LE NOMBRE DE CREDIT ANCIEN	74
FIGURE 17: LA DISTRIBUTION DE NOMBRE DE JOURS EN DEBIT DE COMPTE DE CLIENT	75
FIGURE 18: LA DISTRIBUTION DE SOLDE DE COMPTE DE CLIENT	76
FIGURE 19: LA FONCTION DE RISQUE INSTANTANE (GAUCHE) ET LA DENSITE DE PROBABILITE DE DEFAUT (DROITE) POUR LES CLIENTS 1 ET 2	83
FIGURE 20: LA FONCTION DE RISQUE INSTANTANE (GAUCHE) ET LA DENSITE DE LA PROBABILITE DE DEFAUT (DROITE) DES CLIENTS 1 ET 2	87
FIGURE 21: LA COURBE DE LA PROBABILITE DE DEFAUT EN FONCTION DU TEMPS.....	90

Liste des Tableaux

TABLEAU 1: LES COEFFICIENTS ESTIMES DES VARIABLES CONSTANTS EN FONCTION DU TEMPS DE LA FONCTION DE RISQUE INSTANTANE...	36
TABLEAU 2: TABLEAU RECAPITULATIF DES RESULTATS DES TRAVAUX EMPIRIQUES ANTERIEURS : LES COEFFICIENTS ESTIMES DES VARIABLES MACROECONOMIQUES DANS LE MODELE A RISQUE PROPORTIONNEL.....	38
TABLEAU 3: LA COMPARAISON DES DIFFERENTS MODELES D'ESTIMATION DE RISQUE DE DEFAULT	42
TABLEAU 4: COMPARAISON ENTRE LA CLASSIFICATION BINAIRE ET L'ANALYSE DE SURVIE DANS LE RISQUE DE CREDIT	43
TABLEAU 5: LES CARACTERISTIQUES DES DEUX CLIENTS EXEMPLES.....	61
TABLEAU 6: LES CARACTERISTIQUES DE RISQUE DE L'EMPRUNTEUR	63
TABLEAU 7: LES CARACTERISTIQUES DE COMPORTEMENT DU CLIENT	64
TABLEAU 8: CARACTERISTIQUES DE L'HISTORIQUE DE CLIENT	65
TABLEAU 9: CARACTERISTIQUES DE LA FICHE DE CREDIT	65
TABLEAU 10: LES TESTS DE POSITION DE LA CAPACITE REELLE ET THEORIQUE DES CLIENTS	72
TABLEAU 11: LE TEST DE POSITION DES VARIABLES ENCOURS DES ANCIENS CREDITS, RETENU DES ANCIENS CREDITS ET NOMBRE DES ANCIENS CREDITS.....	73
TABLEAU 12: LE TEST DE POSITION DE LA VARIABLE NOMBRE DE JOURS EN DEBIT DE COMPTE	75
TABLEAU 13: LE TEST DE POSITION DE SOLDE DE COMPTE DE COMPTE	76
TABLEAU 14: L'ESTIMATION PAR LE MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE DE LA FONCTION DE RISQUE INSTANTANE SANS L'INTEGRATION DES GRANDEURS MACROECONOMIQUES	78
TABLEAU 15: LES CARACTERISTIQUES DES DEUX CLIENTS	82
TABLEAU 16: L'ESTIMATION PAR LE MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE LA FONCTION DE RISQUE DE INSTANTANE AVEC L'INCLUSION DES VARIABLES MACROECONOMIQUES	84
TABLEAU 17: LES CARACTERISTIQUES DES DEUX CLIENTS	86
TABLEAU 18: LE TEST DE MODELE SANS VARIABLES MACROECONOMIQUES	88
TABLEAU 19 : LE TEST DE MODELES AVEC VARIABLES MACROECONOMIQUES.....	88
TABLEAU 20: LES CARACTERISTIQUES DES DEUX CLIENTS	89

Liste d'acronymes

(LCR) Liquidity Coverage Ratio, le ratio de liquidité à cours terme 20

(PD) Probabilité de Défaut, 11

Banque Nationale Agricole (BNA), 8

LGD : Loss Given default, la perte en cas de défaut

EAD : Exposure At Default, l'exposition en cas de défaut

BCT : Banque Centrale de Tunisie

INS: Institut National de la Statistique

NSFR: Net Stable Funding Ratio, Le ratio de liquidité à long terme.

INTRODUCTION GENERALE

La banque, en tant qu'intermédiaire financier, est au cœur du système de financement de l'économie. Son activité principale se résume par la transformation des échéances et des risques. Cela consiste à mettre en rapport les divers agents économiques qui ont une capacité de financement considéré comme bailleur de fonds et ceux qui ont un besoin de financement ; demandeurs de fonds. Il s'agit de l'intermédiation bancaire.

La spécificité de l'activité de la banque rend son portefeuille particulièrement risqué de fait que le remboursement des prêts est associé à une grande incertitude qui affectera sans doute les résultats de son bilan. Cette incertitude vient en majeure partie de client lui-même qui est qualifié comme étant « risque de contrepartie ». Pour minimiser l'effet de ces risques, les banques ont développé des méthodes avancées d'analyse de risque relatives à leurs clients afin de déterminer : la probabilité de défaut des prêts individuels, le taux de recouvrement et l'exposition au moment de défaut. La méfiance des banques à l'égard du risque est le résultat de leur conviction de la grande importance du rôle de la banque pour maintenir la stabilité financière et économique du pays.

D'après les observations enregistrées suite aux multiples crises financières survenues, plusieurs pays ont mis en relief l'importance de la bonne gestion du risque de crédits dans le but de quantifier correctement leurs risques. A ce titre, une réglementation internationale a été mise en place par le comité de Bâle. Cette dernière propose des différentes règles prudentielles et de contrôles qui visent à stabiliser le système bancaire international. Dans le cadre de ses diverses recommandations chaque banque admet la latitude d'établir ses propres pratiques pour gérer son risque encourus. Il convient de mentionner que la bonne estimation de risque est la résultante de deux principales considérations. La première est la variation du risque de défaut en fonction du temps durant la période du crédit d'où le besoin de développement des modèles de gestion du risque de crédit dynamiques. A l'instar des modèles de l'analyse de survie développés par Cox.D (1972) et qui ont été évoqués par Bellotti & Crook (2008,2013), Stepanova (2002) et Thomas

(2000,2002) dans le contexte de gestion du risque de crédit. Le second aspect lié à l'évolution du risque concerne l'intégration des variables relatives à la conjoncture économique. Par conséquent, le modèle de gestion du risque doit refléter les caractéristiques particulières de clients et également l'effet des changements économiques durant la période de remboursement.

Le présent mémoire s'inscrit dans ce contexte. Ce travail de recherche consiste à appliquer une modélisation du risque de crédit. La majorité des recherches antérieures dans ce sujet adoptent des modèles de modalisation du risque statique en fonction du temps et par conséquent ne tient pas compte du changement des conditions économiques. Les dernières recherches à propos consistent à évaluer les répercussions des conditions économiques sur la probabilité de défaut des emprunteurs. Dans cet esprit, le modèle qui sera développé intégrera des grandeurs macroéconomiques afin de déterminer ceux qui agissent sur le risque de défaut.

Dans le cadre des travaux, on vise deux objectifs majeurs. Le premier consiste à présenter une synthèse théorique sur les différentes techniques d'évaluation de risque dans un contexte dynamique et incertain. Le deuxième objectif vise à appliquer un modèle empirique pour le portefeuille de crédit aux particuliers de la Banque Nationale Agricole (BNA). L'approche adoptée est centrée sur la conviction que divers facteurs survenant après l'octroi du crédit ont un impact significatif sur l'événement de défaut. On cherche également à déterminer à quel niveau les conditions macroéconomiques déterminent la probabilité de défaut futur.

Pour répondre à cette problématique, on a opté pour un plan en deux chapitres : Dans le premier chapitre, on va présenter l'origine et l'évolution des différents modèles du risque de crédit. Nous dévoilons par ailleurs les fameuses méthodes adoptées en gestion du risque et finalement, l'approche qui traite à l'utilisation des variables macroéconomiques dans les modèles dynamiques du risque de crédit. Nous abordons aussi les normes prudentielles internationales présentées dans l'accord de comité de Bâle II et Bâle III.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter le cadre réglementaire relatif à la gestion du risque adopté en Tunisie. Nous optons par la suite à appliquer la technique de l'analyse de survie dans la modélisation du risque sur des données réelles des clients de la BNA dont l'objectif d'estimer la capacité de remboursement de client en fonction du temps.



CHAPITRE PREMIER:

LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT DANS UN CONTEXTE DYNAMIQUE : SYNTHÈSE DE LA LITTÉRATURE

1. Introduction

La gestion du risque de crédit est certainement l'un des domaines les plus importants pour toute institution financière. L'intérêt porté à la gestion du risque provient des coûts substantiels de faillite: pertes financières, pertes de compétitivité de l'industrie et déstabilisation du système économique. À la lumière de ce fait, les banques accordent une attention particulière pour bien gérer ce risque tout en gardant une position concurrentielle sur le marché. Pour réussir cet objectif, on trouve que les banques cherchent à utiliser des techniques avancées afin d'estimer le risque par individu. Mais, dernièrement, il y a une attention particulière visée à adopter les techniques de gestion de risque dynamiques qui estiment le risque de crédit par individu et en fonction du temps.

Il s'agira dans ce premier chapitre à définir en première section le risque du crédit ainsi que ses différentes composantes. En deuxième section, on va présenter l'évolution des règles prudentielles internationales. Après, nous abordons l'évolution des techniques en matière de gestion du risque de crédit tout en expliquant la méthodologie de la méthode utilisée. Enfin en cinquième section, on va présenter à travers des recherches antérieures les différentes applications du modèle de survie en matière de gestion du risque et les principaux résultats trouvés.

2. Les diverses composantes du risque

Le risque de crédit est la forme la plus ancienne du risque pour l'institution financière, car il est au cœur de l'intermédiation financière qui est l'essence de l'activité bancaire. En effet, le crédit résulte de la combinaison des trois éléments : le temps ou le délai pendant lequel le bénéficiaire dispose des fonds prêtés, la confiance faite par le créancier au débiteur et la promesse de restitution des fonds prêtés. Donc, une opération de crédit est considérée du point de vue du prêteur comme une opération risquée qui suppose que certaines mesures destinées à réduire le risque couru soient prises.

Par ailleurs, le risque de crédit revêt d'autres appellations telles que : « Risque de défaut », « risque de signature », « risque de qualité de l'emprunteur » ou « risque de contrepartie ».

2.1. Le risque de crédit

Le risque de crédit est le risque de perte sur une créance ou le risque qu'un emprunteur ne rembourse pas sa dette à temps et à conditions initiales prévues. Cependant, cette définition n'est pas précise, et pose la question suivante : Quand est ce qu'on considère un client en défaut ?

Le comité de Bâle a défini le défaut de la façon suivante : « La défaillance d'une contrepartie donnée est proposée être survenue si l'un de ces quatre événements a eu lieu :

- L'emprunteur ne peut pas honorer ses obligations de remboursement en totalité.
- Il est résultat d'un événement de crédit
- L'emprunteur est en faillite juridique
- L'emprunteur est en défaut de paiement depuis 90 jours.

Il s'ajoute un risque de crédit pour la banque dès que la qualité de l'emprunteur, exprimée par un rating se dégrade.

2.2. Les composantes du risque de crédit

Chaque banque évalue le montant qu'elle risque de le perdre en moyenne sur son portefeuille de crédits à un horizon donnée. Ce montant correspond aux « pertes attendues ». Cette



dernière doit être couverte par des provisions. Pour chaque ligne de crédit, la perte attendue est en fonction de la probabilité de défaut, de l'exposition à la date de défaut, c'est à dire du montant du capital restant dû dans le cas d'un crédit standard, et de la perte en cas de défaut qui dépend du taux de récupération sur un crédit ayant fait défaut.

Les banques afin de se prévenir les systèmes de mesures du risque du crédit essaient de quantifier la perte due au défaut de la contrepartie. L'estimation de cette perte dépend essentiellement de : la probabilité de défaut (PD), la perte en cas de défaut (LGD) et l'exposition en cas de défaut (EAD) qu'on va les expliciter par la suite.

Dans la section suivante, nous allons nous intéresser, en particulier, à l'évaluation de la probabilité de défaut dont on va exposer une nouvelle technique qui aide à estimer la probabilité de défaut en fonction du temps.

2.2.1. La probabilité de défaut (PD)

La probabilité de défaut (PD) modélise le taux de défaut moyen sur un horizon d'un an. Gouriéroux & Tiomo (2007) affirment que pour calibrer cette probabilité de défaut, il faut au moins 5 années d'historique d'après la réglementation Bâloise. Elle est souvent considérée comme la composante la plus importante du risque de crédit et sa modélisation constitue le cœur de tout le modèle de gestion du risque de crédit.

La probabilité de défaut présente la composante la plus délicate et la plus importante au niveau de l'estimation de la perte attendue. C'est pour cette raison, les banques et les différentes recherches orientent une attention particulière pour l'estimer. La probabilité de défaut reflète la capacité de remboursement de client qui est sensible et variable en fonction du temps. Sur la base de cette hypothèse, le modèle servant à estimer cette probabilité doit être flexible et dynamique afin de mieux représenter le risque de défaut de paiement de crédit. Pour atteindre cet objectif, nous proposons dans notre projet une approche dynamique pour l'estimation du risque de défaut dite l'analyse de survie qu'on va la présenter par la suite.

2.2.2. La perte en cas de défaut (LGD)

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

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

Cependant, selon Dupré et D Dumontier (2005) il y a une difficulté particulière réside dans la modélisation de ce taux de recouvrement. L'estimation de taux de recouvrement est obtenue selon les catégories et les caractéristiques ayant connu le défaut de plus la valeur des éventuelles garanties et sureté prises. Donc, le LGD est une variable aléatoire que les banques sont tenues de l'estimer. Plusieurs recherches sont intéressées pour modéliser cette variable citant Bonini (2013). Toutefois, la modélisation de cette variable nécessite un long historique de données de minimum (10 ans). C'est pourquoi les banques procèdent à une méthode plus simpliste considérant un taux de recouvrement constant.

2.2.3. L'exposition en cas de défaut (EAD)

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

En conclusion, on trouve que la perte de crédit d'un portefeuille de N instruments s'écrit :

$$Perte\ de\ crédit = \sum_{i=1}^N b_i EAD_i LGD_i$$

$$\text{Où : } \begin{cases} b_i = 1, \text{ si client est en défaut} \\ b_i = 0, \text{ si le client non défaillant} \end{cases}$$

b_i est une variable aléatoire de Bernoulli qui prend 1 avec la probabilité p_i si le défaut se produit et 0 autrement. (On a : $E(b_i) = p_i$).

Donc :

$$E[Perte\ de\ crédit] = \sum_{i=1}^N p_i EAD_i LGD_i$$

L'estimation de cette perte est très importante pour les banques, car elle doit être couverte par des provisions. L'élément fondamental du risque de crédit réside dans l'estimation des probabilités de défaut (PD). Plusieurs types de techniques permettent la détection précoce des défauts de paiement de client citant les systèmes de credit scoring. Cependant, ces derniers estiment une seule probabilité de défaut de crédit indépendamment du temps. L'utilisation de l'approche de l'analyse de survie, nous permet d'estimer la probabilité de défaut de client dans une échéance déterminée. Par la suite, on peut estimer la perte attendu en fonction du temps. Cette approche aide la banque à gérer d'une manière optimale et dynamique les provisions nécessaires pour couvrir les pertes attendues des crédits.

3. Accords internationaux et réglementaires du risque de crédit

À la fin du dernier siècle, la supervision bancaire est devenue comme une nécessité absolue surtout avec l'accélération de deux mouvements : de libéralisation et de dérégulation financière. Les banques ont perdu leur rôle central en tant que financeur de l'économie négligeant parfois les bonnes règles de gestion en abonnant à des pratiques concurrentielles extrêmes. Cette déréglementation a donné naissance à plusieurs crises majeures ce qui a créé le besoin à un cadre prudentielle et de contrôle afin de stabiliser le système financier international.

Le comité de Bâle est né sous l'impulsion des pays du G10, qui sont Allemagne, Belgique, Canada, Etats-Unis, France, Italie, Japon, Pays-Bas, Royaume-Uni, Suède et Suisse, pour mettre en place un cadre prudentielle pour les banques. Ce comité est une sorte de forum qui traite d'une manière régulière (quatre fois par an) les sujets relatifs à la supervision bancaire.

Les différentes recommandations proposées par le comité de Bâle ne font pas un office de loi, mais revêtent plutôt un caractère suggestif. Le respect de tout ou une partie de la

réglementation bancaire est un choix libre des autorités concernées. Toutefois, l'éventuelle adoption est un signal fort exprimant la solidité et la maturité du système bancaire et financier des pays adoptifs.

Nous ferons le point, dans cette section sur les accords de Bâle : En un premier lieu, nous allons présenter l'historique de la réglementation, après par un ordre chronologique les différentes versions de cette réglementation.

3.1. Historique de la réglementation

Le capital de la banque est considéré comme une protection contre les pertes possibles de survenir. Cette mesure est retenue par les autorités de Bâle qui ont imposé de respecter un niveau minimum du capital, nommé le capital réglementaire.

En 1988, le comité de Bâle a élaboré le ratio de Cooke qui avait comme objectif de renforcer la stabilité de système bancaire international. Le ratio de Cooke repose sur la définition d'une norme de solvabilité. Ce ratio est calculé sur la base d'une logique simple : le niveau d'exigence en fonds propres, constitué du capital, des réserves, des provisions générales et de titres subordonnés doit être égal ou moins de 8% des encours des risques pondérés. Les pondérations dépendent de la nature juridique du débiteur et de la durée de crédit .

Vers la fin des années 1990, cette approche est devenue dépassée, car elle ne tient pas en considération ni les nouveaux instruments financiers, ni la nature des divers types du risques supportés par les institutions financières (par exemple la titrisation). La banque selon le ratio de Cooke, met sur le même plan toutes les entreprises emprunteuses, quelque soit la qualité de leur risque. Ee plus, il traite le risque de l'état très favorablement.

Pour corriger le défaut de ratio Cooke qui couvrent seulement le risque de crédit, le comité de Bâle a proposé une nouvelle pondération qui repose sur une appréciation plus fine des risques. Ce Comité de Bâle, présidé initialement par Mc Donough, qui réunit à la Banque des Réglements Internationaux les contrôleurs bancaires des principaux pays, a proposé en juin 1999 un premier

”document consultatif” prenant en compte les autres aspects de risques qui sont le risque de marché et le risque opérationnel.

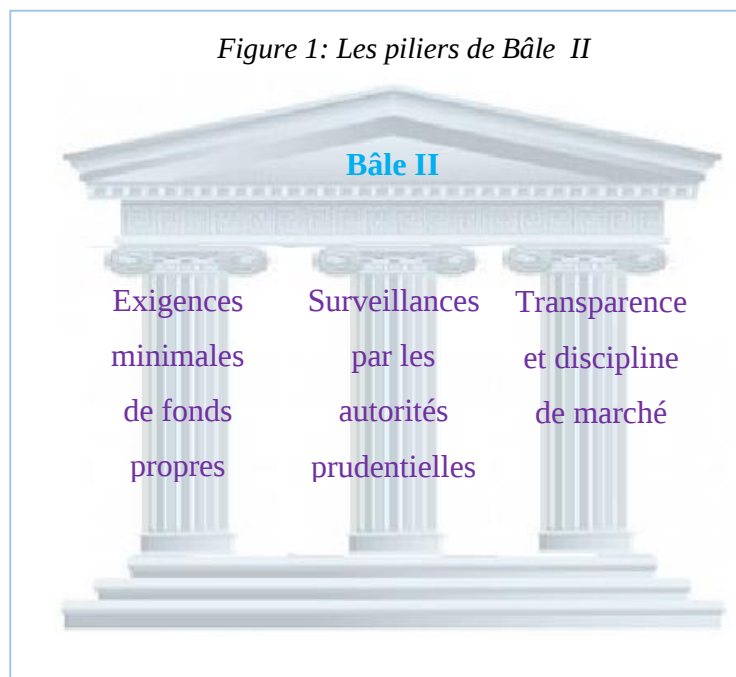
L’entrée en application du cet accord de Bâle est intervenue en 2006. Durant cette année, le ratio de Cooke continue d’être calculé en parallèle, mais un nouveau ratio, appelé ratio Mc Donough entrera en application à partir de l’année suivante.

3.2. L’accord de Bâle II

Le comité de Bâle s’est repenché sur la question de l’amélioration du système bancaire et financier suite notamment aux sévères critiques liées à l’application du premier accord.

Par rapport à son prédécesseur centré uniquement sur le calcul des fonds propres réglementaires, le nouvel accord de Bâle s’appuie sur trois piliers complémentaires qu’on va les présenter par la suite (Le comité de Bâle II, 2003).

Figure 1: Les piliers de Bâle II



3.2.1. Pilier I

Il consiste à appréhender mieux les exigences en fonds propres que font naître l'activité de crédit. En effet, Bâle II affine l'évaluation du risque de crédit en prenant en compte les nouvelles techniques d'évaluation du risque. La gestion du risque devient alors un réel enjeu pour les banques. Elle se pose comme un prérequis important pour toute optimisation de la performance bancaire ajusté pour le risque. D'après Gouriéroux & Tiomo (2007) au niveau de calcul, la logique reste la même que le ratio de Cooke, c'est-à-dire le rapport entre les fonds propres et les encours de risques. Cependant, l'appréciation de ce dernier est modifiée par une reconnaissance des techniques de réduction des risques et par la définition d'une charge en fonds propres pour les risques opérationnels et de marché.

(1)

$$\text{Ratio McDonough} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Risque de crédit} + \text{opérationnel} + \text{marché}} \geq 8\%$$

Bien que ce ratio ressemble beaucoup en forme au ratio de Cooke, il est différent. En effet, ce minimum de 8% n'est pas rattaché seulement au risque de crédit mais aussi englobe d'autres risques qui sont le risque opérationnel et le risque de marché. La nouvelle version de ce ratio restreint d'avantage les possibilités d'octroi un crédit pour les banques.



Le risque de crédit

Dans le cadre de la réglementation de Bâle II, les banques ont le choix entre trois grandes types d'approches pour le calcul des pondérations des créances permettant d'évaluer les besoins en fonds propres réglementaires. Il y a trois approches proposées pour gérer le risque de crédit :

- La méthode standard : est utile surtout aux banques qui ne disposent pas des modèles de notation et ayant une gestion des risques peu développées. La pondération applicable aux risques dans ce cas utilise le rating des organismes externes d'évolution de crédit. En sus de cette approche, le comité de Bâle a introduit dans l'approche standard une deuxième nouveauté reposant sur la

segmentation du portefeuille d'entreprise en trois catégories d'entreprises dont la pondération est définie différemment.

- La méthode de notation interne fondation (FIRB) : Dans le cadre de cette méthode, la banque estime sa probabilité de défaut (PD). Cependant, les LGD (le taux de perte en cas de défaut sur la ligne de crédit) sont imposés par des superviseurs externes ou estimés par un organisme de notation externe.
- La méthode de notation interne avancée (AIRB) : Dans le cadre de cette méthode, la banque doit maîtriser tous les composants de ses risques qui sont le PD, LGD et EAD. Toutefois, il est interdit qu'une banque décide d'adopter la méthode avancée de revenir à la méthode standard.



Le risque opérationnel

Le risque opérationnel est défini comme le risque de perte liée à des processus opérationnels, des personnes ou des systèmes internes défaillants ou des événements externes. Par exemple, erreur humaines, fraudes, problèmes liés à la gestion du personnel, accidents, inondation...



Le risque de marché

Le risque de marché est le risque de perte ou de dévaluation sur les situations de la banque suite à une variation des prix (cours, taux de change ...) sur le marché. Le risque sur produit de taux et action se mesure en se basant sur « le portefeuille de trading », c'est-à-dire la position de la banque dans un objectif de gain à court terme.

Chaque catégorie d'instrument nécessite une méthode de calcul différente, qui consiste à évaluer d'abord la position, puis calculé le capital requis en appliquant de pondération de 0% à 8% selon le type de risque.

3.2.2. Pilier II

Le deuxième pilier de Bâle II est indispensable complément du premier pilier. Il permet l'application des recommandations formulées au niveau de ce dernier via les vecteurs de surveillance et de discipline de marché. Ce pilier règle le processus de contrôle de la gestion des risques et de la couverture en capital par les autorités prudentielles nationales. Il recouvre les quatre principes suivants :

-  **Principes I :** Les banques devaient mettre en place un système de validation interne de l'adéquation globale de leurs fonds propres par rapport à leurs profils de risque également d'une stratégie permettant de maintenir leurs niveaux de fonds propres.
-  **Principes II :** Le régulateur doit contrôler l'adéquation globale des fonds propres des banques par rapport à leurs profils du risque ainsi pour leur stratégie permettant de maintenir leurs niveaux de fonds propres.
-  **Principe III :** Les autorités de contrôles peuvent exiger des fonds propres supérieurs aux ratios réglementaires minimaux.
-  **Principe IV :** Les autorités de contrôles peuvent intervenir afin de prévenir que le seuil de fonds propres d'une banque soit inférieur à un minimum requis.

3.2.3. Pilier III

Ce pilier renforce la discipline de marché et établit des règles en matière d'information publiée. En effet, les banques qui décident d'appliquer les exigences de Bâle II doivent répondre aux certaines exigences en matière de la publication d'information portant principalement sur :

-  Le périmètre d'application de l'accord ;
-  Le niveau et structure des fonds propres ;
-  Les mesures et exposition des risques ;
-  Les procédures d'évaluation des risques.

À travers de cette transparence de l'information, la discipline de marché sera instaurée.



En général, l'accord de Bâle II a permis une grande amélioration en matière de gestion du risque bancaire plus particulièrement le risque de crédit. Parmi ces avantages, la mise à niveau des banques, surtout celles des pays en voie de développement aux niveaux standards internationaux appliqués par les banques internationales. Cette standardisation a permis de diminuer les écarts technologique et pratique entre les banques et avoir une concurrence plus équitable.

Cependant, cet accord porte en lui des différentes limites dont la principale peut se résumer par son incapacité à éviter une des plus grandes crises financières et bancaires : la crise de *subprimes* en 2007. Ainsi, l'accord de Bâle II n'a pas réussi d'éviter le risque systémique et le risque de liquidité ceci est illustré par la faillite de la banque Lehman Brothers et ses conséquences. Il s'ajoute la difficulté à cerner les produits complexes issus de l'ingénierie financières tel que la titrisation.

3.3. De Bâle II vers le Bâle III

La crise financière avec son ampleur et sa profondeur a mis en exergue les carences de l'Accord de Bâle II en donnant naissance à un nouveau accord de Bâle III (Le comité de Bâle III, 2011).

Cette réforme est un résultat de la sévérité et la gravité de la crise financière qui est expliquée en une grande partie par la croissance de bilan et de hors bilan des banques. Au même temps la dégradation de la qualité et le niveau des fonds propres qui couvrent ces risques. La crise financière a dévoilé aussi qu'il y a une absence d'une stratégie pour se protéger contre une crise de liquidité.

Ainsi, le nouvel accord de Bâle dans sa nouvelle version tient compte de ces nouvelles notions telles que le hors-bilan bancaire et le risque de liquidité. Le nouvel accord Bâlois admet comme objectifs :



Le renforcement des fonds propres :

La crise financière a montré que certains fonds propres sont fragiles que d'autre dans l'absorption des crises. Il s'agit donc d'améliorer la qualité de « noyau dur » des capitaux des banques en allouant plus des fonds propres de meilleure qualité aux actifs les plus risquées . Ainsi, la solvabilité des banques s'améliorera.

L'accord de Bâle III a déterminé les composantes des fonds propres réglementaires qui sont constitués de la somme des éléments suivants :

- Les fonds propres de base (*Tier 1* ou T1), visant à assurer la continuité d'exploitation des actions ordinaires et assimilées de T1 appelées « composante dure » plus d'autres éléments de T1.
- Les fonds propres complémentaires (*Tier 2* ou T2), visant à absorber les pertes en cas de liquidation.

Dans tous les éléments ci-dessus, il est fait déduction des ajustements réglementaires correspondants, et les restrictions suivantes s'appliquent :

- La composante des actions ordinaires et assimilées de T1 doit être au moins égale à 4, 5 % des actifs pondérés;
- Le T1 doit être au moins égal à 6,0 % des actifs pondérés ;
- Le total des fonds propres (T1 plus T2) doit être au moins égal à 8,0 % des actifs pondérés.



L'instauration de ratio de liquidité :

La liquidité a été un facteur important dans l'ampleur de la crise financière de 2007. Cependant, il n'a pas été l'objet d'aucune réglementation harmonisée à l'échelle internationale. Le comité de Bâle III a proposé deux nouveaux ratios pour piloter l'état de liquidité dans la banque.

- La « Liquidity coverage ratio » (LCR), ratio à court terme, qui vise à obliger les banques à maintenir en permanence un stock d'actifs liquides permettant de

supporter une crise aigüe pendant 30 jours. Il est défini comme le ratio des actifs de haute qualité d'une banque sur le total des sorties nettes de trésorerie sur les 30 jours calendaires suivants. Ce ratio doit dépasser 100%.

- Le « Net Stable Funding Ratio » (NSFR), est le ratio de liquidité à long terme. Il correspond au montant du **financement stable disponible** rapporté au montant du **financement stable exigé**. Ce ratio devrait, en permanence, être au moins égal à 100 %. Le « **financement stable disponible** » désigne la part des fonds propres et des passifs censée d'être fiable à l'horizon temporel pris en compte aux fins du NSFR, à savoir jusqu'à une année. Le montant du « **financement stable exigé** » d'un établissement est fonction des caractéristiques de liquidité et de la durée résiduelle des divers actifs qu'il détient et de celles de ses positions de hors-bilan.



Le ratio de levier :

Le comité de Bâle III a élaboré une mesure simple et non basée sur le risque, qui est calibrée pour mesurer les exigences de fonds propres fondées sur le risque. Le comité envisage d'en faire une mesure temporaire de ce ratio de 3%. Ce dernier est défini comme le rapport des fonds propres sur le total de bilan.

Toutefois, ce ratio marque quelques anomalies. Tout d'abord, il est dépendant des méthodes comptables qui déterminent le calcul du total du bilan (le dénominateur de ratio de levier). De plus, ne tient pas en compte de la qualité des actifs détenus et des engagements hors-bilan.



Réduction du risque systémique :

La récente crise financière a fait ressortir la nécessité d'une meilleure évaluation du risque systémique qui menace tout le système financier. Ainsi, la modélisation des interactions et des dépendances entre ces institutions devient indispensable pour les banques centrales nationales. Le comité de Bâle III a étudié la nécessité d'une supervision différenciée et d'une surcharge en capital

en fonction des caractères systémiques. Les caractères systémiques proposés sont la taille, le degré de substituabilité et le degré d'interconnection entre établissements financiers.

4. L'application du modèle de survie en gestion du risque de crédit

La mesure de risque de crédit a connue des défis considérablement développés au cours des vingt dernières années. Cette attention particulière n'est qu'une réponse au besoin important des banques pour optimiser l'allocation des provisions nécessaires. En effet, une gestion du risque adéquate permet à la banque de rationaliser l'utilisation de ses provisions. Elle l'amènera à couvrir les pertes attendues d'une part et à maximiser son profit en octroient plus de crédits d'autre part. De plus, l'existence d'une tendance à la désintermédiation a poussé les banques de chercher à automatiser la décision de l'accord de crédit afin de mieux gérer le grand effectif des emprunteurs. Il s'ajoute l'accroissement de la concurrence entre les banques ce qui les encourage à mieux gérer le risque de crédit en adoptant des méthodes plus développées pour optimiser les marges d'intérêts sur les prêts.

Les modèles ordinaires de gestion du risque de défaut de client sont conçus pour répondre à la question « Quelle est la probabilité de défaut d'un demandeur de crédit dans une période fixe du temps ? ». Pour répondre à cette question, il suffit de savoir séparer le bon client du mauvais client. Les méthodes les plus utilisées pour ce genre de modélisations sont la régression logistique, l'analyse discriminante, les réseaux de neurones artificiels...

D'après Altman & Saunders (1998), ces méthodologies prennent un échantillon de clients de l'historique de la banque tout en les classant en client solvable et non solvable. Un client est considéré solvable s'il a honoré ses engagements envers la banque. Au contraire, un client est considéré non solvable s'il n'a pas honoré ses engagements envers la banque. Et que ces modèles estiment la probabilité de défaut de chaque client qui le considère constant pendant toute la période de remboursement de crédit en fonction de ses critères personnels. Alors que réellement, le risque de défaut du client est variable pendant la période de remboursement de crédit.



L'ensemble des modèles qui négligent ce point manquera la connaissance du risque de défaut au cours de remboursement de crédit. Cette information sera utile pour la banque car elle permet l'optimisation dynamique des provisions nécessaires pour couvrir les pertes attendues.

De plus, pour réussir une estimation de défaut d'un client particulier, il est souhaitable que les probabilités du défaut soient ajustées pour tenir compte non seulement des caractéristiques des emprunteurs comme le salaire, l'âge, la profession, le compte débiteur ou non ?... mais aussi aux conditions générales de l'économie mesurées par des grandeurs macroéconomiques comme le taux d'inflation, le TMM.... Ainsi, l'intégration des grandeurs variantes en fonction du temps traçant l'état général de l'économie aide à mieux modéliser le risque de défaut pendant la durée de remboursement de crédit.

En conclusion, l'utilisation des modèles dynamiques de gestion du risque est intéressante pour l'institution financière, car l'estimation de la probabilité de défaut en fonction du temps est utile pour allouer les provisions nécessaires pour couvrir les pertes attendues.

4.1. La méthodologie de la classification binaire en gestion du risque

4.1.1. Les méthodes statistiques

La première technique, à vu le jour, et qui est encore utilisée aujourd'hui, est l'analyse discriminante. L'idée de discrimination entre les groupes dans la population a été introduite par Fisher en (1936). Cette première application avait lieu en sciences naturelles. Elle a permis de différencier deux types d'iris comme également de différencier l'origine de crânes distincts en comparant les tailles physiques respectives. David Duran (1941) a été le premier qui a appliqué cette idée en décision de crédit.

Thomas (2000) explique que les débuts de l'automatisation des décisions de crédit remontent à l'époque de la deuxième guerre mondiale. Quand les analystes de crédit étaient appelés au service militaire, le manque de main-d'œuvre spécialisée obligea les firmes à automatiser les règles de décision humaine sous forme de systèmes d'experts. Au début des années cinquante, le

groupe de ces systèmes et des techniques d'analyse discriminante sont à l'origine de l'utilisation des notations des risques dans les attributions des prêts. C'est par ailleurs l'arrivée des cartes de crédit à la fin des années soixante qui ont réalisé aux émetteurs l'importance des notations puisque sans elles, il aurait été impossible d'automatiser les décisions de crédit et de répondre à la demande en terme économique et de main d'œuvre spécialisé.

La régression logistique et l'analyse discriminante ont été les techniques les plus utilisées pour le développement des modèles de gestion de risque de crédit. Cependant, l'analyse discriminante n'est valide que si les variables explicatives sont indépendantes et suivent une distribution normale. Cette hypothèse est généralement non vérifiée par les variables financières.

Toutes ces limites de la régression discriminante ont mené à l'utilisation de la régression logistique car cette dernière ne suppose pas la multi normalité des variables. Cependant, cette technique s'avère très sensible à la multicolinéarité entre les variables à expliquer. D'où, la nécessité d'examiner les corrélations entre les variables prédictives avant de procéder à l'élaboration du modèle, afin d'éliminer celles qui semblent fortement corrélées entre elles.

4.1.2. Les systèmes d'intelligence artificielle

Les intérêts portés à l'utilisation de nouvelles techniques qui relèvent du domaine de l'intelligence artificielle sont énormes car elles permettent, à partir de l'expérience, de déterminer la relation entre les caractéristiques des emprunteurs et leur probabilité de défaut qui se basent sur la reproduction du fonctionnement du cerveau humain dans l'analyse des données.

La plus connue des méthodes de l'intelligence artificielle est relative à la technique du réseau de neurones. Cette méthode permet de modéliser des phénomènes linéaires et non linéaires à partir d'un jeu de données et des variables explicatives. La technique de réseau de neurones ont été largement utilisées dans les domaines de la physique appliquée, la robotique, la médecine et la chimie appliquée et ont fini par faire leur apparition dans le monde de la finance à la fin des années quatre-vingt. Cette technique est parmi les outils les plus récentes évoquées par les chercheurs en décision ; c'est une technique de classification avancée.



Ce dernier terme regroupe toute une classe relativement large de modèles de régression non-linéaires, de discrimination et de réduction de données. Son grand avantage est évidemment le non linéarité. Ils sont capables de saisir un grand nombre de dépendances, impliquant simultanément plusieurs variables qu'elles soient qualitatives ou quantitatives.

L'avantage principal des systèmes experts est le temps qu'ils permettent de faire gagner à l'analyste de crédit. Le deuxième avantage est la possibilité de rajouter des nouvelles règles et procédures.

Cependant, Hooman et al. (2012) expliquent que la principale critique liée à cette technique est son incapacité à expliquer ses résultats. Elle est une boîte noire avec des règles inconnues. De plus, les règles à intégrer au système expert sont des résultats d'expériences individuelles des spécialistes qui sont subjectives. Il est ainsi difficile d'arriver à un consensus sur les règles de décision.

Par ailleurs, cette technique comme les autres citées auparavant est statique puisqu'elle estime le risque de défaut de client sur la base de son profil au moment de la demande de crédit. En conséquence, l'estimation de risque de défaut suppose que le risque de défaut de ce client reste inchangé pendant toute la durée de remboursement de crédit. D'après la littérature relative à la gestion de risque, on trouve que les modèles de l'analyse de survie aident à estimer le risque de défaut en fonction du temps. Nous allons présenter la spécificité de cette méthode dans la section suivante.

4.2. L'analyse de survie en gestion du risque

4.2.1. Principe de base de l'approche empirique

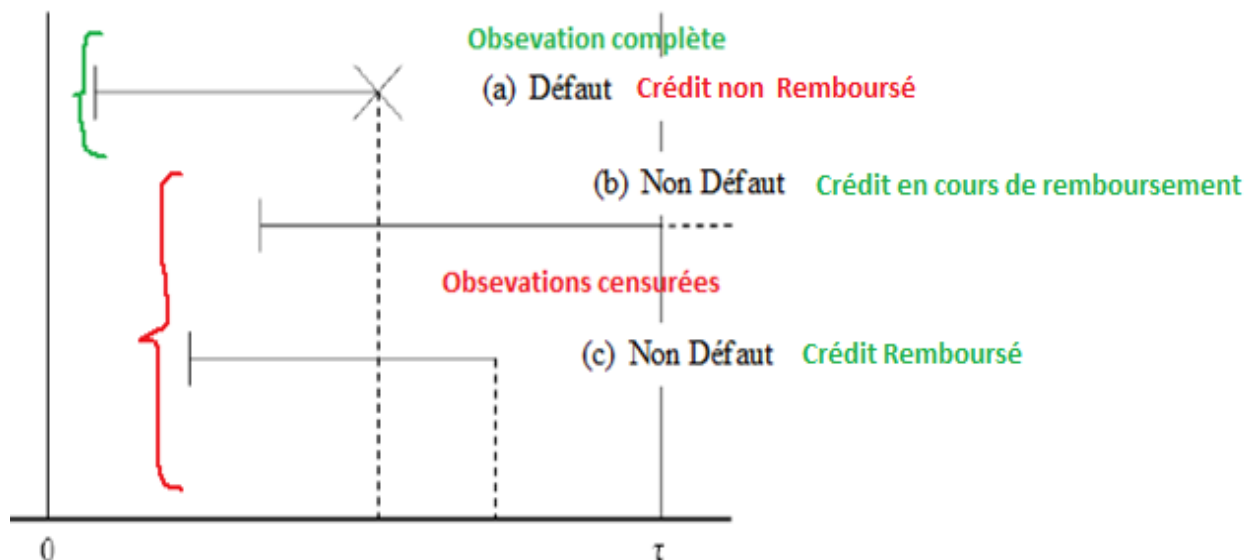
L'analyse de survie est une méthode spécialisée souvent utilisée dans la mesure du temps jusqu'à l'occurrence d'un événement ou d'une réponse. La spécificité de cette méthode réside dans la possibilité d'estimer la probabilité d'occurrence de l'événement d'intérêt en fonction du

temps. Cet avantage est considéré comme intéressant dans le contexte de gestion de risque du crédit, car il permet d'identifier le risque de défaut des clients en fonction du temps.

Dans le contexte de crédit, on considère l'origine de temps comme la date de déblocage de crédit et l'évènement d'échec comme le « défaut » de paiement d'un client. La variable aléatoire dans l'analyse de survie est le temps nécessaire (T) pour que le client change le statut de « non-défaut » au « défaut ». Ce changement est le résultat de plusieurs facteurs du risque (comme : salaire, domaine professionnel, âge...) qu'on cherche à identifier et évaluer leurs effets sur la probabilité de défaut. Le temps de survie dans ce contexte est la période qui commence par le déblocage de crédit jusqu'à le défaut de paiement de crédit.

Afin d'expliquer le principe de base de cette technique, nous procédons à ce schéma explicatif. La figure 2 montre les trois situations possibles qui peuvent se présenter en pratique quand une banque cherche à observer l'état de ses crédits. On considère, l'intervalle $[0, t]$ comme l'horizon de l'étude :

Figure 2: Schéma explicatif de principe de base de l'analyse de survie



- 🕒 Dans le cas (b) la durée de vie de crédit est seulement le temps à partir de la date de contrat de crédit jusqu'à la fin de l'étude.
- 🕒 Le cas (a) montre la situation d'un crédit avec défaut avant la date t. Dans ce cas, la durée de vie de crédit est égale au temps de survie T qu'on cherche à l'estimer.

Les deux cas (b) et (c) sont différents : le cas (c) a remboursé tout son crédit. Par contre, le cas (b) a remboursé son crédit jusqu'à l'instant t mais nous n'avons aucune information sur son rendement futur. Dans les deux derniers cas (c, b), il n'est pas possible d'observer l'instant où le client sera en défaut à cause de la censure au niveau de l'observation.

Toutefois dans le cas (a), l'observation de défaut de paiement est observée.

Cette technique sert à estimer la probabilité de défaut à l'instant t dans ces différents situations. Les informations nécessaires pour réaliser ce modèle sont : pour chaque client i on doit avoir la durée de vie de crédit Z_i , la situation de client δ_i et le vecteur des variables X_i qui contient les caractéristiques du client. Avec,

$$\begin{cases} \delta_i = 1, & \text{si le client } i \text{ est en défaut} \\ \delta_i = 0, & \text{si non} \end{cases}$$

Donc, les données valables pour modéliser la probabilité de défaut (PD) est un échantillon de triplets de variables iid aléatoires $\{(Z_1, X_1, \delta_1), (Z_2, X_2, \delta_2), \dots, (Z_n, X_n, \delta_n)\}$, avec

$$\begin{cases} Z_i = T_i, & \text{si } \delta_i = 1 \\ Z_i, & \text{si } \delta_i = 0 \end{cases}$$

L'objectif de l'analyse de survie est de trouver une relation significative entre la variable aléatoire T qui exprime le temps de survie et X_i le vecteur des variables caractérisant le client. Cependant, dans le contexte du risque de crédit, on cherche à estimer la probabilité de défaut (PD) de client à un instant t qui est l'opposé de la probabilité de survie. C'est-à-dire la probabilité que

le temps de survie T soit inférieur à t : $S(t) = 1 - PD(t) = 1 - P(T \leq t) = 1 - F(t)$, avec $F(t)$ est la fonction de répartition de la variable aléatoire T .

En effet, mesurer la probabilité de survie d'une année $S(12)$ est équivalent de mesurer la probabilité de remboursement de la 12^{ème} échéance mais bien sûr après le paiement des 11 échéances précédentes. C'est-à-dire un client a payé la 12^{ème} échéance sachant qu'il a payé les 11 échéances précédentes. Egalement, un client a payé la 11^{ème} échéance sachant qu'il a payé les 10 échéances précédentes. Donc on peut généraliser :

p_1 = la probabilité de payer la 1^{ère} échéance après le déblocage de crédit

p_2 = la probabilité conditionnelle de payer la 2^{ème} échéance après qu'il a payé la première échéance.

.

.

p_{12} = la probabilité conditionnelle de payer la 12^{ème} échéance après qu'il a payé la 11^{ème} échéance.

Ainsi, la probabilité de payer la 12^{ème} échéance est égal à : $S(12) = p_1 * p_2 * \dots * p_{12}$.

Les probabilités p_t sont mesurées par :

$$p_t = \frac{\text{Le nombre de clients qui ont payé la } t \text{ ème échéance tout en payant les } (t-1) \text{ échéances précédentes}}{\text{Le nombre des clients qui ont payé les } (t-1) \text{ échéances}} = \frac{n_t - d_t}{n_t}$$

avec, n_t = le nombre de clients ayant remboursé leurs créances, observé au moment t .

d_t = le nombre de clients qui sont en défaut de paiement de la t ème échéance.



On peut alors mesurer la probabilité de survie par :

(2)

$$S(t) = \prod_t \left(1 - \frac{d_t}{n_t}\right)$$

Cependant, on ne peut pas directement estimer la probabilité de survie en fonction des variables de clients mais moyennant la fonction de risque instantané nommée $h(t)$.

4.2.2. La fonction de risque instantané

La méthode usuelle pour estimer la probabilité de défaut est moyennant la fonction de risque instantané. Cette fonction est inspirée de la probabilité de défaut conditionnelle dans un intervalle de temps $[t, t + \Delta t]$:

C'est l'estimation de la probabilité de défaut dans l'intervalle $[t, t + \Delta t]$ sachant que le client avant t n'a réalisé aucun défaut donc : $h(t) \Delta t = P(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)$. Afin d'obtenir la fonction de risque instantané on va tendre Δt vers 0 d'où :

(3)

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P\left(\begin{array}{c} \text{un client à l'instant } t \text{ ne peut pas payer} \\ \text{la } (t + \Delta t)\text{ème échéance} \end{array}\right)}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)}{\Delta t}$$

En se basant sur le théorème de la probabilité conditionnelle, on peut modifier la fonction (3) comme suit :

(4)

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t \cdot P(T \geq t)}$$

Comme il est défini auparavant : $S(t) = P(T \geq t)$. De plus, $\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t} =$
 $\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} = \frac{dF(t)}{dt}$.

Donc, l'équation (4) devient :

$$h(t) = \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t \cdot P(T \geq t)} = \frac{dF(t)}{dt} \frac{1}{S(t)} = \frac{f(t)}{S(t)}$$

Il est encore possible de définir le risque cumulé $H(t)$ comme suit :

(5)

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{dF(t)}{dt} \frac{1}{S(t)} = -\frac{dS(t)}{dt} \frac{1}{S(t)} = -\frac{d(\text{Log}(S(t)))}{dt}$$

En intégrant la fonction (5), on trouve : $\text{Log}(S(t)) = -\int_0^t h(s)ds$.

Par la suite, $S(t) = \exp(-\int_0^t h(s)ds) = \exp(-H(t))$.

En intégrant la fonction cumulative, on trouve : $H(t) = \int_0^t h(s)ds$.

La fonction $H(t)$ est la fonction de risque cumulée. On vérifie également que :

(6)

$$H(t) = -\text{Log}(S(t))$$

Pour estimer la fonction $h(t)$, on utilise le modèle à risque proportionnel proposé par David COX en (1972). Ce modèle suppose la décomposition de la fonction $h(t)$ en deux fonctions comme suit :

(7)

$$h_i(t, X_{ij}) = h_0(t)f(X_{ij}), \quad \text{avec } f(X_{ij}) \geq 0$$

Cette approche suppose qu'il existe une fonction de risque de base $h_0(t)$ qui dépend seulement du temps nommée fonction de risque de base. Cette fonction de risque de base sera



multipliée par une fonction f exponentielle qui ne dépend que des caractéristiques des clients dans le vecteur X_i .

Donc, l'équation (7) qui est la fonction de risque instantané devient :

(8)

$$h_i(t, x_{ij}) = h_0(t) \exp\left(\sum_{j=0}^{j=k} \beta_j x_{ij}\right)$$

, avec β est le vecteur des coefficients des variables explicatives qu'on cherche à l'estimer par la méthode de maximum de vraisemblance.

4.2.3. Le maximum de vraisemblance

L'équation de risque instantané exprimée dans l'équation (8) est modifiée comme suit :

(9)

$$h_i(t, x_{ij}) = h_0(t) \exp\left(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik}\right)$$

Cette équation (9) montre que le risque pour un seul individu i à l'instant t est le résultat d'un produit de deux facteurs :

- i. La fonction $h_0(t)$ considéré comme la fonction de risque pour un individu ayant des variables tous égal à zéro. Elle est généralement nommée la fonction de risque de base.
- ii. La seconde fonction est une fonction linéaire de k variables fixes en fonction du temps.

Pourquoi l'équation (9) est nommée le modèle à risque proportionnel ?

Le modèle est nommé à risque proportionnel car, le risque d'un individu i est proportionnel fixe par rapport à un autre individu j .

Si on applique deux individus i et j dans l'équation (9) on trouve:

(10)

$$\frac{h_i(t, x_i)}{h_j(t, x_j)} = \exp \left\{ \beta_1 (x_{i1} - x_{j1}) + \dots + \beta_{k1} (x_{ik} - x_{jk}) \right\}$$

Cette équation (10) présente le ratio de risque proportionnel. La plus importante remarque d'après cette relation est que la fonction de risque de base $h_0(t)$ qui a été éliminée du modèle. Donc, on peut estimer les coefficients β sans estimer la fonction de risque de base $h_0(t)$. La méthode utilisée pour estimer ces coefficients est la vraisemblance partielle qu'on va la détaillée par la suite.

D'après la section précédente, on a n individus indépendants ($i=1 \dots n$). Chaque individu i est caractérisé par ces données composées en trois parties : x_i les caractéristiques de clients, t_i le temps de survie ou temps de censure et δ_i l'indicateur de défaut (égal à 1 si le client en défaut, 0 si non).

La fonction de vraisemblance est typiquement écrite comme le produit de vraisemblance pour tous les individus dans l'échantillon. Cependant, la fonction de vraisemblance partielle qu'on veut estimer est écrite comme produit de vraisemblance de tous les événements observés.

$$L(\beta) = \prod_j L_j \quad \text{Avec, } L_j \text{ est la vraisemblance de la } j \text{ ème évènement.}$$

Comment construire la vraisemblance partiel L_j ?

Pour construire L_j , il faut répondre à cette question : sachant qu'il y a un événement de défaut à la j ème mois, quelle est la probabilité pour que le défaut se réalise au client i au j ème mois. La réponse est comme suit : le risque de défaut de client i au mois j divisé par le risque de défaut du reste des clients exposés au risque au j ème mois.

$L_j(\beta) = \frac{h_i(\beta' X_i)}{\sum_{l \in R(t_j)} h_l(\beta' X_l)}$, avec $R(t_j)$ exprime le nombre de client au risque au j ème mois.

D'où, la vraisemblance partielle devient :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\beta' X_i)}{\sum_{l \in R(t_i)} \exp(\beta' X_l)}$$

La maximisation de la vraisemblance par rapport X_i forme l'estimateur $\hat{\beta}$ qui présente la sensibilité de chaque paramètre au risque de défaut.

4.2.4. La probabilité de défaut en fonction du temps

En traitant la fonction de risque instantané impliquée par un modèle à risque proportionnel, on peut remonter à la fonction de survie. En effet, partant de la relation de base de modèle à risque proportionnel dans l'équation (8) passant par la fonction de risque cumulée $H(t)$, pour finalement déduire à l'aide de l'équation (6) la probabilité de défaut de client en fonction du temps.

En effet, après l'estimation des coefficients β_i de la fonction de risque instantané, il est nécessaire d'estimer la fonction de risque de base $h_0(t)$. La fonction de risque de base exprime le risque de défaut en fonction du temps indépendamment des variables de client. L'estimateur proposé pour estimer le risque de base instantané $h_0(t)$ est le suivant :

$$h_0(t_i) = \frac{d_i}{\sum_{j \in R(t_i)} \exp(\beta' x_j)}$$

Avec, t_i exprime le temps de survie de client i , le d_i représente le nombre des clients en défaut à l'instant t_i , $R(i)$ représente l'ensemble des clients exposés au risque à l'instant t_i . Nous admettons que $H_0(t) = \int_0^t h_0(u) du$

Donc, pour chaque client i on trouve d'après l'équation (6) que :

$$\text{Log}(S_i(t)) = -H_i(t) = -\int_0^t h_0(u) \exp(\beta'xi) du = -H_0(t) \exp(\beta'xi) = \exp(\beta'xi) \text{Log}(S_0(t))$$

On obtient finalement, la probabilité de survie pour un client i est égal à :

(11)

$$S_i(t) = [S_0(t)]^{\exp(\beta'xi)}$$

avec, $S_0(t) = \exp(-H_0(t))$.

Donc, la probabilité de défaut en fonction de temps $PD(t)$ pour un client i est égal à :

(12)

$$PD_i(t) = 1 - S_i(t) = 1 - [S_0(t)]^{\exp(\beta'xi)}$$

4.2.5. Un exemple récapitulatif

On suppose $t_1 < t_2 < \dots < t_n$ les temps d'événement de défaut. Pour chaque $i=1, \dots, n$, considérons les données suivantes :

n_i =exprime le nombre de clients ayant remboursé leurs crédit sans défaut jusqu'à l'instant t_i (appelé aussi clients exposés au risque à l'instant t_i).

d_i = nombre de clients ayant connu un défaut de paiement dans l'intervalle $[t_i, t_{i+1}[$.

c_i =le nombre de clients ayant fini le remboursement de crédit dans l'intervalle $[t_i, t_{i+1}[$.



ti	ct	dt	Nbr de clients exposé au risque de défaut (ni)
6	6	0	1000
7	1	1	994
8	66	9	992
9	0	5	917
10	6	1	912
11	35	14	905
.....			

La lecture de tableau nous montre que :

- $t_1 = 6$, avant ce temps tous les clients (1000 clients) sont exposés au risque de défaut . Mais, il ya 6 clients qui ont finie leur contrat et ont quitté l'étude. Donc, le nombre des clients restants exposés au risque égal à 994.
- $t_2 = 7$, il y a 994 clients exposés au risque de défaut mais seulement 1 seul client qui a honoré son crédit. De plus, il ya 1 seul client qui a connu un défaut de paiement à la septième échéance de crédit. Donc, le nombre des clients exposés au risque est égal à 992.
- $t_3 = 8$, il y a 992 clients exposés au risque de défaut dont 9 clients sont devenus en défaut de paiement dans la huitième échéance et 66 sont censurés (ont fini leurs engagement de crédit). Donc , les clients exposés au risques restant sont égal à 917.

Estimation de la probabilité de défaut

On va estimer la probabilité de survie en appliquant l'équation (2):

p_7 : Tant qu'il y a 1 parmi 994 clients en défaut de paiement au 7 eme mois. Donc, on peut estimer la probabilité de survie pendant la 7 ème échéance par $((994-1)/994) = 0,9989$. De plus puisque il y a 1 clients en défaut et 1 client ayant fini le remboursement de son crédit. Donc, les clients restant exposés au risque de défaut est égal à 992.

4. L'application du modèle de survie en gestion du risque de crédit

p8 : Tant qu'il y a un 9 client permis 992 en défaut , on peut estimer la probabilité de survie pendant la 8 ème échéance par $((992-9)/992)= 0,9909$. Par conséquent, le nombre restant des clients exposés au risque à la 9 ème échéance est égal à 917.

p9 : Tant qu'il y a 5 clients en défaut et 0 observations censurés (c à d des clients ayant finis le remboursement de leurs crédit) parmi 917 clients. On peut estimer la probabilité de survie par $((917-5)/917)= 0,9945$. Par conséquent, le nombre restant des clients exposés au risque de défaut pendant la 10 ème échéance est égal à = 912.

ti	ct	dt	Nbr de clients exposés au risque de défaut	pt	s(t)	PD(t)
6	6	0	1000	1	1	0
7	1	1	994	0,9990	0,9990	0,0010
8	66	9	992	0,9909	0,9899	0,0101
9	0	5	917	0,9945	0,9845	0,0155
10	6	1	912	0,9989	0,9835	0,0165
11	35	14	905	0,9845	0,9682	0,0318
.....						

A t=7 , la probabilité 0,9990 présente la probabilité conditionnelle de survie durant le 7 eme mois sachant que le client a honoré ses engagements avant ce mois . Donc, la probabilité de survie jusqu'à le 7 eme mois : $S(7) = 1 * 0,9990 = 0,9990$. Par conséquent, la probabilité de défaut pendant les 7 premiers mois de crédit est égal à $PD(7)=1-0,9990 =0,0010$.

A t=8, la probabilité 0,9909 présente la probabilité conditionnelle de survie durant le 8 eme mois sachant que le client a honoré ses engagements avant ce mois . Donc, la probabilité de survie jusqu'à le 8eme mois $S(8)= 1 * 0,9990 * 0,9909 = 0,9899$. Par conséquent, la probabilité de défaut pendant les 8 premiers mois de crédit est égal à $PD(8)=1-9899=0,0101$.

L'estimation de la fonction de risque instantanée

Après l'estimation de la probabilité de survie S(t), on peut passer en utilisant l'équation (6) à la fonction de risque cumulée, pour finalement estimer la fonction de risque instantané h(t).



ti	ct	dt	Nbr de clients exposé au risque de défaut	pt	s(t)	PD(t)	H(t)= - Log(S(t))	h(t)
6	6	0	1000	1	1	0	0	0
7	1	1	994	0,9990	0,9990	0,0010	0,0004	0,0004
8	66	9	992	0,9909	0,9899	0,0101	0,0044	0,0040
9	0	5	917	0,9945	0,9845	0,0155	0,0068	0,0028
10	6	1	912	0,9989	0,9835	0,0165	0,0072	0,0044
11	35	14	905	0,9845	0,9682	0,0318	0,0140	0,0096
....								

Afin d'estimer la fonction $h(t)$ en fonction des paramètres du client et le temps, on propose le modèle à risque proportionnel dans l'équation (8). Et en utilisant la méthode de maximum de vraisemblance partielle comme il a été présenté dans la section 4.2.3, on peut estimer les sensibilités de chaque paramètre sur le risque de défaut. Et en suivant cette démarche inversement, on peut estimer la probabilité de défaut en fonction du temps.

Tous ces étapes d'estimation sont résumées dans la procédure PHREG de logiciel SAS qu'on va l'utiliser dans la partie empirique de cet étude dans le deuxième chapitre.

5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

5.1. L'aspect dynamique dans l'analyse de survie

Les modèles de survie forment une approche flexible pour la modélisation et la prévision du risque de crédit. Ils admettent un avantage comparant aux modèles binaires (statiques) qui consiste à l'estimation de la probabilité de défaut de client en fonction du temps. De plus, ils offrent la possibilité d'intégrer des grandeurs variables en fonction du temps qui tracent l'évolution de la conjoncture et de l'environnement économique. Cet aspect dynamique nous permet d'estimer le risque de défaut de client en fonction du temps afin de constituer de manière optimale les provisions nécessaires couvrant les pertes attendues.

5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

L'analyse de survie sert à répondre à la question suivante : Qu'elles sont les circonstances particulières qui augmentent ou diminuent le temps de survie ? Le major avantage de cette technique est la possibilité d'estimer la probabilité de défaut durant toute la période de remboursement de crédit. L'analyse de survie a été appliquée dans plusieurs contextes financiers citant : le scoring comportemental de Thomas (2000) et la prévision de défaut en crédit détail de Stepanova & Thomas (2002) .

En se basant sur l'article de Thomas (2000), on constate que les méthodes de décision sont basées traditionnellement sur un jugement mental des cinq «Conditions» du crédit. Ces critères d'évaluation sont tirés de l'anglais et correspondent aux termes suivants :

- « Character » : réputation de l'emprunteur.
- « Capital » : montant du prêt.
- « Collateral » : mise de fonds et valeur marchande versus le prêt.
- « Capacity » : capacité à rembourser.
- « Condition » : conditions économiques.

L'inconsistance dans les décisions de crédit attribuées au jugement humain a également été un facteur déterminant dans le développement des approches statistiques pour l'évaluation du risque de crédit. L'auteur souligne finalement un élément qui nous intéresse dans le cadre de la recherche actuelle. Il mentionne la nécessité d'incorporer dans les modèles de gestion du risque une dimension qui trace les changements des conditions économiques puisqu'elles peuvent affecter le risque de l'emprunteur.

5.2. L'intégration des variables macroéconomiques dans le modèle de survie

Plusieurs auteurs se sont intéressés à chercher la répercussion de l'environnement économique dans la probabilité de défaut. Ils supposent que les conditions économiques ont une incidence sur la probabilité de défaut des emprunteurs. En effet, le modèle de crédit scoring sert à estimer la probabilité de défaut que le client peut atteindre au cours d'une période fixe du temps

en se basant sur des caractéristiques du client mesurées au moment de la demande de crédit. Toutefois, après la signature de contrat, la capacité de remboursement de client peut changer à cause des facteurs que le modèle de crédit scoring les supposés indépendants du temps.

Im et al.(2011) dans son article a s'intéressé à démontrer cette hypothèse. Le choix de l'échantillon de base pour son étude est composé des clients similaires. Seulement, ils ont accordé leur crédit dans des années différentes. L'observation de taux de défaut présenté dans la figure 3 montre que le taux de défaut a doublé dans le quatrième trimestre 2007 par rapport au 2004. Cette augmentation n'est pas le résultat seulement du comportement de client mais aussi de l'effet de la détérioration de l'environnement économique extérieur sur la capacité de remboursement chez les clients. Cette détérioration des indicateurs économiques a distingué les clients les plus sensibles aux changements économiques.

Figure 3:Le taux de défaut des clients avec un score similaire

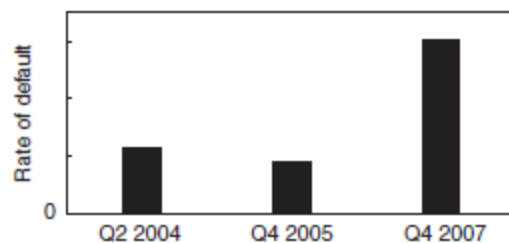
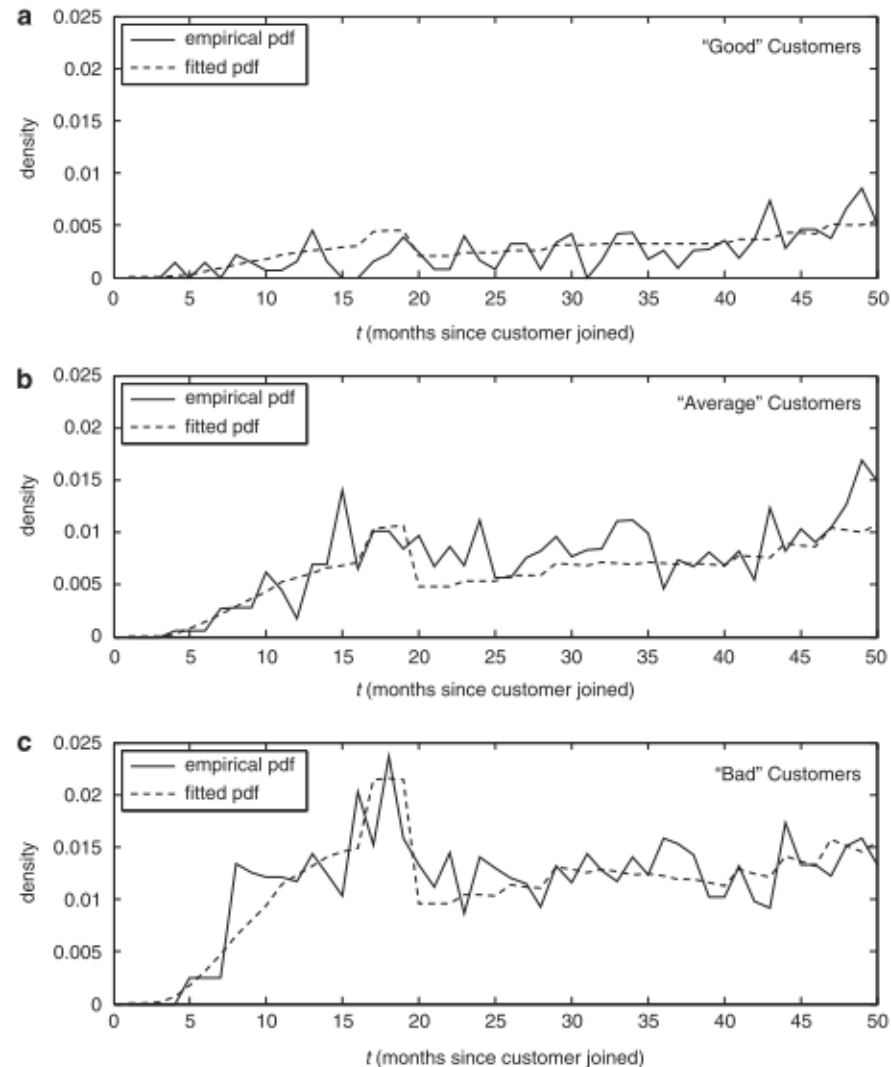


Figure 4: La comparaison de la densité de la probabilité de défaut par classe de client : Bad, Good, Average

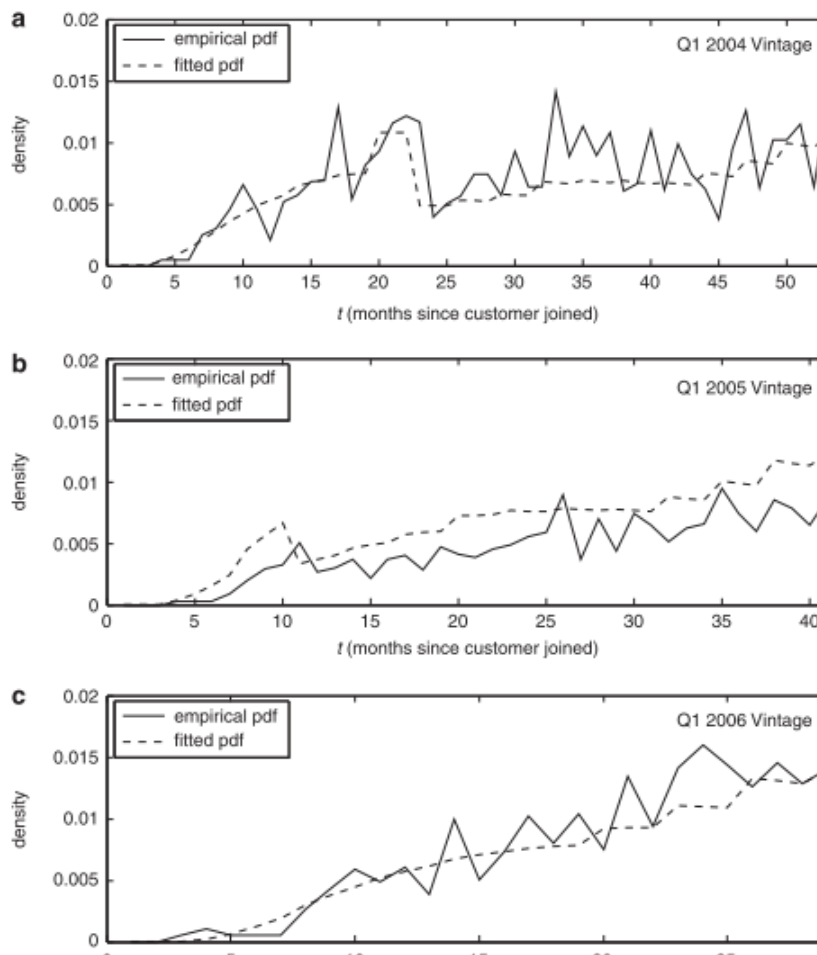


En observant la densité de la probabilité de défaut en fonction du temps chez les différentes classes de clients dans figure 4, on trouve que la densité des Bad client est plus grande que celle de l'Average et Good. Mais, le plus intéressant est la forme de la densité. On trouve que la densité de la probabilité de défaut de Good clients marque une tendance constante. Cette tendance est expliquée par la stabilité de la capacité de remboursement des Good clients en fonction du temps. Par contre, la distribution de la probabilité de défaut des Bad clients marquent une augmentation au début de la période de remboursement puis une diminution vers la fin de cette période. Ce

phénomène s'appelle l'effet de survie en gestion du risque de crédit. Car le risque de défaut de remboursement se manifeste au début de la période de remboursement mais à la fin le risque sera moins élevé.

La figure 5 est similaire à la figure 4 sauf que ce graphique montre la distribution de la probabilité de défaut des clients qui ont accordé des crédits dans des périodes différentes. Les trois graphiques montrent l'effet de la détérioration de l'économie en 2008 sur le risque de défaut des clients. En effet, on trouve que la distribution de la probabilité de défaut en fonction du temps pour les clients accordants des crédits avec la banque au début de l'année 2005 augmente vers le 48 mois. Cependant, la distribution de la probabilité de défaut des clients accordants des crédits en 2006 augmente à partir de 36 mois. L'augmentation de la densité de défaut signale que le risque de défaut augmente dans cette période qui est l'année 2008 suite à la crise financière.

Figure 5: La comparaison des densités de la probabilité de défaut par période du temps



5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

L'auteur Im et al. (2011) a réussi de montrer l'effet de changement de l'environnement économique dans la densité de la probabilité de défaut en fonction du temps. Cependant pour des raisons confidentielles, il n'a pas précisé les variables explicatives qu'il a utilisé.

Bellotti & Crook (2013) ont s'intéressé à estimer la fonction de risque instantané exprimée dans l'équation (8) dans la section 4.2.2 tout en identifiant ses variables explicatives. Ils ont classé ces variables en trois catégories : des grandeurs macroéconomiques (MV) qui varient en fonction du temps, des variables caractérisant le client (AV) qui décrivent le profil général du client et des variables de comportements (BV) qui estiment le comportement du client.

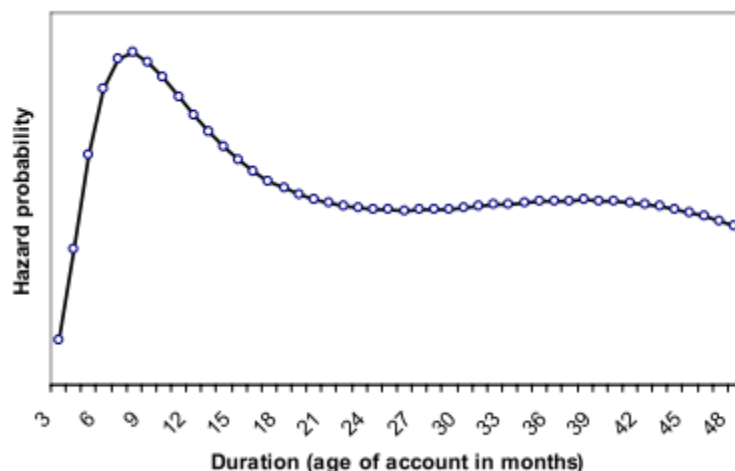
Tableau 1: Les coefficients estimés des variables constants en fonction du temps de la fonction de risque instantané

	(Bellotti & Crook, 2013)	(Carling, Jacobson, Lindé, & Roszbach, 2007)
Ancienneté*	-0.00250 (0.000084)	
Revenu*	-0,146 (0,0127)	
Emploi à titre personnel*	0,303 (0,0244)	
retrait	0,111(0,0452)	
Etudiant	-0,035 (0.0431)	
Chômeur	0.231 (0.113)	
Crédit à long terme *	-1.124 (0.044)	-1.124 (0.044)
Crédit à court terme *		0.073 (0,057)
Duration de crédit		
Le solde du compte	-1.58 (0.0923)	
Nombre de transaction	0.00663 (0.00193)	
Nombre de mois en débit de compte	0.134 (0,0459)	
Le montant en débit de compte	0.0795 (0.0605)	

Les résultats de cet article montrent qu'il y a plusieurs variables explicatives significatives. On trouve que le revenu admet un signe négatif, ce qui indique que le risque de défaut est décroissant en fonction de revenu de client. Ce résultat est attendu puisque le niveau du salaire reflète la capacité de remboursement du client. La relation aussi entre le solde de compte et la fonction de risque instantané est inverse. En effet, le solde de compte reflète la bonne gestion de client de ses ressources : plus le solde de compte est élevé moins le risque de défaut. Le nombre de transaction admet un effet positif sur le risque de défaut. Ce résultat d'après l'auteur est attendu car le nombre de transaction élevé reflète une grande consommation par conséquent un risque plus élevé de non paiement de crédit.

Bellotti & Crook (2013) ont tracé la courbe de la fonction de risque de base $h_0(t)$. Cette courbe marque une pique à partir du huitième mois puis décroît lentement au cours du temps. Cette tendance montre que le début de la période de remboursement est la période la plus risquée de durée de remboursement de crédit.

Figure 6: La fonction du risque de base $h_0(t)$ du modèle à risque proportionnel avec des variables dépendantes au temps



5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

Concernant les grandeurs macroéconomiques dépendantes de temps (tableau 2), Bellotti & Crook (2013) ont démontré par l'estimation de la fonction de risque instantané que le taux d'intérêt admet un effet positif sur le risque de défaut. Ce résultat est attendu car un taux d'intérêt plus élevé implique un remboursement du montant de l'échéance plus grand. De plus, on trouve que le taux de chômage présente une variable explicative et significative dans le modèle car il est considéré comme une variable économique qui reflète une instabilité économique et un stress direct sur le client.

Tableau 2: Tableau récapitulatif des résultats des travaux empiriques antérieurs : les coefficients estimés des variables macroéconomiques dans le modèle à risque proportionnel

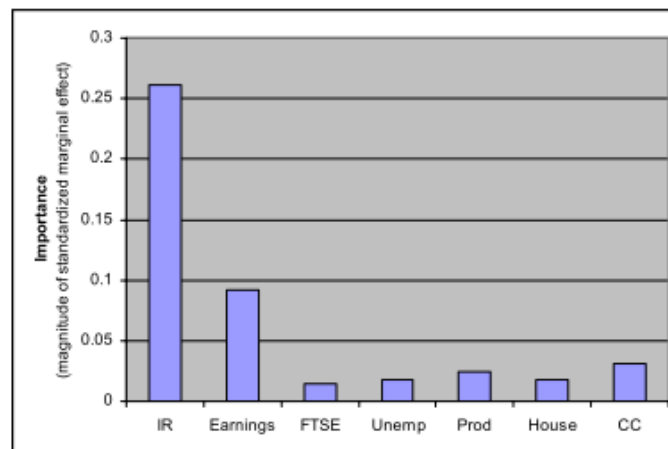
Articles	(Bellotti & Crook, 2013)	(Bellotti & Crook, 2008)	(Carling et al., 2007)	(Divino & Rocha, 2013)
Taux d'intérêt	0.113 (0.019)*	0.133 (0.001)	-0.229 (0.022)	-0,24(0,007)
Revenu moyen	1.57 (2.11)	-7.08 (0.046)	-	-
Indice de Production	-0.0101 (0.0063)	-0.0491 (0.050)	-	-
Indice boursier FTSE 100 ²	0.0591 (0.0743)	0.000216 (0.130)	-	-
Taux de chômage	0.000672 (0.000246)*	0.0044 (0.292)	-	-
Indice des prix immobilier	-0.218 (0.656)	0.821 (0.048)	-	-
Indice des prix à la consommation	-0.0298 (0.0151)	0.0331 (0.124)	-0.024 (0.02)	-
Indice de confiance de consommateur	-0.00217 (0.00197)	-	-	-
La différence entre GDP1 actuelle et le GDP potentiel			-0.313 (0.018)	-
GNP 3 industriel				-0.088(0,001)
Spread				0,144 (0,005)
Parenthèse	e.s	P-value	P-value	P-value

1 GDP : Gross Domestic Product, Produit Intérieur Brut

² FTSE : Financial Times Stock Exchange, est l'indice boursier le plus utilisé proposés par le FTSE Group, et est fréquemment utilisé dans les informations financières comme une mesure de la bonne santé de l'économie..

3 GNP : Gross national Product, indice mesure la performance de la nation

Figure 7: L'importance des variables macroéconomiques dans le modèle à risque proportionnel à variables dépendantes du temps



IR= Le taux d'intérêt

Earning =ratio de revenu Britannique

FTSE= indices boursier

Unemp=taux de chômage

Prod=Indexe de production

House= Indice des prix logement

CC=Indice de confiance de client

Bellotti & Crook (2008,2007) dans ses articles ont estimé la fonction de risque instantané de modèle à risque proportionnel sur des données fournies par une banque Britannique de 100 000 dossiers de crédits détaillés sur une période qui s'étale de 1997 à 2005. Ils ont classé les variables selon leur importance dans le modèle comme il est présenté dans la figure 7. On trouve que le taux

5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

d'intérêt admet l'effet le plus important dans l'estimation de risque de défaut puis le revenu national britannique.

Bellotti & Crook (2008) démontrent également que l'inclusion des termes d'interaction entre les variables macroéconomiques (MV) et les variables de client signifie que le modèle à estimer intègre également les réponses individuelles prévues face aux changements de l'environnement économique. Ces changements de probabilité de défaut (PD) ne sont qu'une réponse aux changements des MV et qui ne sont pas les mêmes pour tout le monde. L'inclusion des MV dans la modélisation de la fonction de risque instantané sera utile dans l'anticipation de la volatilité de la PD d'un client aux changements des conditions économiques d'avenir. Par la suite, la participation des variables macroéconomiques contribue à donner un nouvel aperçu du risque pour constituer les provisions nécessaires.

L'auteur a mentionné que l'inclusion de l'interaction de taux d'intérêt et le salaire donne une estimation avec un coefficient négatif. Ce résultat indique que les personnes à revenu plus élevé sont moins sensibles à une variation des taux d'intérêt. Le modèle indique aussi que les coefficients de taux d'intérêt et le taux de chômage sont positifs indiquant une augmentation marginale de risque de défaut avec des augmentations de taux chômage et de taux d'intérêt bancaires. D'après les auteurs, ces résultats sont attendus, car un taux d'intérêt plus élevé signifie un remboursement plus élevé sur le crédit de plus le niveau élevé de chômage signifie une instabilité économique et reflète un stress direct au client. En contrepartie, l'auteur souligne que le risque de défaut diminue en cas d'augmentation de salaire et de produit intérieur brut. En effet, l'augmentation de ces indicateurs reflète une amélioration de la capacité de remboursement chez le client. Les résultats présentés auparavant semblent similaires aux résultats de Bellotti & Crook (2013).

5.3. L'utilité des modèles de survie

L'inclusion des composantes dynamiques en fonction du temps dans les modèles de gestion du risque d'après Sarlija et al. (2009) devient, de plus, en plus important pour certaines motivations :

-  La possibilité de mesurer le gain de client en fonction du temps ;
-  La possibilité d'estimer la probabilité de défaut en fonction du temps afin de calculer les provisions nécessaires ;
-  La possibilité d'optimiser la durée de crédit ;
-  La possibilité d'intégrer des variables reflétant la conjoncture ou l'environnement économique général.

Thomas (2000) a analysé les différentes utilités de l'analyse de survie. Il explique dans son article que cette dernière est utile pour le bihavioural scoring. En effet, les modèles de scoring comportemental permettent de prendre une meilleure décision dans la gestion du risque des clients déjà existants par la prévision de leur performance futur. Ce genre d'étude est utile pour lancer un nouveau produit financier pour des clients particuliers. Aussi bien pour constituer les provisions nécessaires, si la qualité de client a dégradé.

Pour réussir un modèle du risque comportemental, il y a une particularité au niveau des informations explicatives. Ces modèles nécessitent des variables caractérisant la qualité de remboursement et le comportement de client qui sont observés pendant la période de remboursement de crédit. D'où le besoin de l'application des modèles de survie.

Bellotti & Crook (2013) ont s'intéressés à l'inclusion des variables traçant le comportement du client « Behavioural variables » (BV) pendant les 12 derniers mois. En appliquant le modèle à risque proportionnel sur des données d'une banque britannique, les auteurs affirment que : « *Nous concluons que beaucoup de Behavioural variables (BV) sont statistiquement significatives et que leur inclusion dans le modèle donne un meilleur*

5. L'analyse de survie à travers les applications empiriques

ajustement ». Il nous relève aussi que les plus importantes BV sont : le solde de compte et le nombre de transactions pour chaque mois. D'après les auteurs, l'introduction de ces variables améliore la performance du modèle à court terme car les informations utilisées concernant le client sont plus récentes.

La modélisation du risque de défaut par l'analyse de survie permet aussi l'inclusion des grandeurs macroéconomiques. Ce genre de modèle peut être utilisé pour les stress tests qui simulent une économie déprimée ou en plein essor. Bellotti & Crook (2013) dans leur article ont démontré que l'inclusion des grandeurs macroéconomiques (MV) permet d'utiliser des tests de résistance, qui a généré des résultats crédibles. En testant des conditions défavorables sur leur modèle, ils ont trouvés une augmentation de taux de défaut de l'ordre de 73%.

5.4. Une meilleure performance des modèles de survie en gestion du risque

Le modèle de crédit scoring sert à estimer la probabilité de défaut que le client peut atteindre au cours d'une période future du temps en se basant sur des caractéristiques du client mesurées au moment de la demande de crédit. Par conséquent, la probabilité de défaut mesuré est identique pendant toute la période de remboursement de crédit. Toutefois, réellement le risque de défaut est variable pendant cette durée car il est sensible aux facteurs qui ont changé dans cette

Tableau 3: La comparaison des différents modèles d'estimation de risque de défaut

Articles	(Carling et al., 2007)	(Noh et al., 2005)	(Bellotti & Crook, 2013)	(Sarlija et al., 2009)	(Divino & Rocha, 2013)
Critères de comparaison	R ²	Courbe ROC (Annexe 1)	Différence moyenne entre le taux de défaut estimé et observé	Taux de bon classement	AUROC*
Analyse de survie sans variables macroéconomique	0.400	(Figure 8)	0.087	97.54%	0,61
Analyse de survie avec variables macroéconomique	0.437		0.049		0,68
Réseau de neurone artificiel				96.08 %	
Régression Logistique					0,56

*AUROC : la surface sous la courbe de ROC.



période. En se basant sur cette hypothèse, si on intègre dans le modèle de risque de défaut des variables corrélées avec le changement des circonstances de l'emprunteur, la précision prédictive de ce modèle peut s'améliorer.

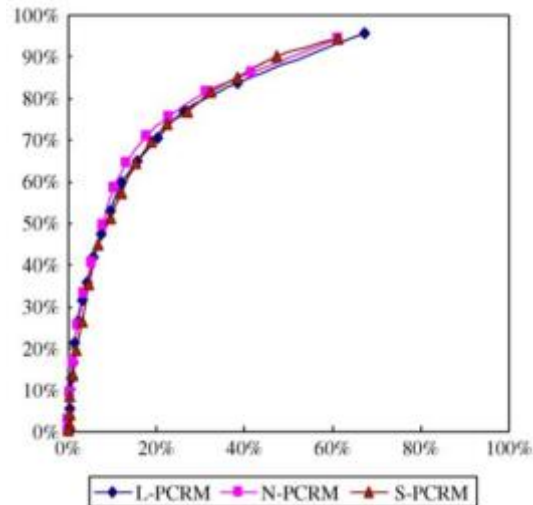
Plusieurs chercheurs s'ont intéressé à démontrer si les modèles de l'analyse de survie sont plus performantes que les approches de classification binaire comme les méthodes d'intelligence artificielle et de la régression logistique. Noh et al. (2005) a synthétisé la différence entre l'analyse de survie et la classification binaire dans le tableau 4.

Tableau 4: Comparaison entre la classification binaire et l'analyse de survie dans le risque de crédit

	Classification binaire	Analyse de survie
Output	Bon client, mauvais client	Temps de survie et la probabilité de défaut
Population	Deux populations hétérogènes	Une population homogène
Processus de défaillance	Statique	Dynamique

De plus, il a comparé les trois modèles (régression logistique, réseau de neurones (RN) et l'analyse de survie) afin de détecter le modèle le plus performant. D'après les courbes ROC dans la figure 8 on trouve que les trois modèles présentent une performance presque similaire. Cependant d'après l'auteur, l'analyse de survie détecte mieux les » Bad » clients contre la régression logistique et réseau de neurones qui identifient mieux les « Good » clients.

Figure 8: La courbe de ROC



*Source : (Noh et al., 2005)

L-PCRM : Régression Logistique

N-PCRM : Réseau de neurone artificiel

S-PCRM : Analyse de survie

Sarlija et al. (2009) relève également en comparant la technique de réseau de neurones et l'analyse de survie que le modèle de survie est plus performant que la technique de réseaux de neurones pour les quatre premières périodes de défaut. Il a mentionné aussi que l'erreur de type I¹ en réseau de neurones est plus faible. Par contre, l'analyse de survie admet un taux d'erreur de type II² le plus faible ce qui est similaire aux résultats de Noh et al. (2005).

En résumé, l'application du modèle de survie dans différents contextes en matière de gestion du risque montre son efficacité dans la capacité de prédiction. Toutefois, Noh et al. (2005)

¹ Erreur de type I : prédiction de "bad" client comme "good".

² Erreur de type II : prédiction de "good" client comme "bad".



affirme que « *C'est difficile de conclure que l'analyse de survie toujours meilleure que l'approche de classification binaire* ». Mais, l'avantage de cette technique est l'addition d'une nouvelle optique en matière de gestion du risque dynamique.

6. Conclusion

Le risque de crédit devient la première préoccupation pour les banques qui ont mis beaucoup d'efforts afin de trouver la plus efficace parmi les pratiques pour atténuer ce risque. Les modèles de risque de crédit sont la base pour optimiser l'allocation des provisions nécessaires couvrant les risques encourus. A ce titre, les modèles du risque de crédit usuels sont fondés sur l'information historique des firmes et dans la plupart des cas, ces modèles sont basés sur des données comptables qui supposent que le risque du défaut reste inchangé pendant la période de remboursement de crédit. Cependant, il s'est avéré d'après la revue de la littérature présentée dans ce chapitre que le risque de défaut est variable en fonction du temps. Ainsi, une condition préliminaire et nécessaire pour obtenir un modèle du risque de crédit prédictif est la considération de cette hypothèse.

Dans ce contexte, s'inscrit l'objectif de chapitre suivant. Nous nous intéressons dans l'application empirique à adapter l'approche de l'analyse de survie sur des données réelles de crédit au particulier de la BNA afin d'estimer le risque de défaut en fonction du temps. Cette modélisation pourrait être utile aux banques pour allouer de manière dynamique les provisions nécessaires couvrant les pertes attendues.

CHAPITRE DEUX :**APPLICATION DE L'ANALYSE DE SURVIE SUR UN
ECHANTILLON DE CLIENTS DE LA BNA****1. Introduction**

La gestion du risque de crédit est incontestablement l'un des domaines les plus importants pour tous les établissements de crédit. A la lumière de cet aspect, la prévision des risques constitue un élément très important et est devenue un élément indispensable pour chaque établissement de crédit. C'est pour cette raison que la Banque Centrale de Tunisie a mis en place un cadre réglementaire qui organise la pratique de gestion du risque en Tunisie ainsi que l'organisation administrative y afférente.

Cette mesure permet à la banque de rationaliser l'allocation de ses provisions. Cette rationalisation amène à couvrir les pertes attendues d'une part et à maximiser son résultat en octroyant plus de crédits d'autre part. Ainsi, les banques cherchent à appliquer des techniques avancées pour bien gérer les risques encourus tout en gardant une position concurrentielle sur le marché. Parmi ces techniques, on trouve l'analyse de survie qui aide à évaluer puis à gérer le risque de crédit en fonction du temps.

Dans ce chapitre, on va exposer en première section le cadre réglementaire appliqué en Tunisie ainsi que l'organisation de gestion du risque adoptée par la BNA. Dans la section relative

à l'application empirique, on va expliquer en premier lieu la méthodologie adoptée pour l'estimation du risque de crédit. Et en seconde étape, nous allons estimer la probabilité de défaut en fonction du temps tout en déterminant les différents facteurs et leurs degrés de contribution au risque du défaut. Dans le but de vérifier l'hypothèse que le risque de défaut de paiement peut être influencé par des facteurs exogènes, nous avons introduit une autre catégorie de variables qui permettent de saisir les effets de l'évolution macroéconomique de pays.

2. La gestion du risque dans le système national

2.1. La gestion de risque dans le secteur bancaire

La mission de supervision bancaire est assurée par la Banque Centrale de Tunisie (BCT). La référence en matière de gestion des risques bancaires en Tunisie est la circulaire 91-24. Cette circulaire est largement inspirée de l'Accord de Bâle I. En particulier, il semble clair qu'en matière de gestion du risque a transposé l'application du ratio de Cooke au contexte bancaire Tunisien.

Cette circulaire a été mise à jour par la circulaire de 2012-09 portant sur « la division, la couverture des risques et du suivie d'engagements ».

2.1.1. Division et couverture des risques

En matière de gestion du risque de crédit, la BCT dans l'article 1 de circulaire 94-24 du 14 juin 2014, a imposé des ratios à respecter en vue de diffuser le risque dans le but de garantir une diversification minimale. Ces ratios sont présentés comme suit :

 Le montant des risques encourus qui ne doit pas dépasser :

- Trois fois les fonds propres nets de la banque pour les bénéficiaires dont les risques encourus s'élèvent à 5% ou plus desdits fonds propres nets.
- Une fois et demie la valeur des fonds propres nets de la banque pour les bénéficiaires dont les risques encourus s'élèvent à 15% ou plus desdits fonds propres nets.

2. La gestion du risque dans le système national

- 🕌 Le risque encouru sur un même bénéficiaire ne doit pas dépasser 25% des fonds propres nets.
- 🕌 Le montant total des risques encourus sur les personnes ayant lien avec l'établissement de crédit ne dépasse pas une fois de fonds propres net.
- 🕌 Les établissements de crédits doivent respecter en permanence un ratio de solvabilité qui ne doit pas être majorée par 8% et calculé par :

$$\text{ratio de solvabilité} = \frac{\text{Fonds propres nets}}{\text{Total actif net pondéré (bilan et hors bilan)}} \geq 8\%$$

Ce ratio n'est que le ratio de Cooke adapté en Tunisie. D'après l'article 6 de la circulaire BCT aux établissements de crédit N°91-24, la pondération de total actif est explicitée comme suit :

CATEGORIES D'ENGAGEMENTS	QUOTI TE
- ENGAGEMENT DU BILAN ○ Concours aux Etablissements de crédit et aux organismes financiers spécialisés installés en Tunisie. ○ Prêts dans le marché monétaire tunisien. ○ Comptes ordinaires. ○ Placements à vue et à terme. ○ Autres concours aux Etablissements de crédit et aux organismes financiers spécialisés installés en Tunisie. ○ Obligations des Etablissements de crédit et organismes financiers spécialisés installés en Tunisie. ○ Concours à des l'Etablissements de crédit installé à l'étranger dont la durée résiduelle est inférieure ou égale à une année. ○ Comptes ordinaires. ○ Placements à vue et à terme. ○ Autres ○ Obligations des Etablissements de crédit installés à l'étranger dont la durée résiduelle est inférieure ou égale à une année. ○ Créances sur les Administrations locales et régionales. ○ Prêts syndiqués accordés à des Gouvernements étrangers. ○ Portefeuille encaissement net des comptes exigibles après encaissement. - ENGAGEMENT EN HORS BILAN ○ Engagements par signature en faveur ou d'ordre des Etablissements de crédit installés en Tunisie.	20 %

○ Contre garanties reçues des Etablissements de crédit installées en Tunisie. ○ Engagements par signature en faveur ou d'ordre des Etablissements de crédit installées à l'étranger venant à échéance au cours des 12 prochains mois. ○ Contre garanties reçues des Etablissements de crédit installées à l'étranger. ○ Engagements par signature en faveur ou d'ordre de la clientèle. ○ les crédits documentaires ouverts ou confirmés en faveur de la clientèle lorsque les marchandises objet desdits crédits servent de garantie.	
- I- ENGAGEMENT DU BILAN ○ Les crédits à l'habitat consentis à la clientèle et au personnel pour la construction, l'achat ou l'aménagement de logements ou pour l'achat d'un terrain à usage d'habitation. ○ Les opérations de leasing immobilier. - II- ENGAGEMENT EN HORS BILAN ○ Les crédits documentaires ouverts ou confirmés en faveur de la clientèle sans que les marchandises objet desdits crédits servent de garantie. ○ Les cautions de marchés publics en faveur de la clientèle. ○ Les cautions douanières en faveur de la clientèle. ○ Aval ou ligne de substitution de billets de trésorerie.	50%
- ENGAGEMENT DU BILAN ○ Concours à des Etablissements de crédit installées à l'étranger dont la durée résiduelle est supérieure à une année ○ Crédits à la clientèle. ○ Portefeuille escompte hors crédit habitat. ○ Prêts syndiqués accordés à la clientèle autre que gouvernements et Etablissements de crédit. . ○ Comptes débiteurs de la clientèle. ○ Crédits sur ressources spéciales. ○ Créances impayées. ○ Créances immobilisées, douteuses ou litigieuses ○ Crédits au personnel autres que ceux à l'habitat ○ Opérations de leasing mobilier ○ Titres de participations libérés ○ Titres de transaction et de placement ○ Obligations autres que celles des Etablissement de crédit ou d'organismes financiers spécialisés. ○ Prêts participatifs, parts sociales et comptes courants associés. ○ Immobilisations nettes d'amortissements	100%

2. La gestion du risque dans le système national

○ Autres postes d'actifs (sièges, succursales et agences, débiteurs divers, comptes d'ordre et de régularisation nets) - II- ENGAGEMENT EN HORS BILAN ○ Engagements par signature en faveur ou d'ordre de la clientèle. ○ Acceptations à payer liées au financement du commerce extérieur. ○ Ouverture de crédits documentaires irrévocables. ○ Obligations cautionnées. ○ Crédits notifiés non utilisés. ○ Garanties de remboursement de crédits accordés par des Etablissements de crédit à la clientèle. ○ Participations non libérées ○ Autres engagements par signature	
---	--

Toutefois, la circulaire 2012-09 a prévu de porter le ratio de solvabilité de 8% à 10% à partir de fin 2014. Ce règlement vient de renforcer l'assise financière des banques Tunisiennes afin de limiter le risque systémique.

Les fonds propres nets de base tels que définis dans l'article 5 de la même circulaire est constituée de la somme des montants suivants :

- Le capital social ou de la dotation ;
- Les réserves hors réserves de réévaluation ;
- Les fonds social constitué par affectation du résultat;
- Le report à nouveau créditeur ;
- Le résultat net de la distribution de dividendes à prévoir relatif au dernier exercice clos.

Les fonds propres nets ne peuvent pas être inférieurs en permanence à 6% des risques encourus à la fin de l'année 2013 et à 7% des risques encourus à partir de fin 2014.

2.1.2. *Suivi des engagements, classification des actifs*

Les banques sont tenues de procéder à la classification de tous leurs actifs quelle qu'en soit la forme (au bilan ou hors bilan) et qu'il soit libellé en dinars ou en devise. La classification des actifs se fait selon des critères objectifs basés sur la situation financière des débiteurs et également sur les retards effectifs au niveau des échéances de règlement en principal et en intérêts. Les actifs

détenus directement sur l'état ou sur la Banque Centrale de Tunisie ne font pas partie de la classification.

Afin d'évaluer le risque d'insolvabilité, les banques sont tenues de classer leur actifs du bilan et hors bilan en actifs « courants » et actifs « classés » en fonction de risque de perte et de taux de recouvrement.

Le suivi de ce classement doit être systématique et continu, et non périodique à l'occasion de l'évaluation annuelle des engagements. Les actifs sont classés en deux grandes catégories :



Actifs courants :

Sont considérés comme actifs courants, les actifs dont la réalisation ou le recouvrement intégral dans les délais paraissent assurés et qui sont détenus sur des entreprises dont :

- La situation financière est équilibrée et confirmée par des documents comptables certifiés datant de moins de 18 mois et des situations provisoires datant de moins de 3 mois ;
- La gestion et les perspectives d'activité sont jugées satisfaisantes sur la base des rapports de visites.



Actifs classés :

Les actifs classés sont réparties en quatre classes selon le niveau de risque croissant.

Classe 1 :

Actifs nécessitant un suivi particulier font partie de la classe 1, tous les actifs dont la réalisation ou le recouvrement intégral dans les délais est encore assuré et qui sont détenus sur des entreprises qui présentent l'une au moins des caractéristiques suivantes :

- Le secteur d'activité connaît des difficultés ;
- La situation financière se dégrade.

Classe 2 :

Actifs incertains font partie de la classe 2. Il s'agit des actifs dont la réalisation ou le recouvrement intégral dans les délais est incertain et qui sont détenus sur des entreprises qui connaissent des difficultés financières ou autres pouvant mettre en cause leur viabilité et nécessitant la mise en œuvre de mesures de redressement.

Outre les caractéristiques définies à la classe 1, ces entreprises présentent l'une au moins de celles qui suivent : l'existence de retards de paiement des intérêts ou du principal supérieur à 90 jours sans excéder 180 jours. Font également partie de la classe 2, les autres actifs restés en suspens et non apurés dans un délai de 90 jours sans excéder 180 jours.

Classe 3 :

Actifs préoccupants font partie de la classe 3 tous les actifs dont la réalisation ou le recouvrement est menacé et qui sont détenus sur des entreprises dont la situation suggère un degré de pertes éventuelles appelant une action vigoureuse de la part de la banque pour les limiter au minimum.

Les retards de paiements des intérêts ou du principal sont généralement supérieurs à 180 jours sans excéder 360 jours. Font également partie de la classe 3, les autres actifs restés en suspens et non apurés dans un délai de 180 jours sans excéder 360 jours.

Classe 4 :

Actifs compromis font partie de la classe 4 qui sont :

- les créances pour lesquelles les retards de paiements des intérêts ou du principal sont supérieurs à 360 jours,
- les actifs restés en suspens au-delà de 360 jours ;
- les autres actifs qui doivent être passés par pertes.

La banque est tenue néanmoins d'épuiser toutes les procédures de droit tendant à la réalisation de ces actifs. Compte tenu des délais de blocage, la Banque Centrale demande que les

montants correspondants soient affectés d'un pourcentage en fonction de risque de non recouvrement : il s'agit de la constitution de provisions.

2.1.3. La constitution des provisions

Une fois les actifs classés, les banques doivent constituer des provisions au moins égales à :

- 20% pour les actifs de la classe 2 ;
- 50% pour les actifs de la classe 3 ;
- 100% pour les actifs de la classe 4

Ces provisions doivent être affectées spécifiquement à tout actif classé supérieur à 50.000 (article 10) dinars ou à 0.5% des Fonds Propres Nets de la banque. Ainsi, la banque doit constituer des provisions, comme indiqué précédemment, pour les actifs des classes 2, 3 et 4.

La Banque Centrale se réserve le droit d'exiger la constitution de provisions pour les actifs de la classe 1 sous certaines conditions. Il demeure entendu que la constitution des provisions s'opère compte tenu des garanties reçues de l'état, des organismes d'assurance et des banques ainsi des garanties sous forme de dépôts ou d'actifs financiers susceptibles d'être liquide sans que leur valeur de soit affecté.

2.2. La gestion du risque au sein de la Banque Nationale Agricole

La banque en appliquant la disposition de la circulaire de la Banque Centrale de Tunisie N°2006/19 notamment son titre III relative à la mise en place au sein des banques, d'un système de contrôle interne, il a été décidé de mettre en place, au sein de la banque, une Direction Centrale chargée de la Gestion et de la Surveillance des Risques. La direction centrale de la gestion et de la surveillance des risques a pour mission de gérer le risque de crédit, les risques opérationnels et de marché qu'on va présenter leur mission dans la section suivante.

2.2.1. La mission de la Direction Centrale de la Gestion et de la Surveillance des Risques

La direction centrale de la gestion et de la surveillance des risques a pour mission de gérer le risque de crédit, les risques opérationnels et de marché. La gestion des risques est assurée par le suivi des risques régulièrement selon leur nature et leur ampleur à la direction générale et au comité des risques. Dans le cas de dépassement de la limite fixée par type de risque encouru, la direction centrale de la gestion et la surveillance des risques alerte la direction générale et propose des actions correctives nécessaires pour une meilleure maîtrise des risques.

2.2.2. La mission des différentes structures de la Direction Centrale de la Gestion et de la Surveillance des risques

La direction centrale de la gestion et de la surveillance de risque est composée de deux directions qui sont la direction de risque et la direction de risques opérationnels du risque de marché. Les missions de deux directions sont les suivantes :



La direction de risque de crédit

La direction de risque de crédit est tenue d'apprécier, gérer et surveiller le risque de crédit. De plus, elle contribue à l'élaboration de la politique de gestion du risque de crédit. En effet, elle procède à la classification de tous les actifs quelle qu'en soit la forme et à la détermination des provisions conformément à la réglementation. La mission de cette direction ne s'arrête pas à la classification mais aussi à l'analyse de l'évolution de la qualité des engagements et la détermination des différentes catégories de risques à partir d'informations quantitatives et qualitatives.



La direction de risques opérationnels et risque de marché

La direction de risque opérationnel et risque de marché est chargée à l'appréciation et la gestion des risques opérationnels et de marché. Cette direction participe aussi à la contribution et l'élaboration de la politique de gestion des risques opérationnels et de marché. Elle veille à mettre en place des dispositifs de contrôle des risques opérationnels et de marché tout en élaborant

périodiquement les reporting concernant les risques de marché et opérationnels auxquels la banque est exposée afin d'évaluer les fonds propres nécessaires de ces risques.

3. Evaluation de risque de crédits à la BNA : Application empirique

3.1. Cadre général et objectifs

Dans la partie suivante, nous exposons une application empirique ayant pour premier objectif de proposer l'adoption d'une nouvelle approche pour modéliser le risque du crédit en fonction du temps intitulée « l'analyse de survie ». Le modèle sera établi en fonction des données relatives au portefeuille de crédits à la consommation des clients particuliers de la BNA. Comparé aux autres techniques, ce modèle présente l'avantage de démontrer que la probabilité de défaut de paiement est variable pendant la période de remboursement du crédit.

Il est évident d'admettre également comme hypothèse que la situation économique du pays a un effet direct sur la capacité de remboursement chez les clients. Dans ce cadre s'inscrit le second objectif de cette étude qui vise à démontrer cette hypothèse. Ainsi, on a inclus dans le modèle précédent une seconde catégorie des variables qui sont des grandeurs macroéconomiques comme le taux d'inflation, le TMM... En effet, on veut évaluer le risque de défaut de paiement en tenant compte de la dégradation des conditions générales de l'économie. Finalement, on va établir une comparaison entre les deux modèles afin de déterminer si l'introduction des variables macroéconomiques a amélioré la performance du modèle ou non dans sa capacité d'évolution du risque de crédit.

3.2. La méthodologie adoptée

En vue de mener une analyse empirique visant à estimer la probabilité de défaut en fonction du temps, nous adoptons le modèle à risque proportionnel parmi des modèles de l'analyse de survie tels qu'ils ont présentés dans la section 4.2 du chapitre précédent. En prenant les principales

étapes de cette méthodologie nous déterminons la fonction de risque instantané, pour finalement estimer la probabilité de défaut pour chaque client pendant la période de remboursement de crédit.

3.2.1. *L'échantillon*

Notre travail empirique porte sur l'analyse de données réelles d'un échantillon des clients de la Banque Nationale Agricole (BNA) qui ont obtenu des crédits durant la période qui s'étale de 2005 à 2013. L'échantillon comprend 130 clients dont 50 % ont remboursé leur crédit régulièrement et le reste sont en défaut de paiement. Ce dernier aspect sera défini et exposé dans la sous-section suivante. La source des données est les dossiers de crédits des intéressés détenus par : la **Direction du Crédit au Particulier**.

Les observations relatives à chaque client contiennent toutes les variables prises au moment de la demande du crédit ainsi que les variables de son comportement enregistrées durant les trois derniers mois avant la demande du crédit.

Afin de faciliter la tâche de la collecte de données, on a développé une application informatique sous Visual Basic (VB) (Annexe 2). Le VB est un langage de programmation événementielle créé par Microsoft. Le VB permet de développer des interfaces utilisateur graphique en réalisant l'accès aux bases de données. Notre application n'est qu'un formulaire composé de quatre feuilles pour l'insertion des données dans une base de données créée sous Access. Cette dernière contient les données consignées dans les dossiers de crédit adoptés dans notre échantillon de base. Des captures d'écran ont été réalisées dans l'annexe 2 de ce mémoire avec une brève explication de la fonctionnalité des boutons.

Les variables choisies sont tirées de la feuille de décision rattachée au dossier qui résume les critères des clients sur laquelle s'est basée la décision du comité de crédit lors de l'introduction de la demande. Ces variables seront présentées dans la section suivante tout en précisant les hypothèses adoptées.

3.2.2. *La définition des variables d'intérêt*

L'analyse de survie est une approche utile dans la mesure du temps jusqu'à l'intervention d'un événement d'intérêt. La mesure de temps entre la date d'origine et le temps de défaut, comme il a été expliqué dans la section 4.2 du premier chapitre, s'appelle le temps de survie. Cette analyse a comme avantage la possibilité de fournir la probabilité de l'occurrence de l'événement d'intérêt en fonction du temps.

Dans le contexte de crédit, la première variable d'intérêt est le statut de client : en défaut ou non. Dans le cas présent, le prêt est considéré en défaut lorsque l'une ou l'autre des situations suivantes survient sur la période d'observation :

- L'emprunteur est en retard de paiement de 90 jours.
- Les prêts sont consolidés avant même un retard de paiement de 90 jours.

La variable d'intérêt « statuts » est binaire présentée comme suit :

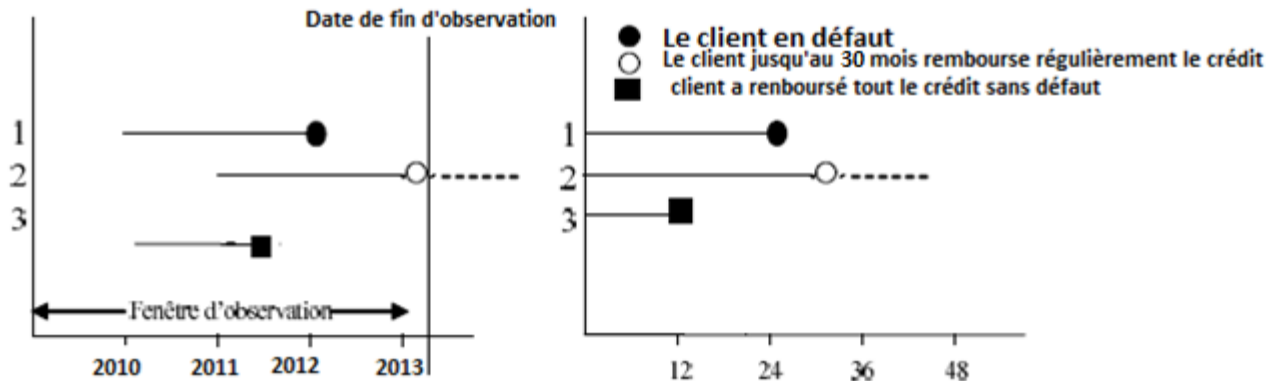
$$\begin{cases} \delta_i = 1, & \text{si client } i \text{ est en défaut} \\ \delta_i = 0, & \text{si le client } i \text{ est non défaillant} \end{cases}$$

La deuxième variable d'intérêt est le temps de survie. Celle-ci est la durée entre le déblocage de crédit et le temps de défaut. Donc, pour chaque observation on calcule la durée en nombre de mois entre la date de déblocage et le défaut dans le cas d'un client en défaut.

Dans le cas d'un client non défaillant, on calcule la durée en nombre de mois entre la date de déblocage de crédit et la dernière échéance observée.

Considérons particulièrement, les trois situations qui vont permettre d'illustrer les caractéristiques les plus fréquentes des données de survie :

Figure 9: Schéma explicatif de calcul de temps de survie T



- La situation 1 : illustre le cas d'un client en défaut de paiement à partir de décembre 2012 d'un crédit obtenu en décembre 2010. Donc, l'enregistrement devient $Z_1=T_1=24$ mois et $\delta_1=1$.
- La situation 2 : illustre le cas d'un client a honoré ses engagements de crédit jusqu'à octobre 2013. Cependant, ce n'est pas observable s'il va continuer le remboursement après ou non. Donc, l'enregistrement devient $Z_2=30$ mois et $\delta_2=0$.
- La situation 3 : illustre le cas d'un client ayant honoré tous ses engagements sans défaut. L'enregistrement sera $Z_3=18$ et $\delta_3=0$.

La variable aléatoire à estimer est T . Cette dernière est nommée le temps de survie. Le temps de survie est par définition la durée qui prend fin à la date de défaut de client.

Mathématiquement parlant, chaque enregistrement contient la variable Z_i telle que :

$$Z_i = \begin{cases} T_i & \text{si } \delta_i = 1 \\ Z_i & \text{si } \delta_i = 0 \end{cases}$$

En conclusion, la probabilité de défaut (PD) d'un client à un instant t n'est que l'opposé de la probabilité de survie. C'est-à-dire la probabilité que le temps de survie T soit inférieur à t : $PD(t) = P(T \leq t) = 1 - S(t) = F(t)$, avec $F(t)$ est la fonction de répartition de la variable aléatoire T .

Dans la suite de cette section, on va rappeler la méthode d'estimation de la probabilité de défaut $PD(t)$ ou également la probabilité de survie $S(t)$ qui a été explicité au deuxième titre de quatrième paragraphe du premier chapitre.

3.2.3. *L'estimation de la probabilité de défaut en fonction du temps*

Afin d'estimer la probabilité de défaut en fonction de temps, il faut suivre un certain enchainement que nous allons présenter par la suite.

La fonction de risque instantané :

Un concept important dans l'analyse de survie est celui de risque instantané. Considérons la quantité $P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)$ comme la probabilité conditionnelle de défaut d'un client durant l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t[$ sachant que ce client a remboursé régulièrement son crédit avant t . Si on fait tendre l'intervalle du temps en question vers zéro, on passe à une évaluation du risque de défaut durant cet intervalle du temps, intitulée la fonction de risque instantané et présentée par cette équation:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t}$$

Pour interpréter la valeur de risque, il faut préciser l'unité du temps. On suppose, par exemple, qu'un client admet comme risque égale à 0,015 avec le temps mesuré est le mois. C'est à dire que le risque de défaut de paiement égal à 0,015 fois pendant ce mois. On peut aussi interpréter autrement ; si le risque de défaut durant le mois t égal à 0,015 donc, le client peut rembourser son crédit pendant $1/0,015=66,6$ mois supplémentaires. Ainsi, l'inverse de $h(t)$ est le temps moyen de client pour qu'il change de statut de « non défaut » en « défaut » de crédit.

3. Evaluation de risque de crédits à la BNA : Application empirique

Le modèle adopté pour estimer la fonction de risque instantané est le modèle à risque proportionnel (COX). Ce modèle suppose la décomposition de la fonction $h(t)$ en deux fonctions à savoir: $h_0(t)$ étant dépendante seulement du temps et l'autre $f(X_i)$ ne dépend que des caractéristiques propres au client. Pour garantir la positivité de la fonction de risque David COX suppose la fonction f comme une fonction exponentielle. Ainsi, la fonction $h_0(t)$ représente le risque d'un client dont les valeurs de ces variables sont nulles. Pour cette raison, la fonction $h_0(t)$ est également nommée le risque de base.

Finalement, la fonction de risque instantané pour un client i se présente comme suit :

$$h_i(t, x_{ij}) = h_0(t) \exp\left(\sum_{j=0}^{j=k} \beta_j x_{ij}\right)$$

, avec $i=1 \dots n$: le nombre des clients et $j=1 \dots k$ le nombre des variables explicatives.

β est le vecteur des coefficients des variables explicatives qu'on cherche à l'estimer par la méthode de maximum de vraisemblance.

Le modèle est nommé de risque proportionnel car, on suppose que le risque d'un individu i soit proportionnel fixe par rapport aux autres individus j . Si on applique les deux individus i et j dans l'équation précédente on trouve :

$$\frac{h_i(t, x_i)}{h_j(t, x_j)} = \exp\left\{\beta_1 (x_{i1} - x_{j1}) + \dots + \beta_k (x_{ik} - x_{jk})\right\}$$

Cette fonction présente le ratio de risque proportionnel. On remarque que la fonction de risque de base $h_0(t)$ a été déduite du ratio de risque proportionnel. Donc, on peut estimer les coefficients β_i sans prendre en compte la fonction de risque de base $h_0(t)$. La technique utilisée pour estimer ces coefficients est le maximum de vraisemblance partielle qui a fait l'objet d'une présentation au niveau de la section 4.2.3 du premier chapitre.



La présentation de la probabilité de défaut en fonction du temps :

Après la modélisation de la fonction de risque instantané en fonction du temps associée aux critères individuels du client, on peut calculer aisément la fonction de risque cumulée $H_i(t, x_i)$ qui a été exprimée dans cette équation : $H_i(t, x_i) = \sum_{j=0}^{j=t} h_i(j, x_i)$. Puis, en se basant sur l'équation suivante : $H(t) = -\text{Log}(S(t))$ démontrée dans la section 4.2.2 de premier chapitre, on trouve la probabilité de défaut en fonction du temps. Donc, $S_i(t, x_i) = \exp(-H_i(t, x_i))$.

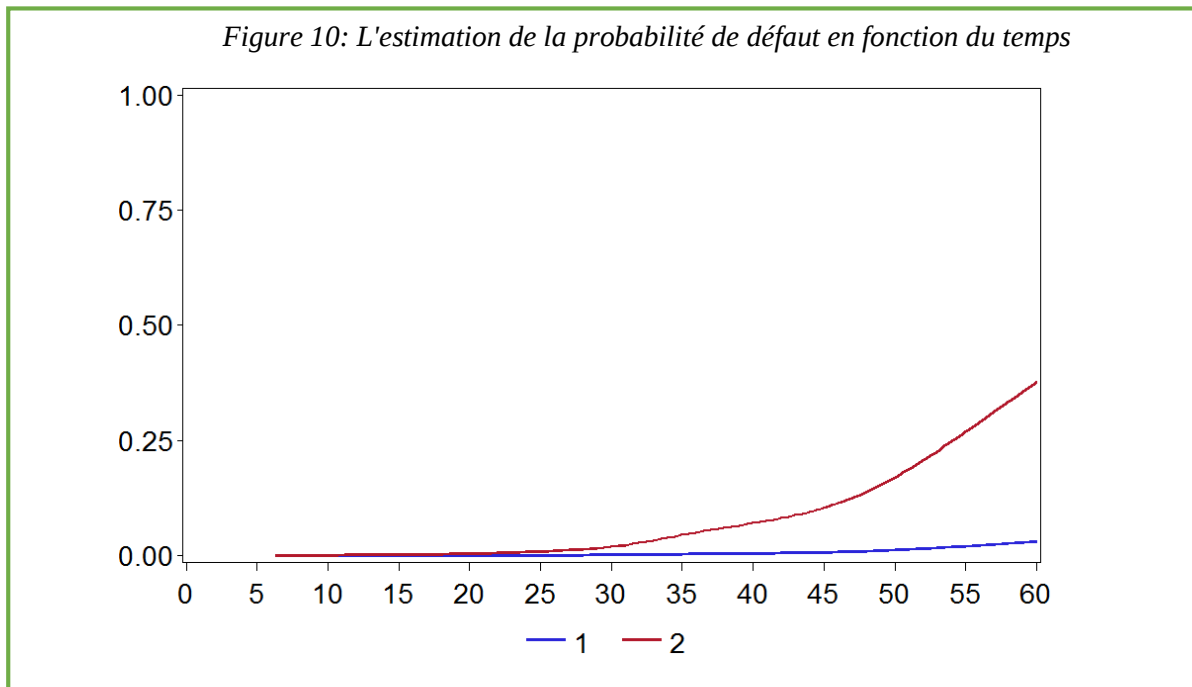
A titre d'exemple, on a présenté la courbe de probabilité de défaut de deux clients ayant chacun ses propres caractéristiques mentionnées dans le tableau 5. Le modèle fera l'objet d'une présentation au niveau de la section suivante.

L'observation initiale de profil des deux clients, nous permet de constater que le client (2) est plus risqué que le client (1). Cette hypothèse est confirmée car la courbe de la probabilité de défaut de client (2) dépasse celle de client (1) (figure 10).

Tableau 5: Les caractéristiques des deux clients exemples

	Client 1	Client 2
Le montant sollicité	12000	12000
La durée de crédit en nombre de mois	60	60
La capacité réelle	400	280
La capacité théorique	400	280
Le nombre de crédit accordé avec la BNA	0	0
Le total crédit de compte	920	630
Le revenu net	1000	700
Le solde minimal de compte	130	-23
Nombre de jours en débit de compte	0	12
Ancienneté de client dans son emploi	21	12
L'encours des anciens crédits	0	0
Il y a une incidence de chèque impayé	0	1
Client est un chef de famille	1	0

Figure 10: L'estimation de la probabilité de défaut en fonction du temps



3.2.4. Les caractéristiques individuelles utilisées

En estimant la fonction de risque instantané exprimée dans l'équation (8), on peut remonter à l'estimation de la probabilité de défaut. L'estimation de cette fonction exige l'introduction des variables déterminant du risque de défaut de paiement. Le vecteur X dans l'équation (8) contient les variables caractérisant le profil de client au moment de la demande de crédit. Le vecteur β est le paramètre à estimer qui mesure la sensibilité des variables X_i sur le risque instantané de défaut.

La probabilité de défaut d'un emprunteur est caractérisée par une évaluation de sa capacité de rembourser ses dettes. Le vecteur X peut donc inclure une multitude de caractéristiques qui sont censées qualifier ce risque. Dans le cadre de la présente étude, cette évaluation se fait à partir des caractéristiques connues et disponibles au moment de la demande de prêt. Ces variables servent à l'analyse du crédit et permettent d'évaluer d'une part, le risque de l'emprunteur (âge, revenu, capacité ...) et d'autre part, le risque de la transaction (type de prêt, terme...).

Le modèle intégrera également des données comportementales de client pendant les trois derniers mois avant la demande de crédit.

Ainsi, le vecteur de données X contient les variables qui caractérisent le profil de client extraite de son dossier de crédit. Le choix préliminaire des variables en rapport avec les objectifs de recherche et se divise en trois catégories de variables que nous allons les détailler par la suite.

Caractéristiques du risque de l'emprunteur

Le risque de l'emprunteur peut être évalué à partir de différentes caractéristiques. Le tableau 6 ci-contre dresse les variables présélectionnés afin d'estimer ce risque. Ces informations préliminaires présentent le profil général du client.

Tableau 6: Les caractéristiques de risque de l'emprunteur

	Type	Modalité	Définition
âge	Entier		
sexe	Qualitatif	Femme/homme	
profession	Qualitatif	Salarié / Libérale	
Titulaire	binaire	Oui/ non	
Avant retrait	Entier		Nombre de mois avant la retraite (60 ans)
Après retrait	Entier		Nombre de mois après la retraite et avant les 70 ans
Emploi à titre personnel	Binaire	Oui/non	
Retraité	binaire	Oui/non	
Grade de paiement	entier		
Grade d'emploi	entier		
Nombre d'enfants	entier		
Chef de famille	binaire	Oui/non	
revenue net	entier		
revenue de base	entier		
capacité réelle	Entier		40% du salaire net - retenu des anciens crédits
capacité théorique	Entier		40% du salaire net
cote théorique	Entier		40% du salaire net *durée
crédit possible	Entier		Le montant de crédit simulé



Caractéristiques de comportement de l'emprunteur

Il est intuitif de penser que le comportement du client est l'un des facteurs importants pour déterminer le niveau du risque de défaut. Avoir un aperçu de la manière de partage de revenu de client durant la mensualité reflète si ce client est capable de partager son revenu pour payer les mensualités de crédits. Dans cette optique, nous avons introduit ces variables pour évaluer le comportement du client.

Tableau 7: Les caractéristiques de comportement du client

	Type	Modalité	Définition
solde	entier		
solde +	Binaire	Oui/non	
solde -	Binaire	Oui/non	
nombre de transaction mensuelle	entier		
nombre de transactions débitrices	entier		
nombre de transactions créditrices	entier		
Montant max transaction	entier		
solde max	entier		
solde min	entier		
Nombre de jours en débit de compte	entier		
Total de débit	entier		
Total de crédit	entier		



Caractéristique de risque transactionnel

En ce qui concerne le risque transactionnel, il existe deux catégories de données à modéliser : la première correspond au prêt proprement dit résumer dans le tableau 9, alors que la deuxième concerne l'historique du client illustré dans tableau 8.

Cette source additionnelle devrait aussi contribuer à la performance du modèle. Le portefeuille étudié correspond aux prêts ouverts et aucune donnée comportementale correspond à ce crédit ne sera utilisée.



Tableau 8: Caractéristiques de l'historique de client

	Type	Modalité	Définition
Ancienneté	Entier		Ancienneté de client dans la BNA
Nombre de crédit BNA	Entier		Nombre de crédit dans BNA
Nombre de crédit BCT	Entier		Nombre de crédit dans d'autres banques
Encours des anciens crédits	Entier		
Le montant d'échéance des anciens crédits	Entier		
Impayé	Entier		Le montant en impayé
Incidence de chèque impayé	binaire	Oui/ non	

Tableau 9: Caractéristiques de la fiche de crédit

	Type	Modalité	Définition
montant décidé	Entier		montant décidé par le comité de crédit
montant sollicité	Entier		montant demandé par le client
durée	Entier		Durée de crédit en mois
objet	Qualitatif		Objet de crédit
TMM	Entier		Taux de marché monétaire
Taux	Entier		La majoration
autofinancement	Entier		Le montant de client
coût INV	Entier		Le cout d'investissement
coût de l'objet de crédit	Entier		Estimation de l'objet de crédit (aménagement, voiture ...)
Garantie d'usage	binaire	Oui/ non	
Contrat de prêt	Binaire	Oui/ non	
Assurance vie	Binaire	Oui/ non	
Cession délégation	binaire	Oui/ non	
Domiciliation salaire	binaire	Oui/ non	
valeur de garantie	entier		Estimation de la valeur de garantie
Statut	Qualitatif	Défaut/non défaut	
Date de signature de contrat	Date		
Date de défaut	Date		
Temps de survie	Entier		La durée de survie en nombre de mois

3.2.5. Les variables macroéconomiques

Traditionnellement, les systèmes de notation du risque utilisent seulement des informations de type individuel. Alors qu'il est intuitif de penser que le contexte économique dans lequel évolue l'emprunteur influence également sa capacité de remboursement de crédit en tant que débiteur. Afin d'enrichir l'étude, on va ajouter au modèle adopté un vecteur de variables décrivant l'environnement macroéconomique et permettant sa comparaison avec le premier modèle. Les grandeurs macroéconomiques sont choisies selon leurs impacts sur le niveau de vie de client et le coût du crédit, et donc sur la capacité des emprunteurs à rembourser leur crédit. Ainsi, le modèle présenté dans la l'équation (8) devient comme suit :

$$h_i(t, x_{ij}, y(t)) = h_0(t) \exp\left(\sum_{j=0}^{j=k_1} \beta_{1j} x_{ij} + \sum_{l=1}^{l=k_2} \beta_{2l} y_l(t)\right)$$

, avec $i=1 \dots n$: le nombre des clients, $j=1 \dots k_1$ le nombre des variables de client et $l=1 \dots k_2$ le nombre des grandeurs macroéconomiques.

Le vecteur $Y(t)$ inclura des variables macroéconomiques dont leurs niveaux étaient connus au moment de l'analyse du prêt et au moment du défaut de paiement. Ces variables permettront d'évaluer le risque relatif à l'environnement de l'emprunteur.

L'information sur le contexte économique n'est disponible qu'au niveau national. Il n'y a pas d'information économique propre au niveau local ou personnel. Les conditions économiques sont donc identiques pour l'ensemble des emprunteurs.

En suivant la même méthodologie présentée dans la précédente section, on va estimer la probabilité de défaut en fonction du temps tout en précisant les facteurs économiques agissant sur le risque de défaut. Présentons tout d'abord les définitions des différentes grandeurs macroéconomiques.

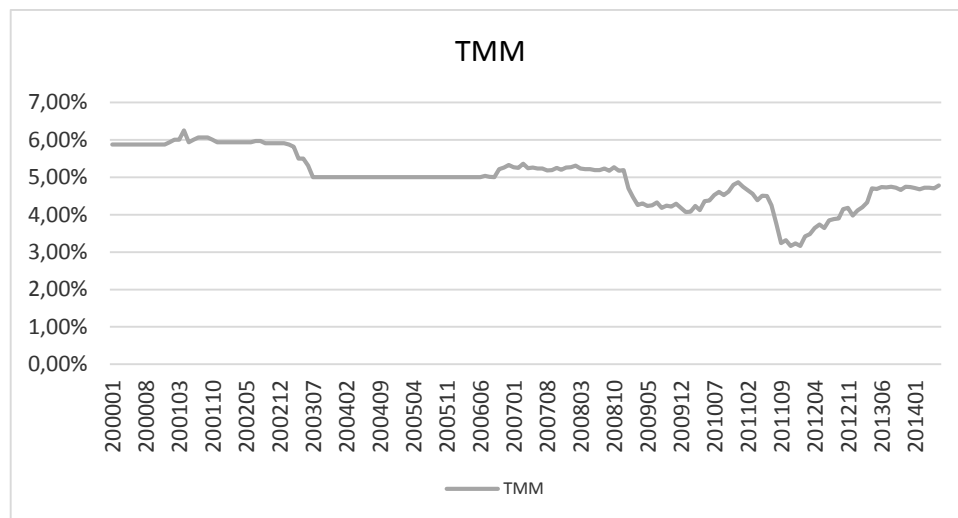
Le taux de marché monétaire (TMM) :

Le TMM est le taux déterminé par le marché monétaire qui est ouvert aux banques, aux entreprises et aux autres organismes. En effet, les banques peuvent demander des liquidités sur le marché monétaires auprès des entreprises ou autres organismes, au moyen de l'émission de bon de caisse, certificat de dépôt... Les opérations sur le marché monétaire s'effectuent selon des modalités spécifiques qui concourent à la détermination du taux du marché monétaire

Le TMM est un indicateur très important à l'estimation du risque de crédit. En effet, le client lors de l'accord de crédit est tenu de payer le TMM plus une marge d'intérêt qui sera déterminé selon la durée, le type de crédit et le niveau de risque encourus de client. Une variation positive ou négative de TMM a un impact direct sur le calcul de la valeur de montant mensuelle à payer. Ainsi, le TMM est un facteur déterminant du risque de défaut de paiement.

La figure ci-contre (Figure 11) montre l'évolution de TMM entre janvier 2000 et septembre 2014.

Figure 11: L'évolution de TMM en Tunisie de Janvier 2000 au septembre 2014



*Source :BCT

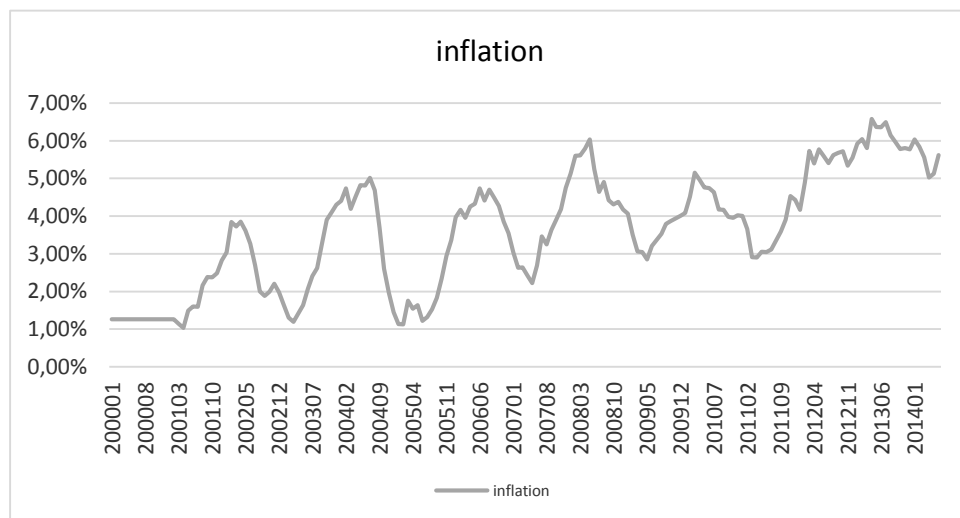
**Le taux d'inflation :**

Le niveau des prix est un facteur essentiel agissant sur la capacité de remboursement de crédit et par conséquent sur le risque de défaut. Cependant, le suivi de l'évolution de tous les prix n'étant pas techniquement possible, on opte alors aux indices mesurant l'évolution des prix à la consommation citant : indice des prix à la consommation familiale, indice des prix à la consommation, indice des prix à la consommation alimentaire. Ces mesures servent à estimer le taux d'inflation.

En effet, l'inflation est la perte du pouvoir d'achat de la monnaie qui se traduit par une augmentation générale et durable des prix. Le taux d'inflation utilisé dans le modèle est celui basé sur l'indice mensuel des prix à la consommation familiale (figure 12).

En matière de gestion du risque, on peut utiliser cet indicateur comme estimateur de risque de défaut. La croissance de cet indicateur témoigne une hausse des prix donc plus de risque de défaut et inversement. Dans l'objectif de détecter cette relation, on a intégré cet indicateur dans le modèle avec une fréquence mensuelle.

Figure 12: Le taux d'inflation mensuelle



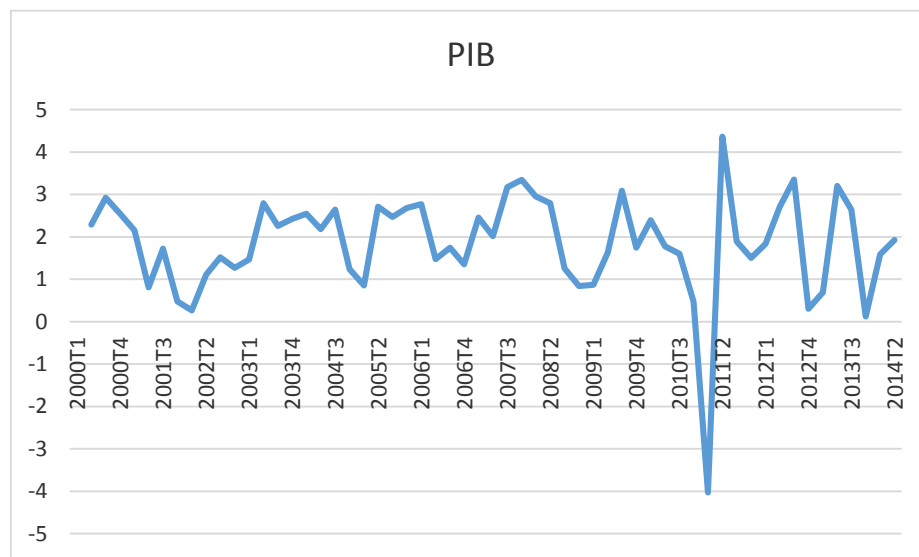
*Source : INS

La croissance de produit intérieur brut (PIB):

Le produit intérieur brut PIB se définit comme étant une mesure de l'ensemble de la richesse créée dans un pays pendant une période donnée. La croissance de PIB présente un indicateur macroéconomique important dans la détermination de l'état de l'économie de pays. On parle de croissance du PIB lorsqu'il y a une variation positive de la richesse créée dans une économie au cours d'une période donnée. A l'inverse, si la richesse varie négativement, on parle plutôt de récession. Ainsi, toute économie peut observer des périodes de croissance, des périodes de ralentissement de la croissance voire des périodes de récessions.

En matière de gestion du risque, on peut utiliser la croissance de PIB comme indicateur du risque de défaut. La croissance de cet indicateur témoigne une période de croissance et donc moins de risque de défaut et inversement. Dans l'objectif de détecter cette relation, on a intégré cet indicateur dans le modèle avec une fréquence trimestrielle.

Figure 13: L'évolution trimestrielle de produit intérieur brut



*Source : INS

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

4.1. Analyse statistique des variables du modèle

Les variables présélectionnées pour l'estimation de la fonction de risque instantané sont classées en trois catégories qui sont : les variables de profil général de client, les variables comportementales du client et d'autres variables concernant l'historique de client. Dans la section suivante, on va décrire certaines variables pour chaque catégorie et qui sont censées représenter des déterminants du niveau de risque de défaut de paiement.

4.1.1 Les variables de profil général de clients

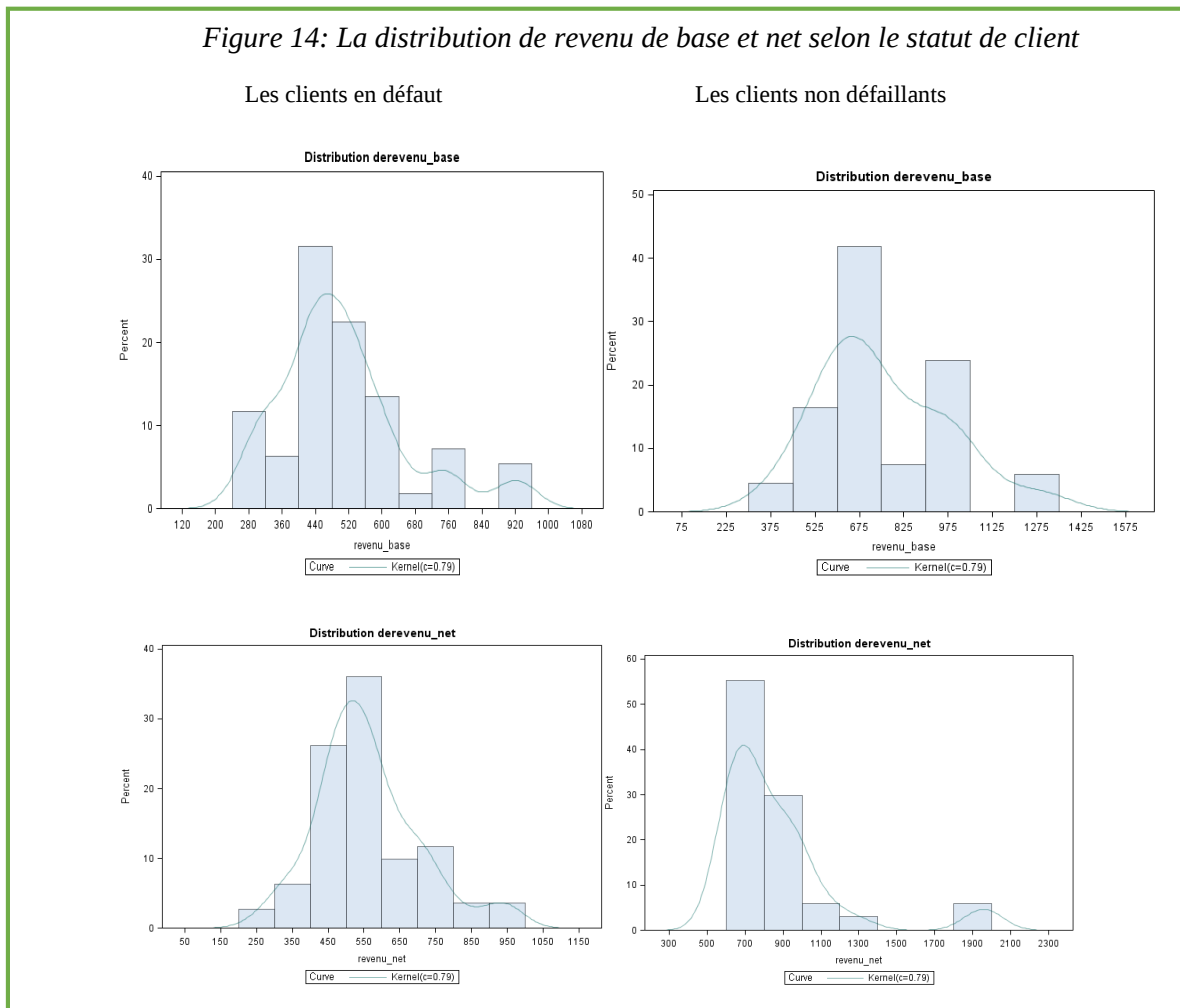


Le revenu de base et le revenu net de client :

Les variables les plus déterminantes de la capacité de remboursement de client sont le revenu net et également le revenu de base. Le revenu de base représente le revenu sans primes. Il est payé selon le grade et fonction de l'employé. Par contre le revenu net est le revenu à rembourser au client avec primes et après le paiement des impôts.

La figure 14 présente la distribution de ces deux variables par statut de client : Les diagrammes à gauche correspondent aux clients en défaut de paiement. Cependant, les diagrammes à droite correspondent les clients solvables. On constate d'après la figure 14 que les distributions des clients en défaut et celle des clients non défaillants sont asymétriques à droite. Cette lecture est confirmée par les paramètres de skewness de position. Concernant les modes de deux distributions : on trouve que le mode des clients en défaut égal à 507 dinars par contre celui des clients non défaillants est égal à 629 dinars. Donc, la distribution des clients non défaillants se concentre plus vers ceux qui ont un revenu plus haut contrairement à la distribution des clients en défaut.

Figure 14: La distribution de revenu de base et net selon le statut de client



La capacité réelle et la capacité théorique du client

Le calcul de la capacité théorique et réelle de client est indispensable dans la prise de décision relative au crédit. La capacité théorique se calcul sur la base de revenu net : 40% du salaire net de client au moment de la demande de crédit. Cependant dans le cas où le client est engagé avec d'autres crédits avec la banque, cette capacité ne présente pas sa capacité réelle car il faut soustraire les retenus des anciens crédits. Donc, la capacité réelle est la capacité théorique

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

moins les retenues des anciens crédits. La figure 15 et le tableau 10 montrent que les distributions de la capacité théorique et réelle par statut de client sont asymétriques à droite.

Figure 15: La distribution de la capacité réelle et théorique de client selon le statut de client

Les clients en défaut

Les clients non défaillants

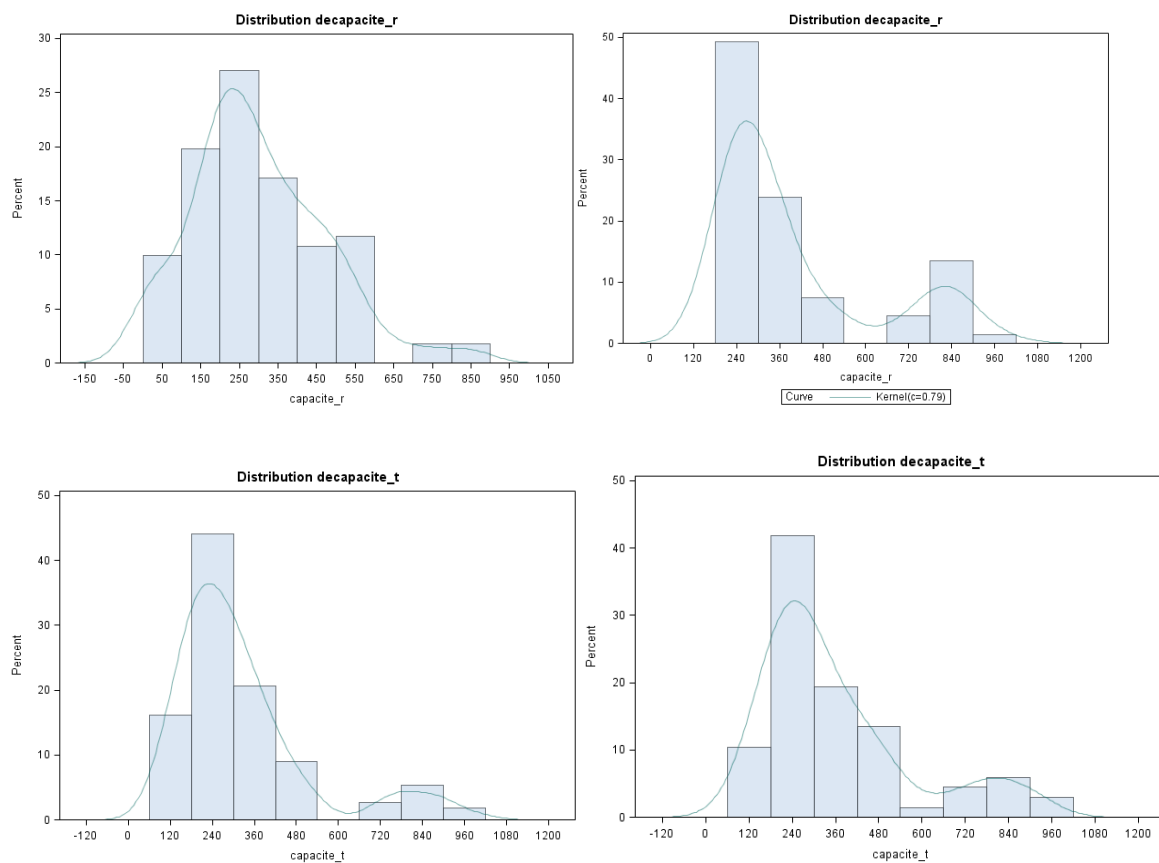


Tableau 10: Les tests de position de la capacité réelle et théorique des clients

	Skewness		Kurtosis	
	En défaut	Sain	En défaut	sain
Capacité réelle	0,7066	1,273	0,72	0,173
Capacité théorique	1.69	1,32	2.51	0,876

4.1.2. Les variables caractérisant l'historique du client

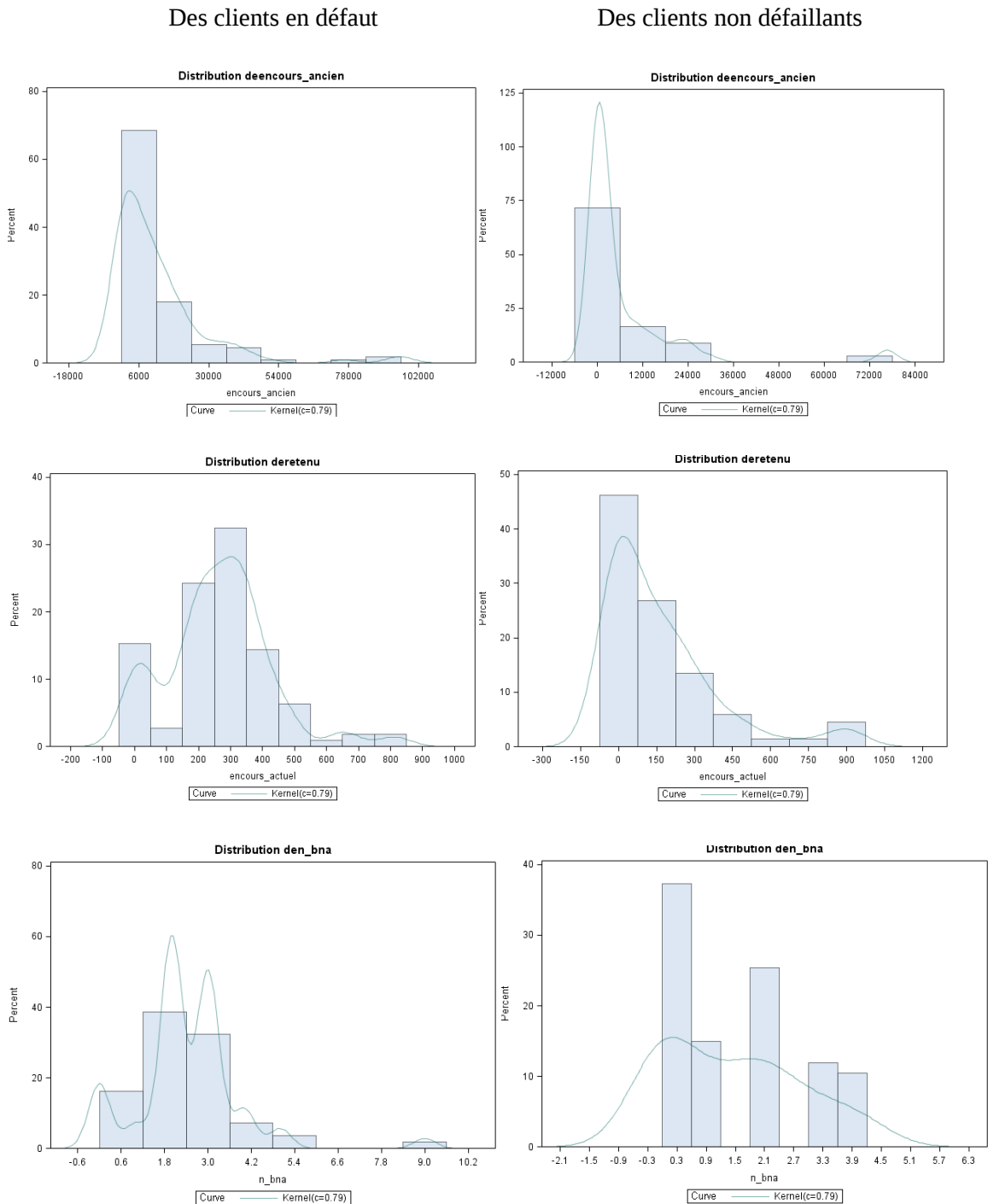
La connaissance de l'historique de client est un déterminant important pour l'estimation de sa capacité de remboursement. En traçant la distribution de l'encours d'ancien crédit dans la figure 16, on trouve que la courbe des clients non défaillants et celle des clients en défauts sont asymétriques à droite. Le mode de ces deux distributions est égal à zéro. Cependant, d'après le test du Kurtosis dans la table 11, la distribution des clients en défaut est plus aplatie que la distribution des clients non défaillants. Concernant la distribution des retenus des anciens crédits prêter de la BNA, la distribution de cette variable relative aux clients non défaillants est asymétrique à droit avec un mode égal à 0. Cependant, la distribution de variable retenu relative aux clients en défaut est plus symétrique au voisinage de 300 dinars. Cette observation prévoit que la charge des encours et les retenus des anciennes crédits peut être considéré comme déterminant du risque de défaillance.

Tableau 11: Le test de position des variables encours des anciens crédits, retenu des anciens crédits et nombre des anciens crédits

	Skewness		Kurtosis	
	En défaut	Sain	En défaut	sain
Encours d'ancien crédit	2,84	3,704	10,22	15,61
Le retenu d'un ancien crédit	0,624	1,807	1,452	3,23
Le nombre des anciens crédits	1,36	0,47	5,95	-0,995

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

Figure 16: La distribution de l'encours ancien crédit, retenu des anciens crédits et le nombre de crédit ancien



4.1.3. Les variables de comportement du client :

Afin d'avoir un aperçu de comportement de client, on a utilisé la variable de nombre de jours moyen en débit de compte de client pendant les trois derniers mois et le solde de son compte pendant la même période.



Le nombre de jours en débit de compte :

Concernant la variable nombre de jours en débit de compte, on trouve que la distribution des clients non défaillants est asymétrique à droite et concentrée en zéro. Cependant, la distribution des clients en défaut est centrée autour de 16 jours. On peut alors considérer que le nombre de jours en débit de compte est un paramètre qui témoigne si le client est risqué ou non.

Figure 17: La distribution de nombre de jours en débit de compte de client

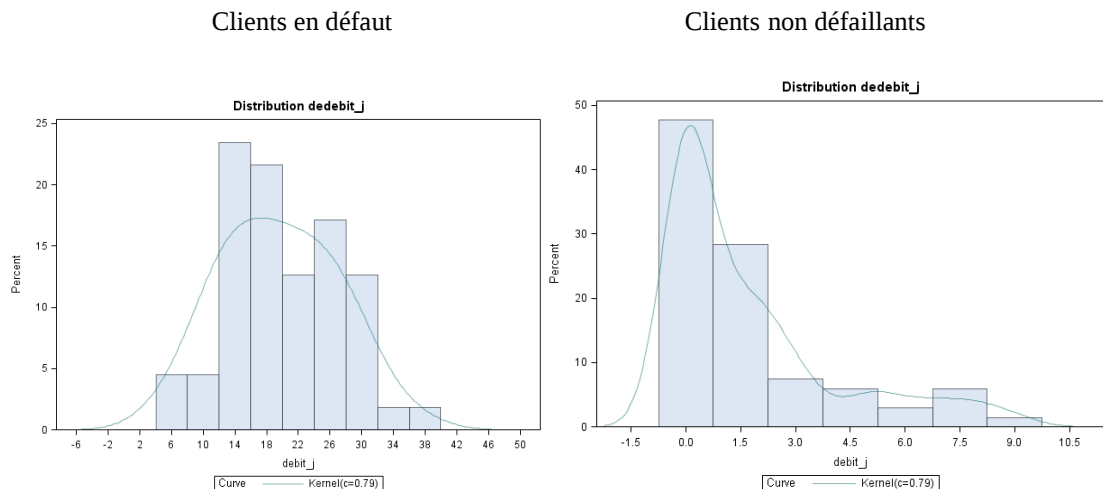


Tableau 12: Le test de position de la variable nombre de jours en débit de compte

	Skewness		Kurtosis	
	En défaut	Sain	En défaut	sain
Nombre de jours en débit de compte	0,141	1,54	-0,65	1,56

4. Une application empirique par l'analyse de survie :



Le solde de compte :

Le solde de compte présente aussi un déterminant de risque de défaut car il reflète un aperçu de comportement de client. En analysant la position de la distribution, on trouve que cette dernière est asymétrie à gauche pour les clients en défaut mais asymétrie à droite pour les clients non défaillants. On observe aussi que la distribution de solde des clients en défaut se concentre dans la partie négative par contre les clients non défaillants dans la partie positive. Donc, les clients dont les soldes sont négatifs sont plus risqués que ceux qui ont un solde positif.

Figure 18: La distribution de solde de compte de client

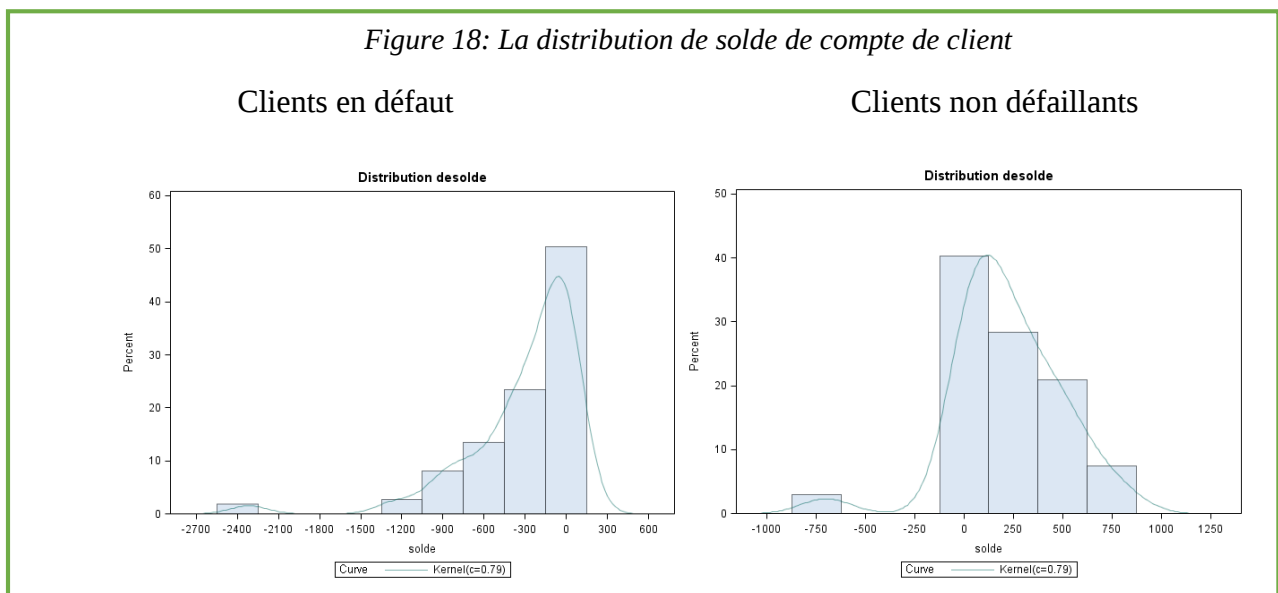


Tableau 13: Le test de position de solde de compte de compte

	Skewness		Kurtosis	
	En défaut	Sain	En défaut	sain
Le solde de compte	-2,38	-0,589	7,88	2,72

4.2. Traitement par le modèle de survie

Cette section met en lumière les résultats empiriques de notre étude et le cheminement qui nous y a menés. Il s'agit premièrement d'identifier les variables agissant sur la fonction de risque instantané tous en présentant leur significativité sur cette dernière. Deuxièmement, nous allons procéder en seconde étape à l'intégration d'autres variables traçant l'état de l'environnement économique. Et nous terminons par une comparaison entre les performances des deux modèles de prévision de défaut de paiement.

4.2.1. La fonction de risque instantané :

L'estimation de la probabilité de défaut en fonction du temps est basée sur l'estimation de la fonction de risque instantané. Afin de réussir cette tâche, on a compilé les données sous le logiciel SAS.9.2 en utilisant la procédure PROC PHREG.



Evaluation du risque sans présence des grandeurs macroéconomiques

Le modèle

La procédure PROC PHREG cherche à estimer la fonction de risque instantané explicitée dans l'équation (8) et exprimée dans la fonction suivante :

$$\begin{aligned} \text{Log}(h_i(t), x_{ij}) &= \text{Log}(h_0(t)) + \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} \\ &= \alpha(t) + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} \end{aligned}$$

Le logiciel SAS estime les coefficients β_i à l'exception de la constante qui sera incluse dans la fonction de risque de base $\alpha(t)$.

L'estimation de la fonction de risque instantané

Les variables constituant le modèle de COX ont été présélectionnées à l'aide d'une procédure de sélection par élimination en arrière « Backward ». Cette technique commence par le modèle incluant tous les effets. Puis, ces effets seront éliminés un par un jusqu'à la satisfaction

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

de la condition d'arrêt. Dans chaque itération, la variable qui a la plus petite contribution sera éliminée du modèle.

Le traitement statistique de la procédure PROC PHREG nous a permis d'obtenir le tableau ci-dessous :

Tableau 14: L'estimation par le maximum de vraisemblance de la fonction de risque instantané sans l'intégration des grandeurs macroéconomiques

Analyse des estimations de la vraisemblance maximum						
Paramètre	DDL	Valeur estimée des paramètres	Erreur type	Khi-2	Pr > Khi-2	Rapport de risque
montant_s	1	0.0000158	6.83454E-6	5.3696	0.0205	1.000
duree	1	-0.02765	0.00955	8.3882	0.0038	0.973
capacite_r	1	-0.00200	0.0008259	5.8517	0.0156	0.998
capacite_t	1	0.00128	0.0003953	10.4275	0.0012	1.001
revenu_net	1	-0.00284	0.0009187	9.5382	0.0020	0.997
solde_min	1	-0.0006902	0.0002018	11.6958	0.0006	0.999
debit_j	1	0.08223	0.01900	18.7243	<.0001	1.086
ancien	1	-0.08751	0.02745	10.1627	0.0014	0.916
encours_ancien	1	-0.0000186	8.12383E-6	5.2230	0.0223	1.000
risque1	1	0.89725	0.41631	4.6451	0.0311	2.453
n_bna	1	0.12951	0.05552	5.4423	0.0197	1.138
chef_famille1	1	0.98292	0.41841	5.5185	0.0188	2.672
solde_max	1	0.0001412	0.0000602	5.4985	0.0190	1.000

Test de significativité individuelle des coefficients

Afin de vérifier le seuil de significativité des coefficients estimés, on a utilisé le test de Wald. Les hypothèses sur lequel repose le test de Wald sont :

$$\begin{cases} H_0: \beta_i = 0 \\ H_1: \beta_i \neq 0 \end{cases}$$

La statistique de test est la suivante :

$$W = \left(\frac{\hat{\beta}}{\sqrt{V(\hat{\beta})}} \right)^2 \sim \chi^2(1)$$

La règle de décision rattachée à ce test est comme suit : on rejette H_0 si $w > x_\alpha$.

Avec $P(\chi^2(1) > x_\alpha) = \alpha$ et α est le seuil d'erreur toléré.

Le test de Wald a été réalisé pour chaque variable du modèle. Il consiste à vérifier que les β_i sont différents de zéro. Les premiers résultats démontrent que les variables retenues dépassent individuellement le seuil de significativité qui est fixé à 95%. Ce dernier seuil sélectionne les variables à retenir dans le modèle et qui sont présentée dans le tableau 14.

Nous remarquons que ces variables présélectionnées sont statistiquement significatives et représentatives le risque instantané de défaut. La variable « nombre de jour en débit de compte » (*debit_j*) est celle qui fournit le plus d'information pour prédire le risque de défaut. Elle est suivie par le « solde minimal » (*solde_min*) dans le compte pendant les trois derniers mois et par la « capacité théorique de client » (*capacite_t*). Par la suite viennent dans l'ordre les variables : « l'ancienneté » de client dans son travail (*ancien*), la « durée » (*duree*) de crédit, « capacité réelle » (*capacite_r*) et le « nombre des anciens crédits » (*n_bna*) accordés avec la BNA. L'avant dernière variable à entrer dans le modèle correspond au « montant du crédit sollicité » (*credit_s*). La dernière variable est celle qui indique « si le client avait un incident de chèque impayé » (*risque1*).

Interprétation financière des résultats obtenus

Dans le tableau 14, on trouve les coefficients estimés β_i et les ratios de risque qui sont égaux à $\exp(\beta_i)$. Le tableau 14, peut être résumé dans l'équation suivante :

$$\text{Log}(h_i(t, x_{ij})) = \alpha(t) + 0,0000158 * \text{le montant sollicité} - 0,02765 * \text{durée} + \dots + 0,08223 \\ * \text{nombre de jours en débit de compte}$$

L'équation exprime la fonction de risque instantané de défaut qui sera utilisée pour estimer la probabilité de défaut en fonction du temps comme il a été expliqué auparavant. L'étude des

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

effets agissant sur le risque instantané de défaut s'interprète dans le même sens pour l'évaluation de leurs effets sur la probabilité de défaut.

L'interprétation de rapport de risque dans la fonction de risque instantané est similaire à « odds Ratio » dans la régression logistique. Pour faciliter l'analyse, on soustrait 1 de la valeur de rapport de risque et le multipliant par 100. Cette transformation nous permet d'estimer le pourcentage de changement de risque pour chaque augmentation d'une unité de variable.

Commençant par l'interprétation des variables relatives au profil général de client, on trouve que le niveau de **revenu net** au moment de la demande de crédit est un élément déterminant de degré du risque de défaut. Le risque de défaut de paiement diminue de $(0,997-1)*100 = -0,3\%$ pour une augmentation d'une unité de revenu net. La **capacité réelle** est aussi une variable estimative du risque de défaut. D'après le modèle, on trouve que le risque de défaut augmente pour la diminution de la capacité réelle ; pour une augmentation d'une unité de capacité réelle, il y a une diminution de $(0,998-1)*100 = -0,2\%$ de risque de défaut. Cependant, la **capacité théorique** qui présente la capacité réelle gonflée par les montants des échéances des anciens crédits, augmente le risque de défaut de $(1,001-1)*100 = 0,1\%$ pour une augmentation d'une unité de capacité théorique. Ce résultat est attendu car la capacité théorique de client est gonflée et ne présente pas réellement sa capacité de rembourser le crédit. L'**ancienneté** de client dans son embauche est un facteur plus déterminant de risque de défaut que l'âge de client. D'après les résultats de modèle, le risque de défaut diminue de $(0,916-1)*100 = -8,5\%$ pour une augmentation d'une année d'ancienneté.

Le comportement passé est aussi prédictif de comportement futur. Le paramètre de la variable **nombre de jours en débit de compte** montrent l'existence d'un effet positive entre le comportement de client et la probabilité de défaut ; plus le nombre de jours en de débit de compte est élevé plus le risque de défaut durant la période de performance augmente. Le rapport de risque de cette variable est de l'ordre de 1,086. Ainsi, une augmentation mensuelle d'un jour de débit de compte augmente le risque de défaut de $(1,086-1)*100 = 8,6\%$. Nous remarquons de la même façon que le **solde minimale** est un déterminant de risque défaut des clients. Ce risque augmente



de $(0,999-1)=-0,1\%$ pour une diminution de solde minimale moyen de compte de client observé dans les trois derniers mois. En effet, le solde minimal dans le compte donne l'impression sur la manière de gestion de son revenu pendant le mois. L'incidence d'un chèque non payé est également un élément significatif. Les emprunteurs qui ont vécu **un chèque impayé** ont 2,45 fois plus de risque de défaut.

On trouve également que la charge de responsabilité familiale (`chef_famille1`) augmente le risque de défaut. En effet, les clients **chef de famille** présentent 2,672 fois plus de risque de défaut que les clients célibataires.

On trouve également que les variables mesurant la charge **d'encours des autres crédit** sont statistiquement significatives à un seuil d'erreur de 5%. La variable nombre de crédit en cours de remboursement est significative et démontre que pour chaque crédit déjà accordée par la BNA le risque de défaut augmentera de $(1-1,138)=13,8\%$.

Exemple de courbe de la fonction de risque instantanée et de la densité de la probabilité de défaut:

Après l'estimation des sensibilités de chaque facteur de risque, on peut tracer la courbe de la fonction de risque de défaut pour chaque client à partir de ces caractéristiques. En revenons à l'exemple cité dans le tableau 5 de la section 3.2.3., on peut tracer la fonction de risque instantané pour chacun. On suppose que le client 1 représente les clients peu risqués et le client 2 représente les clients risqués.

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

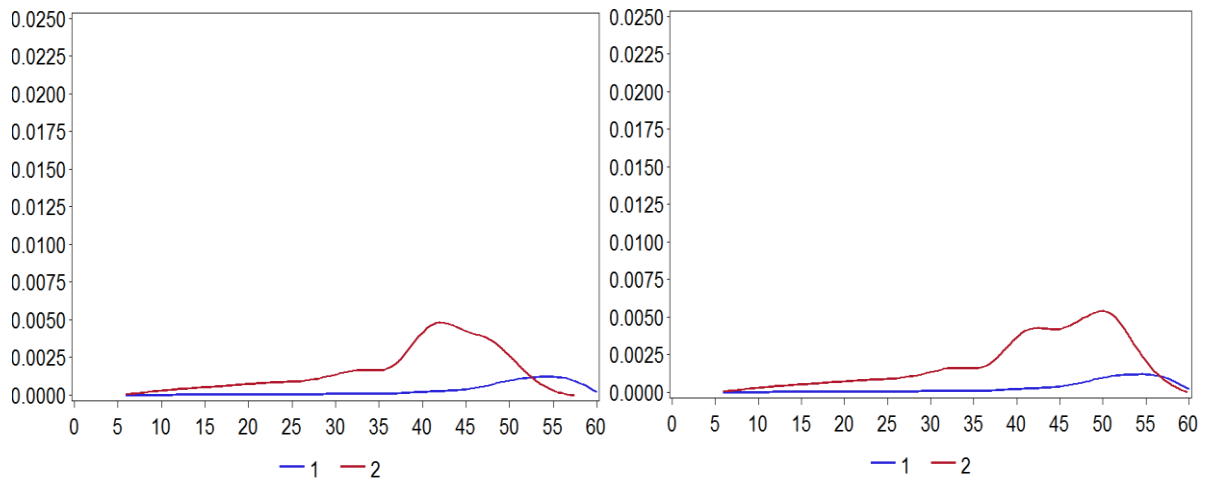
Tableau 15: les caractéristiques des deux clients

	Client 1	Client 2
Le montant sollicité	12000	12000
La durée de crédit en nombre de mois	60	60
La capacité réelle	400	280
La capacité théorique	400	280
Le nombre de crédit accordé avec la BNA	0	0
Le total crédit de compte	920	630
Le revenu net	1000	700
Le solde minimal de compte	130	-23
Nombre de jours en débit de compte	0	12
Ancienneté de client dans son emploi	21	12
L'encours des anciens crédits	0	0
Il y a une incidence de chèque impayé	0	1
Client est un chef de famille	1	0

La figure 19 montre que la courbe de la fonction de risque de défaut de client 2 dépasse celle de client 1. Donc, la courbe confirme l'hypothèse que le client 2 est plus risqué que le client 1. De plus, on observe que le risque de défaut des clients risqués augmente pendant la deuxième moitié de la période de crédit puis tend vers zéro à la fin de la période.

Cependant, pour les clients moins risqués l'allure de leur fonction de risque croit légèrement pour tendre vers zéro vers la fin de la période de crédit. En multipliant la fonction de risque instantanée par la probabilité de survie, on passe à la densité de probabilité de défaut présenté dans courbe à droite. Ces résultats sont conformes à ceux trouvés par Im et al. (2011) présentés dans la section 5.2 du premier chapitre.

Figure 19: La fonction de risque instantané (**gauche**) et la densité de probabilité de défaut (**droite**) pour les clients 1 et 2



Evaluation du risque en présence des grandeurs macroéconomiques

Le modèle

Dans une seconde étape, on a ajouté un vecteur supplémentaire des variables dans le même modèle à risque proportionnel dans l'équation (8) qui sont les grandeurs macroéconomiques. La fonction à estimer devient :

$$\begin{aligned} \text{Log}(h_i(t), x_{ij}, y(t)) &= \text{Log}(h_0(t)) + \beta_{10} + \beta_{11}x_{i1} + \dots + \beta_{1k}x_{ik} + \beta_{21}y_{l1} + \dots + \beta_{2l}y_{lL} \\ &= \alpha(t) + \beta_{11}x_{i1} + \dots + \beta_{1k}x_{ik} + \beta_{21}y_{l1} + \dots + \beta_{2l}y_{lL} \end{aligned}$$

Avec $y_l(t) : 1 \dots L$: les grandeurs macroéconomiques

β_1 est le vecteur de coefficients des variables exprimant le profil général du client.

β_2 est le vecteur des coefficients des grandeurs macroéconomiques.

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

Estimation de la fonction de risque instantané

Dans une seconde étape dans notre étude, nous avons ajouté aux variables, déjà sélectionnée dans le premier modèle, une seconde catégorie des variables qui tracent l'environnement macroéconomique. Puis, on applique la même procédure « Backward » de sélection pour définir les nouveaux variables explicatives de modèle à risque proportionnel.

Le tableau 16 présente l'estimation de la PROC PHREG de la fonction de risque instantanée tout en précisant les niveaux de significativité pour chaque variable du modèle.

Tableau 16: L'estimation par le maximum de vraisemblance la fonction de risque de instantané avec l'inclusion des variables macroéconomiques

The PHREG Procedure						
Analyse des estimations de la vraisemblance maximum						
Paramètre	DDL	Valeur estimée des paramètres	Erreur type	Khi-2	Pr > Khi-2	Rapport de risque
montant_s	1	0.0000315	0.0000109	8.3590	0.0038	1.000
capacite_r	1	-0.00376	0.00120	9.7828	0.0018	0.996
capacite_t	1	0.00218	0.0005357	16.5250	<.0001	1.002
revenu_net	1	-0.00595	0.00127	21.8937	<.0001	0.994
solde_min	1	-0.00109	0.0004671	5.4425	0.0197	0.999
debit_j	1	0.12694	0.02601	23.8099	<.0001	1.135
encours_ancien	1	-0.0000333	0.0000102	10.6932	0.0011	1.000
risquel	1	1.99783	0.53729	13.8262	0.0002	7.373
PIB_c	1	-0.22141	0.10189	4.7220	0.0298	0.801
TMM	1	-1.40437	0.34883	16.2082	<.0001	0.246
inflation_	1	0.38605	0.18669	4.2760	0.0387	1.471

Test de significativité individuelle des coefficients

Nous remarquons que les variables macroéconomiques introduites dans le modèle sont statistiquement significatives et pouvant expliquer une partie de risque de défaut. On trouve que le taux d'inflation est significative à un seuil d'erreur de 3,8%. Mise à part la variable membre, la classification des variables individuelles et la valeur du test de « Wald » pour chacune d'elles sont modifiées par rapport au modèle sans grandeurs macroéconomiques. On trouve des améliorations de certaine variables par rapport au ancien modèle citant : la capacité réelle de client, la capacité

théorique, le revenu net, nombre de jours en débit de compte, l'incidence de chèque impayé. Il ya aussi une dégradation d'autre variables citant : le solde minimal, encours des anciens crédits et le montant sollicité et d'autres devenus non significatives comme la durée de crédit , l'ancienneté de client, chef de famille et le nombre de crédit accordé par la BNA .

Interprétation financière des résultats obtenus

En interprétant les résultats de modèles de risque instantané, on trouve que le risque de défaut diminue de 0,6% pour une augmentation d'une unité de **revenu net** de client. Concernant la **capacité réelle**, le modèle montre que le risque de défaut diminue de 0,4% pour une augmentation d'une unité de cette variable. Cependant, le risque de défaut augmente de 0,2% pour une augmentation de la **capacité théorique**.

Concernant les variables comportementales du client, on trouve que le risque de défaut augmente de 13,5% pour une augmentation mensuelle d'un jour de débit de compte. De plus, l'incidence de **chèque impayé** multiplie le risque de défaut par 7,37 fois.

En comparant les signes des variables relatives au profil de client dans le second modèle, on trouve que sont les mêmes dans le premier modèle. Cependant, la contribution de ces effets a changé : la diminution d'une unité de la capacité réelle augmente le risque de défaut par 0,4% contre 0,2% de l'ancien modèle, l'augmentation d'une unité de la capacité théorique augmente le risque de défaut de 0,2% contre 0,1% de premier modèle. La contribution de revenu net dans le risque a aussi augmenté de 0,3% par rapport au premier modèle. Cependant, l'effet de solde minimal n'a pas changé. Concernant, les variables comportementales on trouve que la contribution de nombre de jours en débit de compte a augmenté de 5,5% par rapport au premier modèle.

Concernant les variables macroéconomiques, la selection Backward des variables a permit d'intégrer les trois variables macroéconomiques qui sont **le taux d'inflation** lié aux prix à la consommation familiale , **la croissance de PIB** et le **TMM**. Ce dernier a l'effet le plus significatif dans le modèle avec un taux d'erreur de 1% . D'après le modèle, on trouve que le risque de défaut

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

de paiement augmente si le **TMM** diminue. En se basant sur la logique financière, Cette résultat est incorrecte car , si le TMM augmente le client doit payer le plus value résultant de à la variation de TMM. Par conséquent, le montant à payer à chaque échéance augmentera donc, risque de défaut augmente . Ce résultat peut être à cause de la période d'observation qui s'étalale de 2005 jusqu'au 2014 . En effet, le TMM au cours de cette période a diminué. Concernant le taux d'inflation , on trouve que le risque de défaut augmente de 47% pour une augmentation de 1% de taux d'inflation. On observe aussi que la **croissance de PIB** admet un effet significatif sur le risque de défaut. En effet, le risque de défaut de paiement augmente de 20% pour une diminution de 1% de PIB.

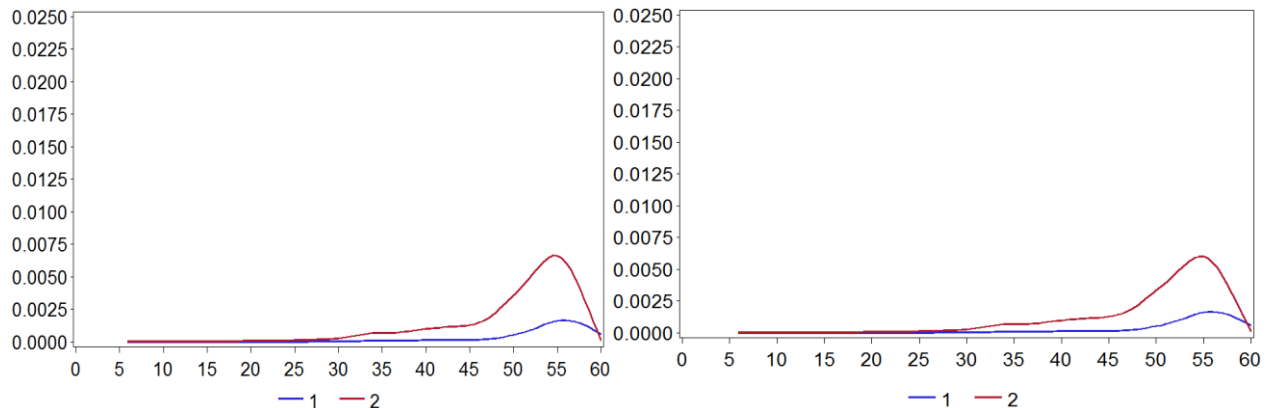
Exemple de courbe de la fonction de risque instantané et la densité de la probabilité de défaut:

Après l'estimation des sensibilités des effets de risques de défaut, on peut tracer les courbes de fonctions de risque instantané de défaut comme dans section précédente. Dans l'exemple qui suit, nous voulons présenter la fonction de risque de deux clients qui partagent le même profil cependant ont accordé le crédit dans des périodes du temps différentes. Le tableau 17 résume les caractéristiques de ces clients en précisant les états des variables macroéconomiques dans chaque période. La figure 20 montre que le client qui a accordé le crédit en 2014 est plus risqué que le client en 2005 même s'il partage le même profil. Ce résultat confirme l'hypothèse que les conditions macroéconomiques peuvent expliquer le risque de défaut de paiement de crédit.

Tableau 17: les caractéristiques des deux clients

	Client 1	Client 2
Année	01/2005	01/2014
Le montant sollicité	12000	12000
La durée de crédit en nombre de mois	60	60
La capacité réelle	400	400
La capacité théorique	400	400
Le nombre de crédit accordé avec la BNA	0	0
Le revenu net	1000	1000
Le solde minimal de compte	120	120
Nombre de jours en débit de compte	0	0
L'encours des anciens crédits	0	0
Il y a une incidence de chèque impayé	1	1
TMM	5%	4,71%
Le taux d'inflation	1,13 %	6,03 %
La croissance de PIB	0,85 %	1,58 %

Figure 20: La fonction de risque instantané (*gauche*) et la densité de la probabilité de défaut (*droite*) des clients 1 et 2



Une comparaison des deux modèles d'évaluation du risque :

Les deux modèles compilés ont été testés dans leur globalité afin de vérifier que l'ensemble des variables sont significatives en incluant les nouvelles variables macroéconomiques. Les tableaux 18 et 19 ci-dessous présentent les différents résultats obtenus pour les tests statistiques : Likelihood Ratio, Score et Wald.

Les statistiques calculées pour évaluer les performances des deux modèles dans leur globalité dépassent tous les seuils critiques d'erreur de 0,01%. Les variables sont donc significatives dans l'ensemble. En conclusion, les modèles sont considérées comme convenables.

Les log-vraisemblances (-2LogL), Akaike Information Criterion (AIC), le Schwarz criterion (SBC) sont calculés dans les tableaux 18 et 19. Le premier critère n'est que le Log de vraisemblance multiplié par -2. Le second est l'information de critère d'Akaike (AIC) qui est une modification de Log de vraisemblance pénalisant les modèles qui contiennent beaucoup de variables. Le critère d'AIC est exprimé comme suit : $AIC = -2\text{LogL} + 2k$ avec k est le nombre de variables inclus dans le modèle. Le troisième critère est l'information Bayésienne qui est

4. Une application empirique par l'analyse de survie :

explicité comme suit : $BIC = -2\text{Log}(L) + k\text{Log}(n)$. Toutes ces informations statistiques pénalisent le modèle qui contient beaucoup de variables explicatives. Ces statistiques permettant de comparer les modèles entre eux. Nous intéressons au modèle pour lequel les statistiques sont les plus faibles.

Il est clair que le modèle avec variables macroéconomiques possède les variables les plus faibles pour les trois statistiques. Nous sommes donc en mesure de confirmer que le modèle qui inclut des grandeurs macroéconomiques évalue mieux l'évènement de défaut que le modèle sans grandeurs macroéconomiques.

Tableau 18: Le test de modèle sans variables macroéconomiques

Statistiques d'ajustement du modèle			
Critère	Sans covariables	Avec covariables	
-2 LOG L	879.395	594.282	
AIC	879.395	620.282	
SBC	879.395	655.506	
The PHREG Procedure			
Test de l'hypothèse nulle globale : $BETA=0$			
Test	Khi-2	DDL	Pr > Khi-2
Likelihood Ratio	285.1128	13	<.0001
Score	250.4095	13	<.0001
Wald	149.9521	13	<.0001

Tableau 19 : Le test de modèles avec variables macroéconomiques

Statistiques d'ajustement du modèle			
Critère	Sans covariables	Avec covariables	
-2 LOG L	482.182	284.684	
AIC	482.182	306.684	
SBC	482.182	329.721	
Test de l'hypothèse nulle globale : $BETA=0$			
Test	Khi-2	DDL	Pr > Khi-2
Likelihood Ratio	197.4982	11	<.0001
Score	181.0641	11	<.0001
Wald	85.9643	11	<.0001

4.2.2. La probabilité de défaut en fonction de temps :

Après qu'on a estimé la fonction de risque instantané tout en déterminant les facteurs significatifs sur le risque de défaut de paiement, on peut aisément dessiner la probabilité de défaut d'un client à partir de ces caractéristiques. Le tableau 20 présente deux profils identiques de deux clients sauf que le client numéro1 a accordé le crédit en janvier 2005 (le TMM=5%, le taux d'inflation=1,13% et la croissance de PIB= 0,85%) et le second client a accordé le crédit en 2014 (le TMM =4,71%, le taux d'inflation= 6,03% et la croissance de PIB= 1,58%). Les deux clients partagent le même profil sauf les périodes des deux crédits sont différentes. Alors l'environnement macroéconomique également est différent.

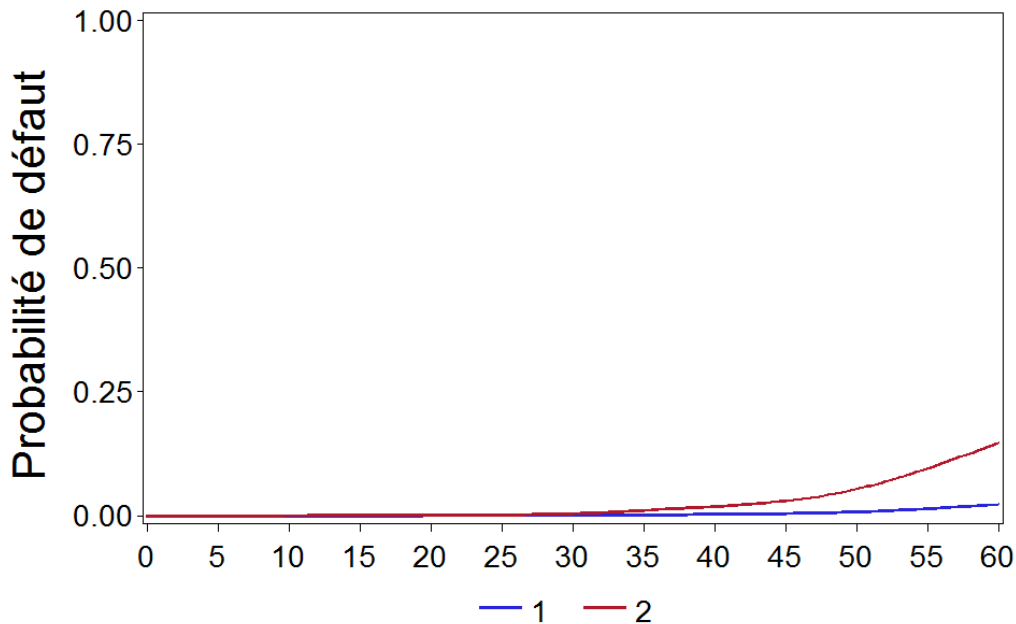
La figure 21 montre que la courbe de la probabilité de défaut de client 2 (2014) dépasse la courbe de la probabilité de client. Donc, malgré que les deux clients partagent un profil identique mais, on trouve que le client 2 est plus risqué que celui de 1.

La courbe montre aisément qu'un client qui a accordé un crédit en 2014 est plus risqué que celui en 2005 même s'il partage le même profil.

Tableau 20: les caractéristiques des deux clients

	Client 1	Client 2
Année	01/2005	01/2014
Le montant sollicité	12000	12000
La durée de crédit en nombre de mois	60	60
La capacité réelle	400	400
La capacité théorique	400	400
Le nombre de crédit accordé avec la BNA	0	0
Le revenu net	1000	1000
Le solde minimal de compte	120	120
Nombre de jours en débit de compte	0	0
L'encours des anciens crédits	0	0
Il y a une incidence de chèque impayé	1	1
TMM	5%	4,71%
Le taux d'inflation	1,13 %	6,03 %
La croissance de PIB	0,85 %	1,58 %

Figure 21: La courbe de la probabilité de défaut en fonction du temps



5. Conclusion

Dans le cadre de ce deuxième chapitre, nous avons présenté les travaux d'estimation de modèle de risque par l'analyse de survie sur des données réelles de la BNA. Il s'agit d'estimer le risque de crédit des créances accordées à des clients particuliers. Nous avons débuté le travail par l'identification des différents déterminants du risque de crédit de défaillance. Le modèle adopté montre que le revenu net et la capacité réelle de client sont des facteurs déterminant du risque de défaut conformément aux résultats de Bellotti & Crook (2013, 2007). Concernant les variables comportementales, les résultats de l'étude montrent qu'elles évaluent également le risque de défaut à l'instar de nombre de jours en débit de compte et le solde minimal de compte de client. Ces résultats semblent similaires aux ceux trouvés par Sarlija et al. (2006,2009).

En ajoutant les grandeurs macroéconomiques dans le modèle à risque proportionnel, les résultats obtenus démontrent que les variables retenues sont statistiquement significatives. Le



modèle appliqué nous a avérés à l'égard de Bellotti & Crook, (2008,2013) que le taux d'inflation et également la croissance de PIB sont déterminants du risque de défaut de paiement de crédit chez les clients particuliers. Ce qui confirme l'hypothèse que la conjoncture économique agit sur le risque de crédit.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'activité bancaire est intimement liée aux risques et plus particulièrement le risque de crédit. Ce dernier a fait l'objet, depuis plusieurs décennies et leur origine remonte aux années cinquante, d'une multitude de réflexions, de prises de position, des recherches... Toutes ces recherches s'accordent à établir une règle d'estimation du risque de défaillance tout en précisant ses principaux déterminants. Le présent projet de mémoire a consisté en une première étape à étudier les origines et l'évolution de ce type de modèles en se référant à une littérature financière diversifiée disponible sur ce sujet tout en précisant la spécificité du modèle adopté dans notre application empirique. Puis, dans une seconde étape, on a appliqué l'une des méthodes d'évaluation du risque sur des données réelles de la BNA.

La technique adoptée dans ce mémoire est centrée sur l'analyse de survie. Les avantages du recours aux modèles de risque par l'analyse de survie sont ; la possibilité d'estimer la probabilité de défaut en fonction du temps en plus l'opportunité de l'ajout des grandeurs variables en fonction du temps. Dans le cas du présent mémoire, nous avons, en premier lieu, estimé la probabilité de défaut en incluant seulement des variables relatives au profil général de client. Ensuite, afin de développer l'étude, on a compilé le même modèle sur les anciennes variables tout en ajoutant une seconde catégorie des grandeurs traçant l'évolution de l'environnement économique. La contribution de ces grandeurs sur la qualité de modèles est positive et significative.

L'objectif de la gestion de risque n'est pas d'annuler le risque mais d'identifier ses facteurs et de l'évaluer correctement, notamment quand cela concerne le futur afin de s'approvisionner contre des pertes futures. À la lumière de cette remarque, il est clair que les modèles de gestion de risque de crédit cherchent à identifier les principaux facteurs agissant sur le risque en précisant la contribution de chacun sur le risque. D'après l'application empirique effectuée dans la présente étude, on a trouvé que les résultats sont conformes aux hypothèses. Le revenu net, la capacité réelle de client et la charge de l'encours des crédits anciens se sont avérés comme principales

déterminants du risque de crédit. Ces résultats sont conformes à ceux trouvés par Bellotti & Crook, (2013). On trouve qu'à côté des variables décrivant le profil général de client, les variables de comportement du client participent à la prédiction de niveau de risque de client citant par exemple le solde minimal moyen de compte et le nombre de jours en débit de compte. Ces résultats sont conformes à ceux trouvés par Sarlija et al. (2009) et Bellotti & Crook, (2013). En ajoutant les variables macroéconomiques, on trouve que le taux d'inflation et la croissance de PIB admettent des effets significatifs sur le risque de défaut de paiement. Ce qui confirme l'hypothèse que le risque de défaut n'est pas seulement influencé par le comportement et les caractéristiques de client mais aussi par les effets de la conjoncture économique. Cette hypothèse a été également prouvée par Bellotti & Crook, (2013, 2007).

Les résultats obtenus montrent que cette technique mérite d'être adoptée par les banques tunisiennes non pas comme unique moyen de décision mais comme étant un outil d'aide à la décision. En plus de son aspect opérationnel, l'avantage de l'estimation de la probabilité de défaut de client en fonction du temps aide la banque à gérer d'une manière optimale et dynamique les provisions nécessaires pour couvrir la perte attendue des crédits. Cependant, bien que ces résultats soient encourageants, nous ne pouvons pas les généraliser, car l'échantillon de base est très petit par rapport à toute la population des clients de la BNA.

Ainsi, le modèle mené dans le cadre de ce travail de recherche aurait pu donner un meilleur résultat si l'on dispose des observations et informations complémentaires. Par conséquent, pour pouvoir mettre en place cette technique d'évaluation du risque de défaut la banque doit se doter d'un système d'information performant. Ce système est capable d'assurer un suivi permanent des crédits accordés et par la suite garantis le remboursement de la créance. Par ailleurs, il aide à optimiser instantanément les provisions nécessaires pour se couvrir contre le risque de défaut. La présente étude peut être conçue dans l'étude de crédit des entreprises pour analyser la capacité de remboursement en fonction du temps. Nous sommes enclin à penser qu'il sera intéressant d'intégrer des variables variantes en fonction du temps, citant par exemple les variables annuelles de bilan de l'entreprise et les indicateurs conjoncturels, dans la procédure d'estimation de risque de crédit. Nous semble que l'application de l'approche de l'analyse de survie permet la banque d'établir la fonction de risque instantanée par secteur d'activité de l'entreprise. Cette optique

5. Conclusion

supplémentaire d'analyse de risque permet la banque d'ajouter les effets de la conjoncture relatifs au marché de secteur d'activité de l'entreprise. A ce propos, cette technique aide la banque à mieux cerner le risque de défaillance des entreprises en fonction du temps et par secteur d'activité.

BIBLIOGRAPHIE

- Allison, P. D. (2010). *Survival Analysis Using SAS*. SAS Institut.
- Altman, E. I., & Saunders, A. (1998). Credit risk measurement : Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance* 21, 21, 1721–1742.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2007). Credit Scoring With Macroeconomic Variables Using Survival Analysis. *Quantitative Financial Risk Management Centre*, (i), 1–19.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2008). Credit Scoring with Macroeconomic Variables using Survival Analysis. *Quantitative Financial Risk Management Centre*, 1–28.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2013). Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models. *International Journal of Forecasting*, 29(4), 563–574.
- Bonini, S. (2013). The survival analysis approach in Basel II credit risk management : modeling danger rates in the loss given default parameter. *Journal of Credit Risk*, 9(1), 16.
- Carling, K., Jacobson, T., Lindé, J., & Roszbach, K. (2007). Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. *Journal of Banking & Finance*, 31(3), 845–868.
- Divino, J. A., & Rocha, L. C. S. (2013). Probability of default in collateralized credit operations. *The North American Journal of Economics and Finance*, 25, 276–292.
- Dupré, D Dumontier, P. (2005). *Pilotage bancaire : Les normes IAS et la réglementation Bale II*. *Revue Banque* (Revue Banq.).
- Gouriéroux, C., & Tiomo, A. (2007). Risque de crédit : Une approche avancée. *Les Cahiers Du CREF*.
- Hooman, A., Marthandan, G., & Karamizadeh, S. (2012). Statistical and Data Mining Methods in Credit Scoring.
- Im, J.-K., Apley, D. W., Qi, C., & Shan, X. (2011). A time-dependent proportional hazards survival model for credit risk analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 63(3), 306–321.
- Le comité de Bâle II. (2003). Comité de Bâle sur le contrôle bancaire.

Le comité de Bâle III. (2011). *Comité de Bâle sur le contrôle bancaire Bâle III : dispositif réglementaire mondial visant à renforcer la résilience des établissements et systèmes bancaires* (Vol. 2010).

Machin, D., Yin Bun, C., & Mahesh, K. B. P. (2006). *Survival Analysis: A Practical Approach*. John Wiley & Sons.

Noh, H., Roh, T., & Han, I. (2005). Motivation : Prognostic personal credit risk model considering censored information. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 753–762.

Sarlija, N., Bensic, M., & Zekic-Susac, M. (2009). Comparison procedure of predicting the time to default in behavioural scoring. *Expert Systems with Applications*, 36(5), 8778–8788.

Stepanova, M., & Thomas, L. (2002). Survival Analysis Methods for Personal Loan Data. *Operations Research*, 50(2), 277–289.

Thomas, L. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 149–172.

La réglementation bancaire, Banque Centrale Tunisienne, Juin 2014.

La circulaire interne de la Banque Nationale Agricole N° 21 /2014, La mise en place au sein de la BNA d'une direction Centrale chargé de gestion et de surveillance des risques ,30/04/2014.

Annexe 1 : Code SAS

- ❖ L'estimation de fonction de risque instantané sans inclusion des variables macroéconomiques :

```
PROC PHREG DATA= sasuser.finalebna    plots=(cumhaz )    ;
model survie*statut1(0) =

montant_s
duree

capacite_r  capacite_t

    revenu_net
    solde_min
    debit_j
    ancien
    encours_ancien

    risque1
    avis1 n_bna    total_c    chef_famille1
    montant_d
nbr_enfant
cout_projet

    grade_pay

    age
    solde
    aménagement
consom
    revenu_base
    solde_max

    credit_p

    retenu

/ SELECTION=BACKWARD TIES=discrete ;
output out=out XBETA=xbeta Num_left=num_left survival=s ;
run;
```

- ❖ Code pour tracer les courbes de la fonction de risque instantané, la probabilité de défaut et la densité de la probabilité de défaut (sans inclusion des variables macroéconomiques) :

```
data Inrisks;
    length Id $20;
    input id
montant_s
duree
```

```

capacite_r  capacite_t
revenu_net
solde_min
debit_j
ancien
encours_ancien
risquel
n_bna  total_c
chef_famille1
;
    datalines;
1  12000  60  400  400  1000  130  0  21  0  0  0  920  1  id=1  duree=60
montant_s=12000 capacite_r=400 capacite_t=400  revenu_net=1000 solde_min=130
debit_j=0 ancien=21 encours_ancien=0 n_bna=0 risquel=0  total_c=920
chef_famille1=0
2  12000  60  160  160  400  -23  12  12  0  0  0  630  0  id=2
duree=60 montant_s=12000 capacite_r=160 capacite_t=160  revenu_net=400
solde_min=-23 debit_j=12 ancien=12 encours_ancien=0 n_bna=0 risquel=1
total_c=630 chef_famille1=1

;

PROC PHREG DATA= sasuser.finalebna  plot =(cumhaz survival )  ;

model survie*statut1(0)  =

montant_s
duree

capacite_r  capacite_t

revenu_net
solde_min
debit_j
ancien
encours_ancien

risquel
n_bna  total_c  chef_famille1  /TIES=discrete ;

baseline  out=baseline covariates = Inrisks survival=s XBETA=xbeta
UPPER=_SDFUCL_  LOWER=_SDFLCL_  logsurv=ls loglogs=lls;

id id ;

RUN;

data out1;
set out ;
xbeta=exp( xbeta);
ls= Log(s);
ls0= ls/xbeta;
s0=exp(ls0);
HO= -ls0 ;
run;

data out2 (keep= survie HO id);

```

```

set out1;
run ;

proc sql ;
CREATE TABLE out3 AS select distinct * from out2 as table ;
run;
quit;
proc sort data=out3;

by HO;
run;

PROC IML ;
USE out3 ;
READ ALL INTO resul;
i=2:130 ;
READ POINT i ;
resul[1,1]= resul[1,3] ;
resul[i,1]=resul[i,3]-resul[i-1,3];
CREATE Indice FROM resul;
APPEND FROM resul ;
QUIT;
data Indice1 (rename=( COL1=h0 COL2=survie COL3=Hcum )) ;
set Indice;
run;
proc gplot data = Indice1 ;
plot h0*survie / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;

proc sql ;
CREATE TABLE plot AS select * from Indice1 ,baseline as table where
baseline.survie=Indice1.survie ;
run;
quit;

data plot1;
set plot ;
H=h0*exp(xbeta) ;
f=h0*exp(xbeta)*s ;
pd=1-s;
run ;

goptions reset=all;
legend1 label = none value=(h=2);
axis1 order = (0 to 0.025 by .0025) minor = none value=(h=2)
axis2 order = (0 to 60 by 5) minor = none value=(h=2)
label = (h=3 "time");
symbol1 i = sm51s v = none w = 3 r = 3;

proc gplot data = plot1;
plot H*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;

```

```

proc gplot data = plot1;
plot f*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;
goptions reset=all;
legend1 label = none value=(h=2);
axis1 order = (0 to 1 by . 25) minor = none value=(h=2)
axis2 order = (0 to 60 by 5) minor = none value=(h=2)
label = (h=3 "time");
symbol1 i = sm51s v = none w = 3 r = 3;

proc gplot data = plot1;
plot pd*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;

```

- ❖ L'estimation de fonction de risque instantané avec inclusion des variables macroéconomiques :

```

PROC PHREG DATA= sasuser.finalefinale      plots=(cumhaz ) ;
model (start,stop)*statut1(0) =

montant_s
duree
capacite_r  capacite_t
revenu_net
solde_min
debit_j
ancien
encours_ancien
n_bna
risquel
pib_c
tmm
inflation_

/ SELECTION=BACKWARD TIES=discrete ;
output out=output XBETA=xbeta Num_left=num_left survival=s ;

run;

```

- ❖ Code pour tracer les courbes de la fonction de risque instantané, la probabilité de défaut et la densité de la probabilité de défaut (avec inclusion des variables macroéconomiques) :

```

data Inrisks1;
length Id $20;
input id
montant_s
capacite_r  capacite_t

```

```

    revenu_net
    solde_min
    debit_j
    encours_ancien
    n_bna
    risque1
    tmm
inflation_
pib_c;
    datalines;
1  12000 392 392  670 120 0 0 0 1  5  1.13 0.85  id=1 montant_s=12000
capacite_r=392 capacite_t=392  revenu_net=670 solde_min=120 debit_j=0
encours_ancien=0 n_bna=0 risque1=1  tmm=5 inflation_= 1.13  pib_c= 0.85
2  12000 392 392  670 120 0 0 0 1  4.71 6.03 1.58  id=2 montant_s=12000
capacite_r=392 capacite_t=392  revenu_net=670 solde_min=120 debit_j=0
encours_ancien=0 n_bna=0 risque1=1  tmm= 4.75  inflation_=6.03
pib_c=1.58
;

```

```

data output1;
set output ;
xbeta=exp( xbeta);
Ls= Log(s);
Ls0= Ls/xbeta;
S0=exp(Ls0);
HO= -Ls0 ;
run;
data output2 (keep= stop HO id);
set output1;
run ;

```

```

proc sql ;
CREATE TABLE out3 AS select distinct * from output2 as table ;
run;
quit;
proc sort data=out3;

```

```

by HO;
run;

```

```

PROC IML ;
USE out3 ;
READ ALL INTO resul;
i=2:130 ;
READ POINT i ;
resul[1,1]= resul[1,3] ;
resul[i,1]=resul[i,3]-resul[i-1,3];
CREATE Indice FROM resul;
APPEND FROM resul ;
QUIT;

```

```

data Indice1 (rename=( COL1=h0 COL2=survie COL3=Hcum )) ;
set Indice;
run;
proc gplot data = Indice1 ;
plot h0*survie / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;

proc sql ;
CREATE TABLE plot AS select * from Indice1 ,baseline1 as table where
baseline1.stop=Indice1.survie ;
run;
quit;

data plot1;
set plot ;
H=h0*exp(xbeta) ;
f=h0*exp(xbeta)*s ;
pd=1-s;
run ;

options reset=all;
legend1 label = none value=(h=2);
axis1 order = (0 to 0.025 by .0025) minor = none value=(h=2)
axis2 order = (0 to 60 by 5) minor = none value=(h=2)
label = (h=3 "time");
symbol1 i = sm51s v = none w = 3 r = 3;

proc gplot data = plot1;
plot H*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;
proc gplot data = plot1;
plot f*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;
options reset=all;
legend1 label = none value=(h=2);
axis1 order = (0 to 1 by . 25) minor = none value=(h=2)
axis2 order = (0 to 60 by 5) minor = none value=(h=2)
label = (h=3 "time");
symbol1 i = sm51s v = none w = 3 r = 3;

proc gplot data = plot1;
plot pd*survie=id / vaxis = axis1 haxis = axis2 legend=legend1 ;
run; quit;

```

Annexe 2 : L'application d'insertion des données

Ces captures d'écrans décrivent l'application de développer pour collecter la base de données de l'étude. Il suffit de remplir les cases vides et valider par le bouton « Valider » pour que les données saisies soient stockées dans la base de données.

The screenshot shows a web-based data entry application. At the top, a green header bar contains the word 'Accueil' on the right. Below the header, there is a form with several fields and buttons. On the left, there is a tabbed interface with four tabs: 'Client', 'Comportement', 'historique', and 'credit'. The 'Client' tab is currently selected. The form contains the following fields and controls:

- ID:** A text input field containing '000763'.
- Initialiser:** A button located to the right of the ID field.
- Date:** A date picker showing 'mardi 21 octobre 2014'.
- Profession:** A dropdown menu with a list of options: 'Libérale', 'Salarié', and 'Titulaire'. The 'Libérale' option is currently selected.
- Date de naissance:** A date picker showing '1984'.
- Age:** A text input field containing '30'.
- avant retrait:** A text input field containing '430'.
- après retraite:** A text input field containing '120'.
- Grade de paiement:** A text input field containing '4'.
- Grade:** A text input field containing '4'.
- Nombre d'enfant:** A spinner control showing the value '2'.
- Checkboxes:** A list of checkboxes with the following labels and states:
 - ☒ Chef de famille
 - ☐ retraité
 - ☐ emploi à titre personnel
 - ☒ Homme
 - ☒ Titulaire
- Valider:** A large button located at the bottom right of the form.

Acceuil

ID000763

Initialiser

mardi 21 octobre 2014

Client

Comportement

historique

credit

solde213

solde min290

nbre de transaction mensuelle13

nbre jours en débiteurs3

nbre de transaction débiteurs1

Total de Crédit897

nbre de transaction créditeurs12

Total de débit789

revenue net782

revenue de base671

max transaction781

solde max790

☒ Solde +

☐ Solde-

Valider

Acceuil

ID000763

Initialiser

mardi 21 octobre 2014

Client

Comportement

historique

credit

Ancienneté23

☒ Risqué chèque

nbre de crédit BNA1

nbre de crédit BCT0

encours des anciens crédit1267

encours de crédit actuel213

Impayé0

règlement anticipé (encours)0

règlement anticipé (RETENUE)0

Valider



ID 000763

Initialiser

mardi 21 octobre 2014

Client Comportement historique **credit**

montant décidé	12000	TMM	4,94
montant sollicité	13000	Taux	4
capacité réelle	234	autofinancement	0
capacité théorique	219	cout INV	0
cote théorique	13425	cout de l'objet de crédit	0
crédit possible	14526	valeur de garantie	0
durée	60	☒ Avis	☒ Assurance vie
objet de crédit		☒ Garantie d'usage	☒ cession delegation
		☐ Contrat de pret	☒ Domiciliation salaire
Date contrat	mercredi 4 février 2009	mercredi 12 février 2014	☐ Hypothèque
☐ statut	Date Impayé	mardi 21 octobre 2014	
Survie	60		

Valider