HEC MONTRÉAL

Projet supervisé 06-004-08

Le stress testing du risque de crédit appliqué au portefeuille de clients de Finéa Maroc

Par : Mohamed Othmane Belmamoun
11095029

Directeur de projet :
M. Georges Dionne

Janvier 2014

A) Table des matières :

I) Introduction : 4
1) Mise en contexte et présentation de l'entreprise : 4
1-1 Mise en contexte : 4
1-2 Présentation de Finéa : 4
2) Objectifs : 5
3) Plan de travail du rapport : 6

II) Revue de la littérature : 7
1) La modélisation du risque de crédit : 7
1-1 Les modèles structurels : 8
1-2 Les modèles à forme réduite : 9
1-3 Les modèles hybrides : 9
2) Les approches du stress testing : 9

III) Les données : 12
1) Les données Finéa : 12
1-1 L'âge : 12
1-2 Le défaut : 13
1-3 Le score **:** 15
1-4 La garantie : 18
1-5 L'exposition : 18
1-6 La perte en cas de défaut : 18
2) Les données macroéconomiques : 19

IV) Le modèle : 20
1) La distribution de PD : 20
2) La distribution d'EAD : 21
3) La distribution de LGD : 21

V) Les résultats : 23
1) Estimation du modèle Logit (PD) : 23
2) Estimation du modèle Tobit (LGD) : 25
3) Le modèle VAR : 25
3-1 Stationnarité et ordre d'intégration des variables macroéconomiques : 25
3-2 Détermination du nombre de retards : 26
3-3 Prévision des variables macroéconomiques : 26

VI) Simulation des pertes : 28

VII) Conclusion : 30
1) Résumé : 30
2) Limites et recommandations : 30

Bibliographie: 32

Annexes : 34

B) Liste des figures :

Figure 1 Évolution des défauts par trimestre 15
Figure 2 Évolution de la fréquence des défauts par trimestre 15
Figure 3 Répartition des prêts par cote de crédit en nombre de prêts 17
Figure 4 Répartition des prêts par cote de crédit en montants accordés 17
Figure 5 Taux de défaut par cote de crédit ..... .18
Figure 6 Évolution du LGD 19
Figure 7 Évolution des prédictions des probabilités de défaut des modèles 24

C) Liste des tableaux :

Tableau 1 Nombre et fréquence de défauts par trimestre 14
Tableau 2 Caractéristiques des variables macroéconomiques 19
Tableau 3 Corrélations entre les variables 23
Tableau 4 Prévisions des valeurs macroéconomiques (situation normale) 27
Tableau 5 Prévisions des valeurs macroéconomiques (scénario récession) 27
Tableau 6 Prévisions des valeurs macroéconomiques (scénario crise de chômage). 27

D) Liste des annexes :

Annexe 1 Grille de notation Finéa et exemple de procédure de notation 34
Annexe 2 Régressions Logit multi-périodes (PD) 36
Annexe 3 Régression Tobit (LGD) 38
Annexe 4 Tests de stationnarité de Dickey-Fuller et de Phillips-Perron 38
Annexe 5 Tests de stabilité du modèle VAR 41

I) Introduction :

À travers ce rapport de stage je vais tout d'abord présenter l'entreprise au sein de laquelle j'ai effectué mon stage de fin d'études, sa mission et le mandat qui m'a été donné.
Dans un second temps, j'élaborerai plus en détail le déroulement des différentes étapes du projet : la collecte des données, la construction du modèle et enfin les résultats obtenus et leur analyse et interprétation.

1) Mise en contexte et présentation de l'entreprise :

1-1 Mise en contexte :

Suite à la directive du gouverneur de **Bank Al-Maghrib** (la Banque Centrale Marocaine), datée de Mai 2010 relative à la pratique des stress tests par les établissements de crédit du pays, les banques et les institutions financières marocaines ont été obligées d'intégrer les stress tests parmi leurs dispositifs de gouvernance et de gestion des risques. Cette décision de la banque centrale marocaine vise par ailleurs à respecter les principes du comité de Bâle (Mai 2009), sur la mise en œuvre des saines pratiques notamment en matière des stress tests et du rôle des banques centrales dans la supervision de la réalisation des stress tests par les établissements de crédit.

Considérée par le régulateur comme étant une institution financière, **Finéa** a donc dû se soumettre à la directive de **Bank-Al-Maghrib** et mettre en place un programme de stress test.

La responsabilité de mener ce programme a été confiée au pôle engagement de l'entreprise département risques de crédit, département dont la responsable est : Mlle Nezha Bahloul (encadrante de mon stage de fin d'études).

C'est ainsi, et dans le cadre de mon stage de fin d'études, que j'ai été affecté au département risques de crédit sous la supervision de Mlle Nezha Bahloul, avec le mandat de réaliser le premier programme de stress test de Finéa.

1-2 Présentation de Finéa :

Filiale de la caisse de dépôt et de gestion marocaine la (**CDG**), **Finéa** est une entreprise de 50 employés crée en 1950 et ayant pour but d'accompagner le développement des entreprises marocaines en général, les PME et les très petites entreprises en particulier.
Sa mission principale est de faciliter l'accès des très petites, petites et moyennes entreprises au financement bancaire. Elle intervient donc en octroyant une garantie intégrale aux

banques pour le financement des entreprises sous forme d'avance sur marchés et cautions au profit des entreprises titulaires de marchés publics et parapublics[1].

Finéa intervient ainsi auprès de banques partenaires pour débloquer soit : des cautions administratives obligatoires aux entreprises pour soumissionner à des marchés de l'état, ou encore des crédits de préfinancement (sous forme de ligne de crédit en général) qui permettent d'alléger la trésorerie d'entreprises engagées dans des marchés de l'état (projets de construction ou autres projets commandés par l'administration marocaine).

La particularité de ces projets d'investissement pour les entreprises vient de la période de temps qui peut séparer la réalisation du projet par l'entreprise et la collecte des montants facturés. Cette période peut s'étaler sur plusieurs mois ce qui constitue un grand handicap pour des entreprises dont les fonds de roulement sont très limités.

Finéa permet donc à ses clients d'entreprises un accès au financement en apportant une garantie pour que les banques accordent leur financement, ce qui permet aux entreprises clientes de Finéa de survivre et continuer leurs opérations sans avoir à se soucier du recouvrement des dettes.

Le processus suivi par Finéa avant d'approuver un dossier de crédit est similaire à celui d'une banque. Il inclut une analyse de crédit complète avec une notation de crédit (système de notation interne) pour toutes les entreprises qui présentent une demande de crédit. Une fois le crédit accordé un nantissement des marchés obtenus par l'entreprise est demandé. Ce nantissement constitue une garantie pour Finéa qui devient la seule autorité ayant le droit de collecter les montants facturés par les entreprises à l'administration publique pour la réalisation des projets pour lesquels elles ont été contractées.

Finéa possède un capital de 120 millions de dirhams soit environ 15 millions de dollars. À titre d'exemple l'entreprise a accordé un montant total de 4000 millions de dirhams de financement lors de l'année 2012[2].

2) Objectifs :

L'objectif principal de ce projet est de réaliser un stress test pour le risque de crédit sur un échantillon de clients de Finéa.

[1] http://www.finea.ma/index.php/metiers/mission

[2] http://www.cdg.ma/fr/metiers-et-filiales/finance-et-assurance/18-autres/29-finea

[2] http://www.cdg.ma/fr/metiers-et-filiales/finance-et-assurance/18-autres/29-finea
[3] Rapport de la banque de France : « Stress tests sur les systèmes bancaires / les origines

Mais avant de pouvoir réaliser le stress test il a fallu développer un modèle de stress testing appliqué au risque de crédit du portefeuille de Finéa, étant donné que c'est le premier programme de stress test conduit par l'entreprise. Pour ce faire nous avions besoin des différentes données concernant les prêts accordés par l'entreprise dans le passé afin de déterminer les variables à retenir pour la construction de notre modèle.

L'entreprise ne disposant pas d'une base de données nous avons donc du redéfinir nos objectifs. La création d'une base de données était devenue le premier objectif pour notre projet. Une fois la base de données construite nous avons pu revenir à notre objectif principal à savoir le développement d'un modèle de stress testing, ainsi que la réalisation d'un stress test sur un échantillon de clients.

Des méthodes statistiques ont été utilisées pour parvenir à l'estimation d'un modèle, toutes ces méthodes seront étudiées plus loin dans ce rapport.

3) Plan de travail du rapport :

Le rapport sera présenté comme suit : Définition du stress testing dans un premier temps, suivi d'une revue de la littérature sur la modélisation du risque de crédit et sur les différentes approches du stress testing. Nous présenterons ensuite les données utilisées pour développer notre modèle. Le modèle sera présenté en détail dans la section suivante, puis les résultats de l'étude, avant de conclure avec un court résumé de l'étude, une analyse des limites de notre étude et des recommandations.

Les tableaux des différentes régressions et des résultats des tests effectués suivent la bibliographie dans la section 'Annexes'.

II) Revue de la littérature :

« Depuis le début de la dernière crise économique, les stress tests ont progressivement pris une place prépondérante dans la gamme des outils à disposition des superviseurs (les banques centrales).La crise a en effet rappelé l'importance d'anticiper les nouveaux risques et la nécessité de les analyser »[3].

Les stress tests sont donc des exercices qui consistent à simuler des conditions économiques et financières extrêmes mais plausibles, afin de vérifier le degré de résistance d'une institution financière et mesurer sa capacité à faire face à une conjoncture économique difficile.

Selon les accords de Bâle les trois types de risques, à prendre en considération sont : le risque opérationnel, le risque de marché et le risque de crédit qui représente à lui seul environ 70% du risque total des institutions financières.

Pour les fins de ce projet nous allons nous intéresser exclusivement au risque de crédit.
La première partie de la revue de la littérature sera ainsi consacrée au risque de crédit et sa modélisation. Nous discuterons ensuite dans une deuxième partie des approches de stress testing.

1) La modélisation du risque de crédit :

Le risque de crédit se définit comme la probabilité qu'un emprunteur soit dans l'incapacité de faire face au remboursement du crédit octroyé par une institution financière.[4]
Le risque de crédit comporte trois composantes : la dégradation de la qualité de crédit, le risque de défaut et l'incertitude sur le montant à récupérer en cas de défaut.
Contrairement au risque de marché où l'on considère que les rendements suivent une loi normale, pour le risque de crédit supposer la normalité reviendrait à le sous-estimer.

Le fondement de la modélisation du risque de crédit prend son origine dans la formule suivante :

$$L_{i,k,t} = PD_{i,k,t} * LGD_{i,k,t} * EAD_{i,k,t}$$

L : le montant de la perte anticipée.

---

[3] Rapport de la banque de France : « Stress tests sur les systèmes bancaire et les organes d'assurance en France » Janvier 2011.
[4] http://www.trader-finance.fr/lexique-finance/definition-lettre-R/Risque-de-credit.html

PD : la probabilité de défaut de l'emprunteur.
LGD : le taux de perte en cas de défaut.
EAD : l'exposition au risque au moment du défaut.

En fait la perte probable sur un prêt (i) d'une catégorie de crédit (k) est le produit de trois éléments à savoir : la probabilité de faire défaut, le montant dû au moment du défaut (t) et la proportion non récupérée en cas de défaut.

Selon la littérature on peut dire que : PD est la composante la plus importante pour la modélisation du risque de crédit, EAD est souvent assimilée à une loi normale et LGD est considérée aléatoire généralement approchée par une loi Bêta.

Il existe deux grandes familles de modèles théoriques d'évaluation du risque de crédit : Les modèles structurels et les modèles à forme réduite. On peut aussi parler d'un troisième genre de modèles, les modèles hybrides qui sont un mélange des deux approches précitées.

1-1 Les modèles structurels :

Initiée par Merton (1974), l'approche structurelle est basée sur la modélisation de l'évolution du bilan de l'entreprise. L'entreprise est considérée en cessation de paiement dans cette approche quand la valeur de ses actifs ne suffit plus pour rembourser sa dette. On suppose que la valeur des actifs de l'entreprise est aléatoire. L'entreprise est considérée en défaut si la valeur de ses actifs est en dessous d'un certain seuil (la valeur faciale de la dette). Arrivée à ce seuil la valeur nette de l'entreprise est nulle, car la valeur de sa dette est supérieure à la valeur de ses actifs. Dans le cas contraire c'est à dire si la valeur des actifs est en dessus du seuil, on considère que l'entreprise est capable de faire face à ses obligations et sa valeur nette est la différence entre ses actifs et sa dette. On peut de ce fait assimiler l'emprunteur à un détenteur d'une option d'achat sur ses propres actifs, option dont le prix d'exercice est égal à sa dette.

Les modèles structurels sont très utilisés dans la pratique. À titre d'exemple Moody's KMV a développé une offre de services financiers basés sur l'approche structurelle[5].

[5] Modélisation du risque de crédit, David KURTZ2 & Thomas B. PIGNARD, Université Paris 7 -Université Paris 1.

1-2 Les modèles à forme réduite :

Dans cette approche on considère que le défaut est dû au hasard il est donc imprévisible. Le défaut est un évènement qui suit un processus stochastique appelé : « intensité d'arrivée ou taux de hasard ». Ces modèles sont souvent utilisés pour l'évaluation des produits dérivés de crédit. Ils ont plusieurs modèles de base dont on peut citer les modèles mono-factoriels et les modèles multifactoriels, où Longstaff et Schwarz (1995).

1-3 Les modèles hybrides :

Composés d'un mélange des modèles structurels et des modèles à forme réduite, Zhou (1997) a été le l'un des premiers à développer ce genre d'approche en insérant un processus de saut au modèle structurel. Madan et Unal (1999) ont quant à eux proposé de calibrer les modèles stochastiques par les informations comptables.

Avec l'équipe de gestion des risques de l'entreprise nous avons pensé qu'une modélisation de type notation (scoring) serait plus appropriée au portefeuille de Finéa, car l'entreprise possède déjà un système de notation interne que l'on pourra utiliser pour développer le modèle. Aussi de par la nature des prêts consentis et leur horizon à court terme.

Signalons aussi et avant de conclure la partie sur la modélisation du risque de crédit, que selon Altman et Saunders (1998) il existe au moins quatre approches méthodologiques pour évaluer le risque de crédit soit : l'analyse discriminante, la régression linéaire, Logit et Probit. Ils confirment également que la régression logistique est parmi les méthodes les plus utilisées.

2) Les approches du stress testing :

Le stress testing est un outil très important de gestion des risques utilisé par les institutions financières, les banques centrales et les organismes de régulation, permettant de mesurer la vulnérabilité d'une institution financière ou d'un système financier à des chocs macroéconomiques inhabituels mais plausibles.
On peut distinguer deux niveaux d'application des stress tests :

- Une application micro qui se focalise sur les impacts au niveau d'une seule institution financière, généralement conduite par un groupe bancaire sous la supervision de la banque centrale.
- Une application au niveau macro qui fait référence à l'impact sur l'ensemble d'un système bancaire ou encore sur une région géographique, généralement conduite par les banques centrales ou autres organes de régulation.

Dans un examen approfondi des méthodes macroéconomiques de stress testing, Sorge (2004) distingue deux approches générales du stress testing, une approche 'piecewise' ou par morceaux et une approche intégrée. L'approche piecewise évalue la vulnérabilité à des facteurs de risque individuels. Elle implique généralement l'estimation de l'impact d'un choc macroéconomique sur une seule mesure de la solidité financière. L'approche intégrée quant à elle vise à évaluer la sensibilité à de multiples facteurs de risques. Elle tente ainsi de modéliser l'impact d'un choc macroéconomique sur plusieurs risques à la fois (risque de crédit et risque de marché par exemple).

Pour ce qui est des méthodes utilisées pour la modélisation dans ces approches, Sorge (2004) parle de deux options de modélisation principales pour chacune des deux approches. Pour l'approche piecewise l'utilisation de séries temporelles ou de données en panel d'un côté et des modèles à forme réduite d'un autre côté. Pour l'approche intégrée Sorge cite l'utilisation des modèles de risque macroéconomique à la Wilson (1997) et des modèles micro-structurels à la Merton (1974).Toujours dans le même document, l'auteur fait également ressortir les avantages et les inconvénients de l'utilisation de chacune des approches.
Antonella Foglia (2008) dans une enquête sur les approches du stress testing utilisées par les banques centrales, nous fait remarquer que les banques centrales ont acquis beaucoup d'expertise dans la modélisation durant les dernières années. Elle souligne aussi la complexité de la modélisation et de l'organisation des stress tests au niveau macro. Une opération qui implique un certain nombre d'étapes. Une première étape consiste à élaborer un scénario de stress macro, cohérant et compatible avec le modèle macroéconomique en vigueur. Une deuxième étape ou l'on applique des modèles satellites pour mesurer le risque de crédit et enfin une troisième étape qui vise à évaluer les pertes en vertu des scénarios de stress.

Avant de passer à la prochaine partie du rapport, nous revenons au modèle de Wilson (1997) étant donné que nous avons choisi d'utiliser ce dernier comme base pour l'accomplissement de notre projet de stress testing. Le modèle de base de Wilson (1997 a,b) repose sur un système de trois équations :

$$(1) : P_{i,t} = \text{Logit}\,(-Y_{i,t})$$

$$(2) : Y_{i,t} = B_{i,0} + B_{i,1} X_{1,t} + B_{i,2} X_{2,t} + \ldots + B_{i,m} X_{n,t} + e_{i,t}$$

$$(3) : X_{k,t} = \alpha_{0,k} + \alpha_{1,k} X_{k,t-1} + \alpha_{2,k} X_{k,t-2} + \ldots + \alpha_{p,k} X_{k,t-p} + v_{k,t}$$

La première équation modélise la relation entre le taux de défaut $P_{i,t,}$ et la notion d'indice de crédit $Y_{i,t}$ qui est défini comme l'inverse de la fonction logistique. La deuxième équation montre que cet indice de crédit est fonction d'un ensemble de facteurs macroéconomiques

$X_{n,t}$. La troisième équation écrit chacun des facteurs macroéconomiques sous forme autorégressive uni-variée d'ordre p.

Avec i= 1, …, n catégories de crédit, k= 1, …, m facteurs économiques.

Signalons que ce modèle vise à analyser le risque de crédit pour l'ensemble de l'économie étudiée et non pour une seule institution financière (comme dans notre mandat). Afin de pouvoir l'utiliser nous devons donc considérer que notre institution est suffisamment grande pour que sa clientèle soit affectée par les conditions économiques observées durant les stress tests[6].

[6] Mémoire de maitrise HEC, Samir Saissi Hassani Juillet 2007 « Modélisation du stress testing du risque de crédit appliqué à un portefeuille de prêts aux particulier »

III) Les données :

Comme nous l'avons déjà précisé dans la section introduction du rapport, nous avons été confrontés à un problème au niveau de l'existence d'une base de données contenant l'ensemble des prêts que l'entreprise Finéa a consenti lors des dernières années. Il a donc fallu rediriger notre recherche vers la collecte des données nécessaires pour la construction d'une base de données capable de nous permettre de construire notre modèle de stress testing.

Notre base de données comporte deux types de données : des données propres à Finéa et des données macroéconomiques. Nous avons pu construire une base de données incluant les informations sur les prêts d'une période de deux ans et 3 mois (2011, 2012 et le 1er trimestre de 2013) ce qui représente un total de 309 prêts et 218 entreprises. Nous sommes conscients que ce nombre d'observations n'est pas suffisant pour construire un modèle robuste, mais avons choisi de continuer le projet avec ce nombre pour essayer de créer la base d'un travail qui pourrait être amélioré dans le futur par l'entreprise en incluant d'avantages d'observations.

Les données macroéconomiques s'étalent sur une période de 8 ans allant du deuxième trimestre 2006 au premier trimestre 2013. Elles ont été collectées à partir des rapports annuels de la banque centrale marocaine (BAM) et des rapports trimestriels du haut-commissariat au plan marocain le (HCP). Le choix des variables macroéconomiques sera expliqué plus tard dans le rapport.

- ✓ Les variables propres à Finéa sont : l'âge du premier contact de l'entreprise, le défaut, le score donné par Finéa à chaque entreprise, l'existence d'une garantie de prêt, le montant de la garantie, l'exposition et la perte en cas de défaut
- ✓ Les variables macroéconomiques candidates sont : Le PIB, l'inflation, le taux de chômage, et le taux d'épargne des ménages marocains.

1) Les données Finéa :

Nous allons présenter ici chaque variable faisant partie de la base de données.

1-1 L'âge :

Vu la particularité du portefeuille étudié nous avons choisi d'utiliser l'âge d'entrée en relation de chaque entreprise avec Finéa au lieu d'utiliser l'âge du prêt lui-même. Nous avons pensé que la date d'entrée en relation nous donnerait une meilleure indication sur la relation qu'il y a entre le défaut et l'âge, surtout pour un portefeuille où les prêts sont tous

d'une échéance ne dépassant pas un an. Nous avons donc pris la date d'entrée en relation avec chaque entreprise (c'est à dire la date de la 1ère fois où un prêt a été consenti à l'entreprise) et calculé la période qui sépare cette date à la date de l'accord d'approbation du prêt, pour ainsi en faire l'âge de la relation entre chaque entreprise et Finéa. À titre d'exemple si une entreprise est entrée en relation avec Finéa le 1er Janvier 2006 et le prêt lui a été accordé le 1er Janvier 2011 l'âge est égal à 5ans. Les données de l'âge ont ensuite été converties en données trimestrielles vu que les données macroéconomiques sont trimestrielles.

1-2 Le défaut :

Le défaut est une variable binaire prenant 1 si on considère que l'entreprise à fait défaut durant la période de l'étude et passe à 0 si il n'y a pas eu défaut de la part de l'entreprise durant cette période. Pour la plupart des banques et institutions financières on considère qu'une entreprise est en défaut de paiement si l'entreprise n'arrive pas à faire face à ses obligations sur une période de trois mois consécutifs. Encore une fois, vu la particularité du portefeuille de Finéa, si nous avions décidé de prendre cette définition pour désigner les entreprises en défaut, toutes les entreprises de notre échantillon seraient considérées en défaut de paiement. Nous avons donc dû avec l'équipe du département de risques trouver une définition du défaut qui convient mieux à un portefeuille de clients constitué de PME et de très petites entreprises. Pour ce faire nous avons utilisé un tableau d'alertes qu'utilisait déjà le département pour faire le suivi auprès de ses clients. Nous avons donc décidé de considérer une entreprise en défaut, chaque fois qu'une des alertes suivantes a été rencontrée lors de la durée de vie du prêt :

Risque
Arrêt du marché octroyé à l'entreprise par l'administration publique
Retard de paiement d'ADC (attestation de droits constatés)
Paiement direct (paiement envoyé à l'entreprise ayant effectué les travaux et non à Finéa comme l'exige l'accord de nantissement signé)
Vente aux enchères de l'entreprise
Résiliation du marché octroyé par l'administration publique
Problème de déroulement du marché (cadence des travaux, manque de matériels, manque d'effectifs)
ADC non conforme
Préfinancement en retard de relais et ou de paiement
ADC en retard de relais et/ou de paiement
Mise en demeure de la société
ADC falsifiée

Non-paiement d'ADC
Mise en jeu de caution
Saisie exécutoire de l'entreprise
Saisie conservatoire de l'entreprise
Redressement judiciaire de l'entreprise
Liquidation judiciaire de l'entreprise
Saisie arrêt
ATD (Avis à tiers détenteur)
Décès du propriétaire gérant
Cession des parts
Décès de la caution
Désengagement de la caution
Opposition au paiement
Autres incidents (vol, catastrophe naturelles, incendie)

Ainsi et selon notre définition du défaut nous avons pu constater 38 défauts sur les 309 prêts faisant partie de notre échantillon soit un pourcentage d'environ 12,3 %. Un pourcentage qui peut être considéré comme très faible en comparaison avec les taux moyens de défaut affichés par les banques marocaines. En effet une moyenne d'environ 30% à été enregistrée durant la dernière décennie chez les banques, selon les rapports de la banque centrale marocaine.

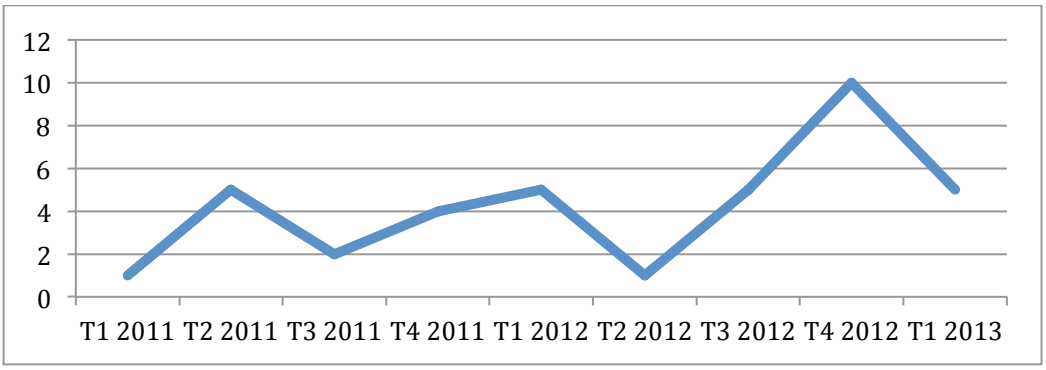
Le tableau 1 représente le nombre de défauts par trimestre ainsi que leur fréquence par rapport au nombre de prêts accordés par trimestre.

- Tableau 1 : Nombre et fréquence de défauts par trimestre

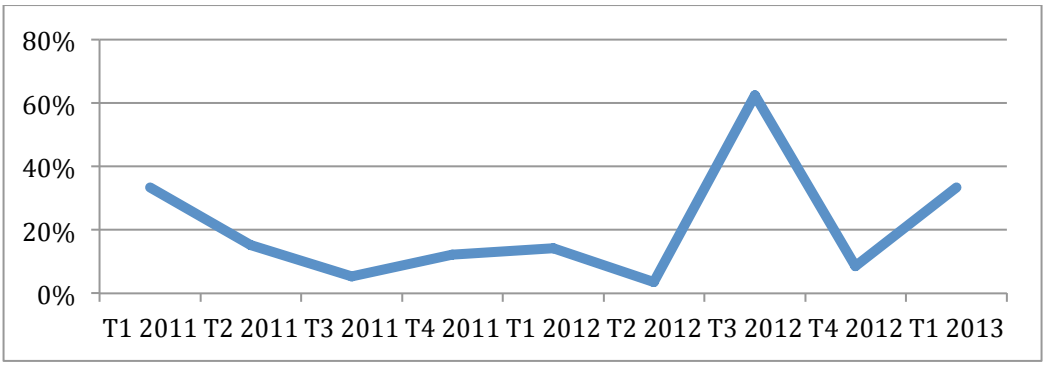
Période	Défaut	Nombre de prêts	Fréquence défauts
T1 2011	1	3	33%
T2 2011	5	33	15%
T3 2011	2	37	5%
T4 2011	4	33	12%
T1 2012	5	35	14%
T2 2012	1	28	4%
T3 2012	5	8	63%
T4 2012	10	117	9%
T1 2013	5	15	33%
Total	38	309	12,298%

La figure 1 montre l'évolution des défauts par trimestre dans notre échantillon et la figure2 montre l'évolution de la fréquence des défauts par trimestre.

- Figure 1 : Évolution des défauts par trimestre



- Figure 2 : Évolution de la fréquence des défauts par trimestre



1-3 Le score :

Finéa possède un système de notation interne lui permettant de calculer une cote de risque pour chaque entreprise qui présente une demande de financement. Le système de notation interne a été développé en partenariat avec le cabinet de consultation **Mazars.** Le processus de notation développé prend en considération deux aspects de chaque entreprise :

- Le profil opérationnel qui tient compte de : la qualité et de la diversité des actifs et des activités de l'entreprise, l'intensité concurrentielle et le potentiel du secteur dans lequel évolue l'entreprise, l'expérience des gestionnaires et de l'entreprise dans son domaine, et les antécédents de l'entreprise.
- Le profil financier de l'entreprise qui vise à mesurer : la rentabilité, la taille, la structure financière, les flux de trésorerie, les ratios de rotation de chaque

entreprise et le score Conan et Holder qui est un benchmark utilisé pour la notation des entreprises.

La notation de chaque entreprise par l'analyste se fait donc en deux étapes. La 1ère étape est de décerner une note profil opérationnel. Durant cette étape l'analyste va se baser sur son jugement et son expertise pour arriver à une note profil opérationnel de l'entreprise. Dans la 2ème étape l'analyste fait appel aux éléments des états financiers de l'entreprise pour calculer les différents ratios permettant de délivrer une note profil financier. Les deux notes sont par la suite mises ensemble pour obtenir la note finale de chaque entreprise. Le poids donné à chacune des notes dans le score final est de 50%.
Un exemple de procédure de notation et une grille de notation de Finéa sont présentés dans l'annexe 1 de ce document.

À noter que le nouveau système de notation interne de Finéa n'est entré en vigueur qu'à partir du début de l'année 2013. Nous ne disposions donc pas d'une note pour l'ensemble des prêts de notre échantillon pour les années 2011 et 2012. Pour résoudre ce problème nous avons dû utiliser le nouveau système de notation et faire la notation du reste de notre échantillon soit pour 294 dossiers de crédit.

Nous avons par la suite transformé le système de notation qui est sous forme de lettres, à un système sous forme de chiffres pour pouvoir l'utiliser dans notre modèle.

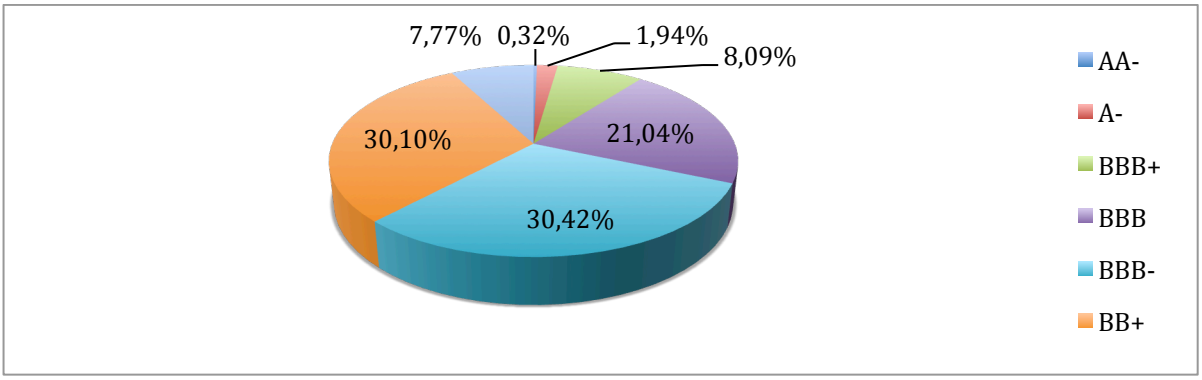
La grille utilisée est la suivante :

AAA	1
AA+	2
AA	3
AA-	4
A+	5
A	6
A-	7
BBB+	8
BBB	9
BBB-	10
BB+	11
BB	12
BB-	13
B+	14
B	15
B-	16
CCC+	17

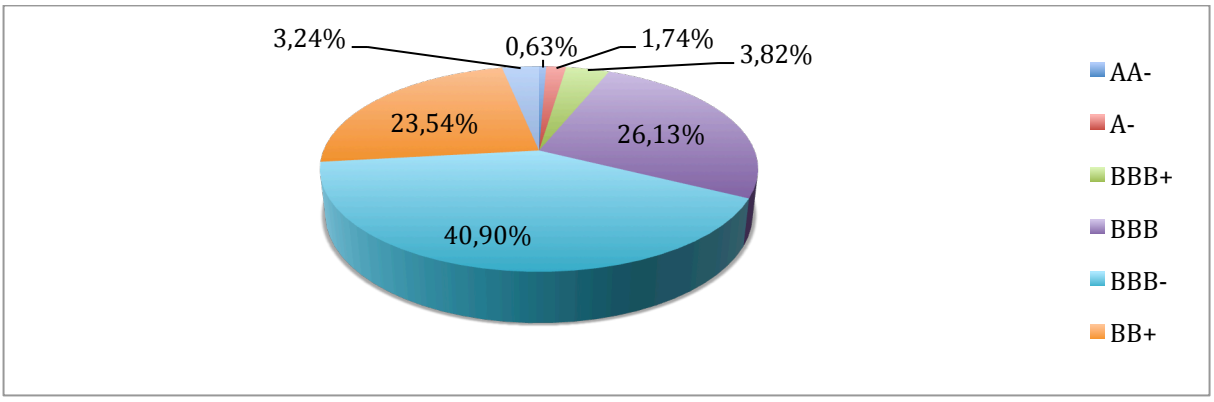
CCC	18
CCC-	19

La figure 3 représente la répartition des prêts par cote de crédit par rapport au nombre total de prêts de l'échantillon. La figure 4 représente la répartition des prêts par cote de crédit par rapport aux montants accordés.

- Figure 3 : Répartition des prêts par cote de crédit en nombre de prêts



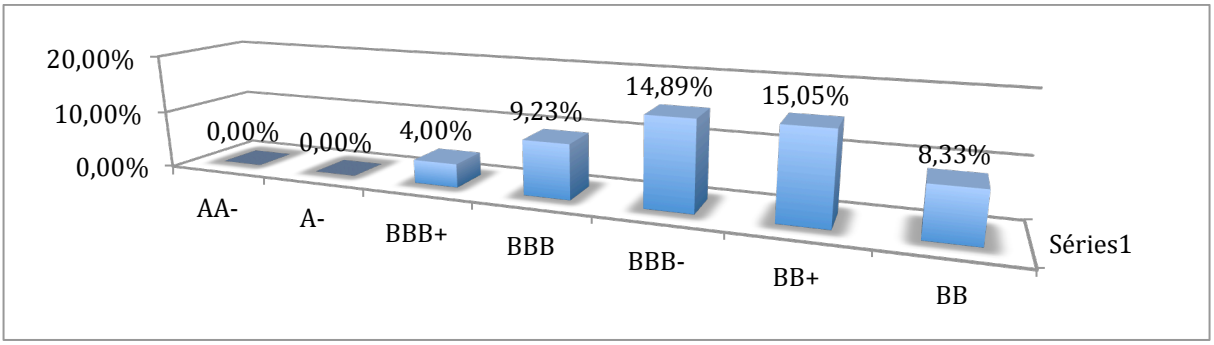
- Figure 4 : Répartition des prêts par cote de crédit en montants accordés



On remarque que quasiment 75% des prêts et des montants accordés le sont pour des risques se situant entre BBB- et A-, des catégories de risque qui sont considérées comme bon à très bon risque. Cela pourrait expliquer les faibles taux de défauts enregistrés chez Finéa.

La figure 5 suivante représente les taux de défaut par cote de crédit enregistrés dans notre échantillon.

❖ Figure 5 : Taux de défaut par cote de crédit



On voit très bien que le taux de défaut est plus élevé pour les cotes de crédit les plus risquées à une exception près.

1-4 La garantie :

La garantie représente le bien appartenant à l'entreprise ou à son propriétaire, donné comme caution hypothécaire à la Finéa pour l'obtention du financement demandé. La variable garantie est binaire elle prend 0 si Finéa n'a reçu aucune caution de la part de l'entreprise, 1 sinon.

Pour ce qui est de la valeur finale de la garantie elle représente 50% de la valeur du bien mis en hypothèque par l'entreprise, tous les frais de saisi du bien ont donc été pris en considération pour le calcul du montant final que Finéa recevrait en cas d'utilisation de son droit sur les biens mis en hypothèque.

1-5 L'exposition :

L'exposition de Finéa sur l'ensemble de son portefeuille est de 50%, ainsi que le montant de l'exposition pour chacune des entreprises du portefeuille calculé comme étant 50% du montant accordé en prêt (montant des cautions administratives + montant du préfinancement).

1-6 La perte en cas de défaut :

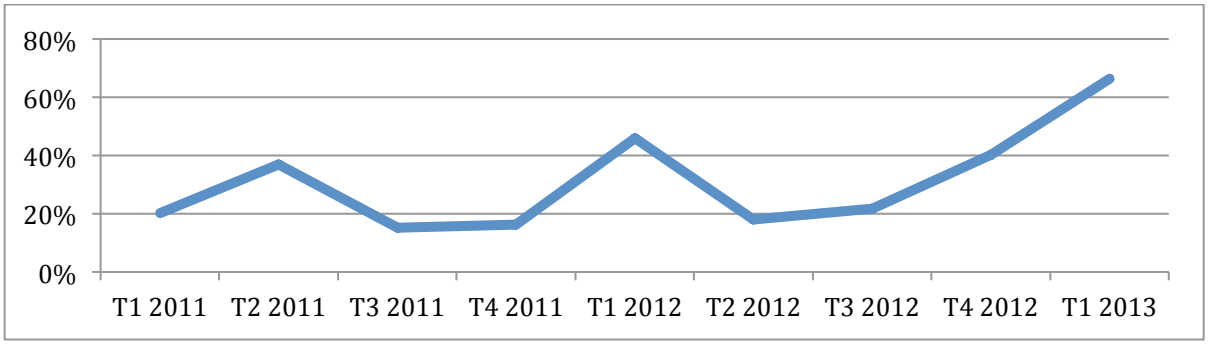
La perte en cas de défaut a été calculée en utilisant la formule suivante :

LGD= Le montant impayé/ Le montant de l'exposition

Le montant impayé étant le montant pour lequel l'entreprise à fait défaut moins le montant de la garantie. Nous n'avons pas pris en considération l'effort de recouvrement

car nous n'avions aucune information sur les montants récupérés par Finéa en cas de défaut.
La figure 6 montre l'évolution du LGD dans le temps.

❖ Figure 6 : Évolution du LGD



On voit que durant les derniers trimestres la tendance du LGD est à la hausse. On peut expliquer cela par une baisse des garanties exigées ce qui augmente considérablement le montant impayé et donc le LGD.

2) Les données macroéconomiques :

Concernant les facteurs macroéconomiques ce qui nous intéresse pour notre projet de stress testing, c'est de mesurer les variations des différents variables et non de savoir leur valeur.

Pour ce faire nous avons pris chacune des variables macroéconomiques en différence première. Nous les avons respectivement nommées: dPIB, dInflation, dChômage et dÉpargne.

Le tableau 2 en présente les caractéristiques principales.

❖ Tableau 2 : Caractéristiques des variables macroéconomiques :

Variable	Moyenne	Médiane	Écart-type
dPIB (en millions de Dhs)	2571,22	2458,5	4231,47
dinflation (en %)	-0,004	0,1	0,37
dchômage (en%)	0,06	-0,1	1,04
dépargne (en millions de Dhs)	1913,19	1903	411,76

IV) Le modèle :

Comme nous l'avons mentionné dans la section revue de la littérature, l'équation de base pour la modélisation du risque de crédit est la suivante :

$$L_{i,k,t} = PD_{i,k,t} * LGD_{i,k,t} * EAD_{i,k,t.}$$

Notre but ultime est donc la modélisation du L qui est le produit des trois distributions PD, LGD et EAD. Nous allons donc traiter chaque distribution de notre équation à part.

1) La distribution de PD :

Pour modéliser la distribution de PD nous avons choisi de nous référer au mémoire de maitrise HEC de Samir Saissi Hassani (2007), où il prend le modèle de Wilson (1997 a,b) comme base théorique et l'adapte à un portefeuille de prêts aux particuliers d'une banque canadienne. Pour notre cas, l'application se fera à un portefeuille de prêts à des très petites entreprises et à des PME.

Avant de voir les étapes suivies par l'auteur pour la modélisation de la PD, rappelons que le modèle de Wilson s'écrit sous la forme d'un système à trois équations :

$$(1) : P_{i,t} = \text{Logit}\,(-Y_{i,t})$$
$$(2) : Y_{i,t} = B_{i,0} + B_{i,1} X_{1,t} + B_{i,2} X_{2,t} + \ldots + B_{i,m} X_{n,t} + e_{i,t}$$
$$(3) : X_{k,t} = \alpha_{0,k} + \alpha_{1,k} X_{k,t-1} + \alpha_{2,k} X_{k,t-2} + \ldots + \alpha_{p,k} X_{k,t-p} + v_{k,t}$$

Dans son mémoire, Samir Saissi Hassani (2007) suggère de traiter ce système d'équations en deux sous-systèmes. Le premier sous-système contient les équations (1) et (2) qui sont regroupées ensemble et le deuxième sous système est constitué de l'équation (3), une équation par facteur pour former un système VAR(p) au lieu d'un ensemble d'équations AR(p).

Après regroupement des deux premières équations on obtient l'équation suivante :

$$P_{i,t} = \text{Logit}\,(-(B_{i,0} + B_{i,1} X_{1,t} + B_{i,2} X_{2,t} + \ldots + B_{i,m} X_{n,t} + e_{i,t})).$$

À partir de cela nous obtenons la forme finale de notre équation pour PD :

$$PD_{i,t} = \text{Logit}\,(B_0 + B_1 Age_{i,t} + B_2 \text{ facteurs spécifiques}_i + B_3 Macros_t).$$

$PD_{i,t}$ est une variable dichotomique qui prend 1 en cas de défaut et 0 sinon. L'âge a été introduit pour essayer de capter l'effet de l'âge du premier contact avec l'entreprise sur la probabilité de défaut. La variable âge est modélisée en polynôme d'ordre 2 dans notre cas. Les facteurs spécifiques sont là pour caractériser le risque spécifique de chaque entreprise du portefeuille. Le score donné par Finéa sera utilisé pour capter cet effet, car il

contient à notre avis la majorité des composantes du risque spécifique de l'entreprise. Macros contient l'ensemble des variables macroéconomiques pertinentes susceptibles d'expliquer l'état de défaut.

L'autre partie du modèle à savoir, la modélisation en VAR(p), nous permettra à la fois de calculer les prédictions hors échantillon des variables macroéconomiques et de simuler l'impact d'un choc exercé à une ou plusieurs variables à la fois sur l'ensemble des variables macroéconomiques.

Samir Saissi Hassani (2007), explique son choix d'un système VAR(p) plutôt qu'un ensemble d'équations AR(P) par deux avantages qu'offre un VAR(p) : « il modélise explicitement les interactions entre les facteurs macroéconomiques et permet d'obtenir une matrice des variances-covariances d'une façon directe après l'estimation du VAR(p) ». Le modèle VAR sera présenté en détail dans la section résultats de notre rapport.

Pour les prédictions des signes attendus pour chaque variable suite à notre régression, on s'attend à un signe positif pour l'âge (plus la relation entre l'entreprise et Finéa est de longue date plus il y a de possibilités que celle-ci fasse défaut), un signe positif pour le score plus le score est élevé (l'entreprise représente un mauvais risque) plus il y a de chances de faire défaut, un signe négatif pour la variation du PIB (il devrait avoir moins de défauts lorsque la conjoncture économique est bonne), un signe positif pour la variation de l'inflation (une mauvaise conjoncture économique avec une hausse de l'inflation devrait augmenter les défauts), un signe positif pour la variation du chômage (une hausse du chômage voudrait dire une instabilité économique et donc une hausse des défauts) et un signe négatif pour la variation de l'épargne (lorsque l'épargne augmente cela veut dire qu'il y a plus de capacité de faire face au paiement et moins de possibilités de faire défaut).

2) La distribution d'EAD :

Dans la plupart des études antérieures le EAD est considéré comme étant le solde du prêt au moment du calcul. Nous allons faire de même pour notre modèle et prendre le solde de chacun des prêts comme exposition. Pour Finéa cela représente 50% des montants accordés.

3) La distribution de LGD :

Pour la distribution de LGD, nous l'avons conditionnée à la probabilité de défaut observée dans notre échantillon de prêts.

Lorsque PD=1 (si défaut) nous observons le LGD*(le prêt fera partie de l'échantillon pour modéliser le LGD). Lorsque PD=0 (pas de défaut) nous n'observons pas le LGD* (le prêt ne fera pas partie de l'échantillon pour modéliser le LGD).

LGD^*_i étant la perte conditionnelle au défaut observée dans notre échantillon de prêts.

Le LGD est modélisé sous forme d'un Tobit avec :

$LGD_i = LGD^*_i$ si $PD_i = 1$ (si défaut)

Dans notre modèle Tobit, le LGD est la variable dépendante.

À signaler une nouvelle variable qui n'a pas été utilisée pour la distribution de PD a été introduite pour le LGD, à savoir la variable garantie avec le but de savoir si la présence d'une garantie permet en effet de réduire la perte de l'institution s'il y a défaut.
Nous pensons que les prédictions des signes pour le LGD ne devraient pas être très différents des prédictions pour PD, car les conditions expliquant une hausse de la probabilité de défaut devraient aussi expliquer la hausse des pertes conditionnelles au défaut. Pour le signe de la variable garantie on s'attend à ce qu'il soit négatif, car la présence d'une garantie devrait diminuer le LGD (la présence d'une garantie réduirait la perte finale subie).

V) Les résultats :

Toutes les régressions effectuées dans cette partie ont été réalisées en utilisant le logiciel Stata. Rappelons aussi que les variables macroéconomiques ont toutes été utilisées en différence première.

1) Estimation du modèle Logit (PD) :

Commençons par la corrélation entre les variables explicatives que nous avons choisies pour expliquer le défaut. Le tableau 3 représente les corrélations entre ces variables :

- Tableau 3: Corrélations entre les variables

```
. correlate AGE SCORE dPIB dInflation dChômage dEpargne
(obs=309)
```

	AGE	SCORE	dPIB	dInfla~n	dChômage	dEpargne
AGE	1.0000					
SCORE	-0.0291	1.0000				
dPIB	0.0456	-0.0195	1.0000			
dInflation	0.0192	-0.0221	0.4402	1.0000		
dChômage	0.0175	0.0832	-0.4456	-0.7744	1.0000	
dEpargne	0.0359	0.0728	0.1340	0.1939	0.2458	1.0000

Les deux seules variables qui nous semblent fortement corrélées sont le chômage et l'inflation. Nous avons quand même décidé de garder les deux variables et de prendre une décision finale après avoir effectué nos régressions.

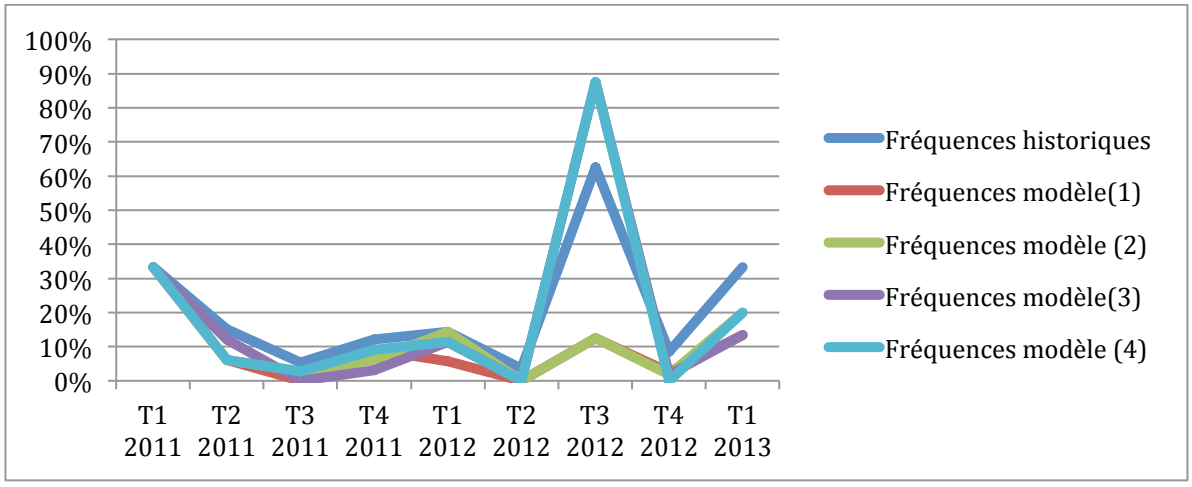
En tout nous avons étudié quatre différentes possibilités avant de choisir le modèle avec le meilleur pouvoir de prédiction. Les tableaux avec les résultats des régressions Logit multi-périodes effectuées afin d'arriver à notre modèle final sont présentés dans l'annexe 2 du rapport.

Le modèle 1 ne contient aucune variable macroéconomique. Il est seulement constitué des variables explicatives propres à l'entreprise (le score et l'âge). Ce modèle nous permet de confirmer que les deux variables sont significatives. L'âge est très significative. Les signes obtenus pour le score et l'âge sont conformes aux attentes ils sont tous les deux positif. Nous confirmons donc que plus le score est grand (moins bonne la qualité de crédit) plus il y a possibilité de faire défaut et que plus la relation avec une entreprise est longue plus il y a possibilité de faire défaut.

Dans les modèles suivants nous avons rajouté et retiré des variables macroéconomiques au fur et à mesure que nous avancions. Pour le modèle 2 nous avons rajouté une première variable macroéconomique : le chômage, vu son importance dans notre exercice de simulation d'une crise de chômage et son effet sur notre portefeuille de prêts. Nous avons pu confirmer que le chômage est une variable significative avec un signe positif comme nous l'avions prédit. Mais la variable score devient non significative à un degré de confiance de 5% sa valeur (p) passe de 3,5% pour le modèle 1 à 6,2% pour le modèle 2, son signe reste inchangé par contre. L'âge est toujours fortement significatif et positif. Dans le troisième modèle nous avons rajouté deux variables à la fois : l'inflation et l'épargne. L'inflation est non significative en présence du chômage. Rappelons que ces deux variables sont fortement corrélées. Nous décidons donc de laisser de côté la variable inflation pour notre modèle final. La variable épargne est quant à elle significative mais négative. Nous n'arrivons donc pas à confirmer nos prédictions pour le signe de la variable épargne. Il reste à signaler que la variable score redevient significative dans le modèle 3. Le quatrième modèle proposé comporte une variable de plus le PIB (vu son importance dans la simulation d'une récession) et une variable de moins l'inflation que nous avons décidé de supprimer après les résultats de l'analyse de corrélation et du modèle 3. Le PIB est positif mais non significatif. Le score redevient significatif dans ce modèle et garde un signe positif. Enfin toutes les autres variables restent significatives et avec le même signe que lors des précédents modèles.

Afin de pouvoir juger du pouvoir prédictif de nos modèles, nous avons effectué une comparaison entre les fréquences de défaut historiques que nous avons pu collecter dans notre échantillon de prêts et les fréquences de défaut prédites par chacun des modèles. Les prédictions ont été obtenues en utilisant la commande 'predict ' dans le logiciel Stata. La figure 7 présente leur évolution dans le temps.

❖ Figure 7 : Évolution des prédictions des probabilités de défaut des modèles



La Figure 7 vient confirmer notre préférence pour le modèle 4 comme modèle final pour la modélisation de la probabilité de défaut. On voit très bien que le modèle 4 suit très bien la tendance des défauts historiques. Nous pensons que c'est le meilleur modèle des quatre. Même si la variable PIB est non significative dans ce modèle nous décidons de la garder vu son importance pour la suite de notre projet de stress testing (simulation d'une récession).

2) Estimation du modèle Tobit (LGD) :

Le tableau avec les résultats de la régression Tobit est présenté dans l'annexe 3 du rapport. Les variables âge et score ne sont pas significatives. La perte conditionnelle au défaut ne dépend donc ni de la longivité de la relation avec l'entreprise, ni de la notation interne. À part la variable épargne qui est siginficative au seuil de 10%, toutes les variables macroéconomiques ne sont pas significatives.On peut donc dire que les variables qui affectent la probabilité de défaut n'ont aucun effet sur le LGD. Finalement nous trouvons que la variable garantie est significative à un seuil de 10% et avec le bon signe prédit (négatif). Ce qui nous permet de confirmer que la présence d'une garantie aide à réduire la perte finale de l'institution.

La régression Tobit a été réalisée avec seulement 38 observations (le nombre de défauts dont nous disposions). Nous pensons que les résultats auraient pu être beaucoup plus significatifs avec un échantillon de plus grande taille.

3) Le modèle VAR :

Avant de procéder à l'élaboration du modèle VAR, nous avons d'abord fait une analyse de l'évolution de la variation de chacune des variables macroéconomiques candidates retenues.

3-1 Stationnarité et ordre d'intégration des variables macroéconomiques :

Pour cette partie de l'étude nous avons utilisé les tests de Dickey-Fuller (1979) et de Phillips-Perron (1987, 1988), pour s'assurer de la stationnarité des variables macroéconomiques. Les résultats des différents tests effectués sont présentés dans l'annexe 4 du rapport.
Les variables dPIB, dInflation et dChômage sont stationnaires selon les tests effectués. Leurs statistiques t sont inférieures au seuil critique de 5% et même à celui de 1%, ce qui nous permet de rejeter l'hypothèse nulle d'existence de racine unitaire pour ces variables.
La variable dÉpargne est non stationnaire. Sa statistique t est supérieure au seuil critique. Nous lui appliquons la différence seconde afin de déterminer son ordre d'intégration.

En effectuant les tests de Dickey-Fuller et Phillips-Perron sur ddÉpargne, on trouve que la variable devient stationnaire. Nous décidons donc d'arrêter les tests après avoir obtenu la stationnarité pour toutes les variables.

3-2 Détermination du nombre de retards :

Notre objectif ici est d'essayer de déterminer l'ordre de notre modèle VAR comprenant les quatre variables : dPIB, dInflation, dChômage et ddÉpargne.
La fonction : « selection order criteria » pour les modèles VAR sur le logiciel Stata, nous indique qu'il faudrait s'arrêter à un nombre de retards de deux.

Selection-order criteria
Sample: **2007q2 - 2013q1** Number of obs = **24**

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	**3.23731**				**.000013**	**.063557**	**.115647**	**.2599**
1	**32.4641**	**58.454**	**16**	**0.000**	**4.3e-06**	**-1.03868**	**-.778227***	**-.056964***
2	**50.81**	**36.692***	**16**	**0.002**	**4.0e-06***	**-1.23417***	**-.765361**	**.532913**

Nous avons donc décidé de prendre une valeur p=2 correspondante à un VAR(2).

3-3 Prévision des variables macroéconomiques :

Après avoir estimé notre modèle VAR(2), nous avons pu obtenir les prévisions des variables macroéconomiques pour les quatre périodes suivantes. La date de notre dernière observation était le premier trimestre de 2013. La commande : « fcast compute, step(t) » ((t) étant le nombre de périodes à prévoir) a été utlisée. Elle permet d'obtenir les prévisions à la suite d'une estimation du modèle VAR.

Nous avons fait cela pour trois séries :
La première série contient les variables macroéconomiques sous des conditions normales (aucun choc n'est administré à la fin du premier trimestre de 2013). La deuxième série contient les prévisions des variables macroéconomiques suite à un choc subi par le PIB lors du dernier trimestre de 2013. Ce choc qui représente un scénario de récession économique est de l'ordre de quatre écarts types appliqué à la variation du PIB. Les chocs utilisés pour les stress tests dans la littérature varient entre 3 et 6 écarts-types. Nous avons choisi de mener l'étude avec un choc de quatre écarts-types.

Enfin la troisième série contient les prévisions des variables macroéconomiques suite à un choc subi par le chômage lors du dernier trimestre de 2013. Ce choc qui représente un scénario de crise de chômage est de l'ordre de quatre écarts types appliqué à la variation du chômage. Les chocs utilisés pour les stress tests dans la littérature varient entre 3 et 6

écarts-types. Nous avons choisi de mener l'étude avec un choc de quatre écarts-types comme pour le choc sur le PIB.

Les tableaux 4, 5 et 6 présentent les résultats obtenus pour chaque scénario.

- Tableau 4 : Prévisions des valeurs macroéconomiques (situation normale)

	dPIB	dInflation	dChômage	dÉpargne
T2 2013	0,2603	-0,1301	-0,8881	0,2086
T3 2013	-0,1228	-0,1721	0,5332	0,1825
T4 2013	0,4215	0,0104	-0,5759	0,1814
T1 2014	0,3235	-0,0386	0,3302	0,1860

- Tableau 5 : Prévisions des valeurs macroéconomiques (scénario récession)

	dPIB	dInflation	dChômage	dÉpargne
T2 2013	4,5299	0,8881	-1,7887	0,2603
T3 2013	8,2196	-0,9507	-0,0840	0,1354
T4 2013	-6,1654	-0,8560	1,5411	0,1513
T1 2014	-7,6005	1,1198	-0,3708	0,2359

- Tableau 6 : Prévisions des valeurs macroéconomiques (scénario crise de chômage)

	dPIB	dInflation	dChômage	dÉpargne
T2 2013	0,25206	-0,34130	-2,32449	0,21468
T3 2013	-0,40226	-0,40702	1,69571	0,18659
T4 2013	0,72501	0,00282	-2,05090	0,16861
T1 2014	0,11007	-0,11196	1,59959	0,16992

Avant de conclure cette partie nous voulons signaler que les tests du « Roots of the companion matrix et celui de Eigenvalue stability condition », pour la stabilité du modèle VAR ont été effectués et confirment la stabilité de notre modèle VAR. Ils sont présentés dans l'annexe 5 du document.

VI) Simulation des pertes :

Pour le traitement de la simulation des pertes nous aurions aimé faire appel aux techniques de simulation Monte Carlo, avec le développement d'un programme capable d'exécuter la simulation de tous les éléments dont nous avons besoin, pour calculer l'esperance de la perte pour chaque scénario de stress testing. Mais malheureusement vu notre manque d'expérience en logiciel de programmation et aussi le manque de temps nous avons dû trouver un autre moyen pour faire nos simulation. Nous allons essayer à travers cette section d'expliquer la démarche suivie pour l'obtention des pertes.

Maintenant que nous avons obtenu tous les éléments nécessaires à notre simulation des pertes, nous pouvons commencer à la mettre en œuvre. Avant de faire cela nous devons d'abord faire l'hypothèse que notre échantillon est représentatif de la composition réelle du portefeuille global de Finéa et que la composition du portefeuille ne change pas dans le temps (il contient le même nombre de prêts).

Rappelons aussi que l'équation pour le calcul de l'espérance de la perte (Loss) est la suivante :

$$L = PD * LGD * EAD$$

Nous avons donc besoin des trois éléments (PD, LGD et EAD) pour chacun des prêts de notre échantillon.

La première étape de notre calcul commence par la génération de n valeurs possibles de LGD pour chaque prêt, le calcul a été fait par une simulation construite sur Excel. Où nous ajoutons un bruit blanc normal à chacun des prêts (nous avons utilisé l'écart-type sigma issu de l'estimation Tobit et la moyenne historique des LGD pour générer cette distribution).

Le résultat est un vecteur n de LGD. Nous prenons par la suite la moyenne des n valeurs simulées pour chaque prêt que nous utiliserons pour le calcul du L (perte) pour chaque prêt. Le EAD pour chaque prêt a été fixé au solde du prêt au moment de nos calculs. Enfin pour la PD, à défaut de pouvoir l'obtenir par simulation pour les raisons que nous avons cité au début de cette section, nous avons dû procéder en prenant des hypothèses pour chacun des scénarios sous étude (scénario normal, scénario de récession et scénario de crise de chômage). La première hypothèse concerne le scénario normal où nous supposons que les probabilités de défaut restent inchangées si les conditions macroéconomiques ne subissent aucun choc. Elles seront les mêmes que celles que nous avons dans notre échantillon (38 défauts). La deuxième hypothèse concerne les scénarios de récession et celui de crise de chômage. Nous avons supposé ici qu'à la suite des chocs macroéconomiques subis par chacune des variables macroéconomiques (PIB et Chômage)

toutes les entreprises avec un score de crédit inférieur ou égal à 12 feront défaut. Nous obtenons alors 60 défauts probables ce qui représente une évolution d'environ 58% du défaut en cas de récession où de crise de chômage. Après avoir obtenu les trois éléments dont nous avions besoin, nous calculons une perte simulée pour chacun des prêts de notre échantillon. À noter que cette perte a été calculée à la fin du premier trimestre de l'année 2014. La perte calculée à la première étape est ensuite utilisée dans la deuxième étape où nous calculons m pertes probables du portefeuille par simulation.

Nous avons fixé n et m respectivement à 6000 et 7000 itérations.

À la suite de nos calculs nous obtenons un montant de pertes qui s'élève à 80,06 millions de Dirhams si les conditions macroéconomique restent normales jusqu'à la fin de premier trimestre de 2014, une perte de 98,9 millions de Dirhams en cas de récession économique et une perte de 98,92 millions de Dirhams dans le cas d'une crise de chômage. Comparées aux pertes historiques de notre échantillon qui ont été de 79,5 millions de Dirhams, l'évolution des pertes si l'un des scénarios (rcession ou crise de chômage) se produisait est de l'ordre de 24,4%. Il est clair que ce chiffre nous parait assez grand surtout pour une entreprise dont le capital est de 120 millions. Les pertes potentielles en cas de crise majeure représenteraient environ 82,4% du capital de Finéa. Nous ne pouvons cependant pas nous prononcer quant à la survie de l'entreprise, car nous ne disposons pas d'un chiffre pour le montant de pertes maximales que l'entreprise pourrait supporter. Nous pensons d'ailleurs que le développement d'une méthode de calcul de la valeur à risque (VaR) devrait faire partie des priorités de Finéa dans un futur très proche.

Reste à souligner et avant de conclure cette partie que d'après notre courte expérience au sein de l'entreprise, l'une des choses qui serait à améliorer afin de réduire le montant des pertes serait d'exiger d'avantages de garanties aux entreprises qui désirent se financer auprès de Finéa. Cette conclusion est supportée par notre analyse statistique du LGD.

VII) Conclusion :

1) Résumé :

Nous avons pû au bout de ce stage qui a duré trois mois et demi au sein de l'entreprise Finéa, atteindre l'objectif principal de notre mandat. En effet nous sommes arrivés à effectuer le premier stress testing sur un échantillon de prêts de Finéa. Au-delà des résultats obtenus par notre stress testing, nous avons pu développer un modèle propre à l'entreprise qui pourrait servir comme base par l'équipe de gestion des risques pour arriver à effectuer leurs rapports de stress testing, des rapports qui font désormais partie des exigences de la banque centrale marocaine pour la gestion des risques des institutions financières.

Certes nous avons dû dévier de notre objectif principal durant une grande partie de notre stage, afin de pouvoir construire une base de données complète qui pourrait être utilisée par l'entreprise pour des études futures (back testing du modèle de notation interne par exemple). Mais nous avons tout de même pu construire notre modèle.

Le modèle développé propose une évaluation du risque de défaut, en se basant sur des variables caractérisant le risque spécifique de chaque entreprise (le score) et des variables macroéconomiques permettant de lier le risque de défaut à la conjoncture économique du pays. Nous sommes parvenu à trouver que pour la probabilité de défaut, deux de nos variables macroéconomiques (le chômage et l'épargne) sont significatives. Les deux autres (Le PIB et l'inflation) ne le sont pas. On trouve aussi que le score qui représente la partie risque spécifique dans le modèle est significatif. Pour le LGD nous trouvons que parmi les variables macroéconomique seule la variable épargne est siginficative. Le résultat le plus important trouvé pour le LGD reste la significativité de la variable 'garantie' .
Ce résultat nous a permis après les simulations effectuées dans la dernière partie de l'étude, de constater que Finéa devrait peut être exiger plus de garanties pour accorder du financement.

Les modèles Logit et Tobit ont été utilisés afin de faire nos estimations, comme lors de la plupart des projets de stress testing.

2) Limites et recommandations :

La première limite qui nous vient à l'esprit pour notre projet est celle de la taille de l'échantillon utilisé. Notre échantillon final était composé de 309 prêts, un chiffre très petit si on le compare aux études similaires qui ont des échantillons qui varient entre 10000 et 20000 observations. Mais la taille de Finéa ne permet pas d'avoir d'avantage

d'observations surtout que les données ne sont disponibles que sur deux ans. Si on était capable de réunir les données pour les 10 à 15 dernières années cela aurait permis de bâtir un meilleur modèle, un modèle plus robuste. De ce fait je recommanderais la construction d'une base de données par l'entreprise afin de pouvoir améliorer la qualité des projets menés et d'avoir accès à plus d'informations sur l'évolution de ces projets en fonction des cycles économiques.

Une autre limite se situe au niveau de la simulation des pertes. Nous aurions préféré faire cette partie en développant un programme capable de faire la simulation des LGD et des PD. Malheureusement à cause de nos limites en programmation et par manque de temps nous avons dû nous contenter d'une simulation des LGD et des PD basées sur des hypothèses.
Nous pensons aussi que le modèle développé aurait pu être testé d'avantage avec des tests de Wald par exemple.

L'utilisation de la valeur à risque aurait pû nous donner une meilleure indication sur la signification des résultats obtenus par la simulation des pertes. Nous ne pouvons pas conclure quant à la survie de l'entreprise car on ne dispose pas d'un seuil critique de pertes pouvant être supportées. Nous recommandons donc le développement d'une méthode interne pour le calcul de la valeur à risque.

Bibliographie:

Altman Edouard I et Saunders Anthony (1998): 'Credit risk measurement : Developments over the last 20 years' , Journal of Banking & Finance, no 21, 1998, pp 1721-1742.

Assouan Steve (2012): 'Stress testing a retail loan portfolio: an error correction model approach', The Journal of Risk Model Validation (3-25) Volume 6/ Number 1, spring 2012.

Autorité de Contrôle Prudentiel (ACP) (2013) : 'Stress test sur le système bancaire et les organismes d'assurance en France', Banque de France n 11- Janvier 2013.

Bernhardesen Eivind et Dyre Syversten Bjorne (2009): 'Stress Testing the Enterprise Sector's Bank Debt: A Micro Approach', International Journal of Central Banking, September 2009.

Blanchard Chloé (2008) : 'Utilisation de la méthode affine pour l'évaluation du risque de crédit. Comparaison avec les méthodes classiques', Rapport de stage Université Louis Pasteur Strasbourg (2008).

Bouvrette Jean-Charles (2006) : 'Procédure de simulation de crise pour la détermination des fonds propres associés au portefeuille de crédit d'une institution financière québécoise', mémoire de maitrise HEC Montréal, Septembre 2006.

Brailovsky Javier (2008) : 'Modèle de risque de Crédit à la Consommation : Étude du rôle de l'économie dans la probabilité de défaut', mémoire de maitrise Université du Québec À Montréal, Décembre 2008.

Choi Ka-Fai, Fong Pak-Wing et Wong Jim Hock-Yuen (2008): 'A framework for stress-testing banks credit risk', The Journal of Risk Model Validation (3-23) Volume2/Numer1, spring 2008.

Coleman Anthony, Esho Neil, Sellathurai Ilanko et Thavabalan Niruba (2005): 'Stress Testing Housing Loan Portfolios: A Regulatory Case Study', Basel Committee on Banking Supervision Conference Vienna April 2005.

Dickey David A et Fuller Wayne (1979): 'Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root', Journal of the American Statistical Association 74 (366), pp 427-431.

Directive du Gouverneur de Bank Al-Maghrib n 2/G/10 du 3 Mai 2010 Relative à la pratique des stress tests par les banques.

Document interne de la Finéa (2012) : 'Mise en place d'un système de notation interne'.

Drehmann Mathias (2008): 'Stress tests: Objectives, challenges and modelling choices', Economic Review 2/2008.

Foglia Antonella (2009): 'Stress testing Credit Risk: A Survey of Authorities Approaches', International Journal of Central Banking, September 2009.

Kurtz David et Pignard Thomas B : 'Modélisation du risque de crédit' rapport de stage DEA de statistique et Modèles aléatoires en économie et finance Université Paris.

Lee Judy et Wee Lieng-Seng (1999): 'Integrating Stress Testing with Risk Management', Bank Accounting & Finance, spring 1999.

Longstaff Francis A et Shwartz Eduardo S (1995): 'A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt', The Journal of Finance, vol 50 , no 3, pp 789-819.

Madan Dilip et Unal Haluk (1999): ' A Two-Factor Hazard-Rate Model for Pricing Risky Debt and the Term Structure of Credit Spreads', Journal of Financial and Quantitative Analysis, vol 35, no 1, (March 2000), pp 43-65.

Merton Robert C (1974): 'On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates', Journal of Finance, vol 29, May 1974, pp 449-470.

Petrescu Angela Madalina (2007) : 'Évaluation des risques des prêts bancaires', mémoire de maitrise HEC Montréal, Septembre 2007.

Phillips Peter C B et Perron Pierre (1988) : 'Testing for a Unit Root in Time Series Regression', Biometrika , 75, pp 335-346.

Saissi Hassani Samir (2007) : 'Modélisation du stress testing du risque de crédit appliqué à un portefeuille de prêts aux particuliers', mémoire de maitrise HEC Montréal, Juillet 2007.

Sorge Marco (2004) : ' Stress-testing Financial Systems : An Overview of current Methodologies', BIS Working Papers no 165, Monetary and Economic Departement , December 2004.

Van den End Jan Willem (2009): 'Liquidity Stress-Tester A model for stress-testing banks liquidity risk', February 2009.

Wilson Thomas C (1997a): 'Portfolio Credit Risk (I) ', Risk Magazine, vol 10, issue 9, pp 111-117.

Wilson Thomas C (1997b): 'Portfolio Credit Risk (II) ', Risk Magazine, vol 10, issue 10, pp 56-61.

Zhou Chunsheng (1997): 'A Jump-Diffusion Approach to Modeling Credit Risk and Valuing Defaultable Securities', Federal Reserve Board, March 1997.

Annexes :

Annexe 1 : Grille de notation de Finéa et exemple de procédure de notation

Pour des raisons de confidentialité, l’annexe 1 (pages 34 et 35) n’est pas présentée.

Annexe 2 : Régressions Logit multi-périodes (PD)

Modèle Logit 1 :

```
. logit PD AGE AGE2 SCORE

Iteration 0:   log likelihood = -115.19998
Iteration 1:   log likelihood = -105.28416
Iteration 2:   log likelihood = -101.18393
Iteration 3:   log likelihood = -100.86176
Iteration 4:   log likelihood = -100.86008
Iteration 5:   log likelihood = -100.86008

Logistic regression                             Number of obs     =        309
                                                LR chi2(3)        =      28.68
                                                Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -100.86008                     Pseudo R2         =     0.1245
```

PD	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
AGE	.1178283	.0340953	3.46	0.001	.0510027	.1846539
AGE2	-.0011988	.0005103	-2.35	0.019	-.0021991	-.0001986
SCORE	.3705721	.1755639	2.11	0.035	.0264732	.714671
_cons	-6.67149	1.882513	-3.54	0.000	-10.36115	-2.981833

Modèle Logit 2 :

```
. logit PD AGE AGE2 SCORE dChômage

Iteration 0:   log likelihood = -115.19998
Iteration 1:   log likelihood = -102.14256
Iteration 2:   log likelihood =  -97.67607
Iteration 3:   log likelihood =  -97.39789
Iteration 4:   log likelihood = -97.397108
Iteration 5:   log likelihood = -97.397108

Logistic regression                             Number of obs     =        309
                                                LR chi2(4)        =      35.61
                                                Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -97.397108                     Pseudo R2         =     0.1545
```

PD	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
AGE	.1153569	.0347251	3.32	0.001	.0472971	.1834168
AGE2	-.0011453	.0005212	-2.20	0.028	-.0021667	-.0001238
SCORE	.3315077	.1778584	1.86	0.062	-.0170884	.6801038
dChômage	.5525125	.2107311	2.62	0.009	.1394871	.965538
_cons	-6.208881	1.897588	-3.27	0.001	-9.928085	-2.489678

Modèle Logit 3 :

```
. logit PD AGE AGE2 SCORE dInflation dChômage dEpargne

Iteration 0:   log likelihood = -115.19998
Iteration 1:   log likelihood = -99.962659
Iteration 2:   log likelihood = -93.922064
Iteration 3:   log likelihood = -93.332867
Iteration 4:   log likelihood = -93.330618
Iteration 5:   log likelihood = -93.330618

Logistic regression                             Number of obs     =        309
                                                LR chi2(6)        =      43.74
                                                Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -93.330618                     Pseudo R2         =     0.1898
```

PD	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
AGE	.1252932	.0365125	3.43	0.001	.05373	.1968563
AGE2	-.0012967	.0005457	-2.38	0.017	-.0023663	-.0002271
SCORE	.3712353	.1867276	1.99	0.047	.005256	.7372146
dInflation	3.880679	2.440141	1.59	0.112	-.90191	8.663268
dChômage	1.172969	.4440337	2.64	0.008	.3026788	2.043259
dEpargne	-.0017016	.0006306	-2.70	0.007	-.0029376	-.0004657
_cons	-3.086575	2.290345	-1.35	0.178	-7.575568	1.402419

Modèle Logit 4 :

```
. logit PD AGE AGE2 SCORE dPIB dChômage dEpargne

Iteration 0:   log likelihood = -115.19998
Iteration 1:   log likelihood = -99.619584
Iteration 2:   log likelihood = -94.455114
Iteration 3:   log likelihood = -94.120421
Iteration 4:   log likelihood = -94.118132
Iteration 5:   log likelihood = -94.118132

Logistic regression                             Number of obs     =        309
                                                LR chi2(6)        =      42.16
                                                Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -94.118132                     Pseudo R2         =     0.1830
```

PD	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
AGE	.1163243	.0362872	3.21	0.001	.0452028	.1874459
AGE2	-.0011539	.0005472	-2.11	0.035	-.0022263	-.0000814
SCORE	.3636514	.1854375	1.96	0.050	.0002006	.7271023
dPIB	.0000612	.000057	1.07	0.283	-.0000504	.0001728
dChômage	.7047923	.2341857	3.01	0.003	.2457968	1.163788
dEpargne	-.0014547	.0005925	-2.46	0.014	-.002616	-.0002934
_cons	-3.162112	2.257471	-1.40	0.161	-7.586674	1.26245

Annexe 3 : Régression Tobit (LGD)

```
. tobit LGD Age Score Garantie dChômage dÉpargne dPIB, ll

Tobit regression                                  Number of obs   =         38
                                                  LR chi2(6)      =       9.65
                                                  Prob > chi2     =     0.1400
Log likelihood =  -37.60873                       Pseudo R2       =     0.1137

------------------------------------------------------------------------------
         LGD |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
         Age |  -.0024357    .022432    -0.11   0.914    -.0481282    .0432567
       Score |   .1451291   .1210016     1.20   0.239    -.1013431    .3916014
    Garantie |  -.4259523   .2449461    -1.74   0.092    -.9248912    .0729865
   dChômage |  -.1130992    .144085    -0.78   0.438    -.4065907    .1803923
   dÉpargne |   .0006304   .0003333     1.89   0.068    -.0000485    .0013092
       dPIB |  -9.30e-06   .0000409    -0.23   0.821    -.0000926     .000074
      _cons |  -2.117577   1.519209    -1.39   0.173    -5.212104    .9769506
-------------+----------------------------------------------------------------
      /sigma |   .6744866   .0882183                      .4947919    .8541814
------------------------------------------------------------------------------

  Obs. summary:          7  left-censored observations at LGD<=0
                        31     uncensored observations
                         0 right-censored observations
```

Annexe 4 : Tests de stationnarité de Dickey-Fuller et de Phillips-Perron

1) Test de Dickey-Fuller dPIB:

```
Augmented Dickey-Fuller test for unit root        Number of obs   =        24

                                 ---------- Interpolated Dickey-Fuller ----------
                    Test         1% Critical       5% Critical     10% Critical
                  Statistic           Value             Value           Value
------------------------------------------------------------------------------
 Z(t)            -3.960            -3.750            -3.000          -2.630
------------------------------------------------------------------------------

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0016
```

2) Test de Phillips-Perron dPIB :

```
Phillips-Perron test for unit root                Number of obs   =        26
                                                  Newey-West lags =        10

                                 ---------- Interpolated Dickey-Fuller ----------
                    Test         1% Critical       5% Critical     10% Critical
                  Statistic           Value             Value           Value
------------------------------------------------------------------------------
 Z(rho)          -29.063           -17.268           -12.532         -10.220
 Z(t)            -10.974            -3.743            -2.997          -2.629
------------------------------------------------------------------------------

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000
```

3) Test de Dickey-Fuller dInflation:

Augmented Dickey–Fuller test for unit root Number of obs = **24**

	Test Statistic	Interpolated Dickey–Fuller 1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	**–4.014**	**–3.750**	**–3.000**	**–2.630**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0013**

4) Test de Phillips-Perron dInflation :

Phillips–Perron test for unit root Number of obs = **26**
Newey–West lags = **10**

	Test Statistic	Interpolated Dickey–Fuller 1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(rho)	**–16.174**	**–17.268**	**–12.532**	**–10.220**
Z(t)	**–3.468**	**–3.743**	**–2.997**	**–2.629**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0089**

5) Test de Dickey-Fuller dChômage :

Augmented Dickey–Fuller test for unit root Number of obs = **23**

	Test Statistic	Interpolated Dickey–Fuller 1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	**–5.475**	**–3.750**	**–3.000**	**–2.630**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0000**

6) Test de Phillips-Perron dChômage :

Phillips–Perron test for unit root Number of obs = **26**
Newey–West lags = **10**

	Test Statistic	Interpolated Dickey–Fuller 1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(rho)	**–34.702**	**–17.268**	**–12.532**	**–10.220**
Z(t)	**–19.911**	**–3.743**	**–2.997**	**–2.629**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0000**

7) Test de Dickey-Fuller dÉpargne :

Augmented Dickey–Fuller test for unit root — Number of obs = **24**

	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
		Interpolated Dickey–Fuller		
Z(t)	**−1.357**	**−3.750**	**−3.000**	**−2.630**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.6026**

8) Test de Dickey-Fuller ddÉpargne :

Augmented Dickey–Fuller test for unit root — Number of obs = **23**

	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
		Interpolated Dickey–Fuller		
Z(t)	**−4.559**	**−3.750**	**−3.000**	**−2.630**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0002**

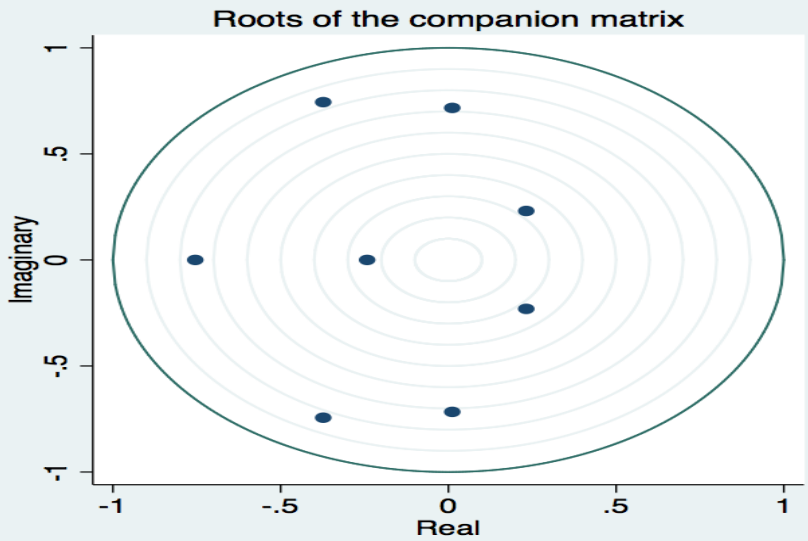
9) Test de Phillips-Perron ddÉpargne :

Phillips–Perron test for unit root — Number of obs = **25**; Newey–West lags = **10**

	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
		Interpolated Dickey–Fuller		
Z(rho)	**−19.281**	**−17.200**	**−12.500**	**−10.200**
Z(t)	**−9.801**	**−3.750**	**−3.000**	**−2.630**

MacKinnon approximate p–value for Z(t) = **0.0000**

Annexe 5 : Tests de stabilité du modèle VAR



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.3729553 + .744045*i*	.832285
-.3729553 - .744045*i*	.832285
-.7545268	.754527
.01174981 + .7167034*i*	.7168
.01174981 - .7167034*i*	.7168
.2322082 + .2308682*i*	.327446
.2322082 - .2308682*i*	.327446
-.2421404	.24214

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.