

Le rôle du cycle réel dans la modélisation de la défaillance d'entreprises

Abdikarim FOUAD ALI : doctorant à l'Université de Nantes

Enseignant-assistant à l'Université de Djibouti

abdikarim.fouad-ali@etu.univ-nantes.fr

abdikarim_fouad_ali@univ.edu.dj

Résumé : Malgré l'abondance de la littérature sur la modélisation du risque de défaillance, relativement peu des recherches ont été consacrées à l'étude de l'effet d'un renversement des phases du cycle réel sur la performance des modèles de défaillance d'entreprise. Dans cet article, nous nous proposons d'analyser précisément la façon dont la capacité prédictive des modèles de défaillance se trouve affectée lorsqu'ils sont testés dans un environnement économique stressé, structurellement différent de celui dans lequel ils ont été calibrés. Autrement dit, est-il nécessaire d'ajuster les modèles de défaillance aux changements structurels intervenus dans l'environnement macroéconomique? Pour répondre à cette interrogation, nous avons calibré dans un premier temps deux classes de modèles de défaillance à partir d'un échantillon de PME françaises : (1) des modèles estimés en période de crise et (2) des modèles estimés en période post-crise. Dans un second temps, nous avons comparé la performance *out-of-sample* de ces deux classes de modèles. Nos résultats montrent que la performance des modèles de défaillance est affectée de manière significative lorsqu'ils sont mis à l'épreuve dans un environnement économique structurellement différent de celui dans lequel ils ont été calibrés. Nous suggérons également quelques pistes de réflexion pour améliorer la prise en compte des phases du cycle dans l'estimation des modèles de prévision de la faillite d'entreprise.

Codes JEL : E44, G21, O16

Mots-clés : cycle économique, crise financière, défaillance, risque de crédit

I. Introduction

L'accroissement de la taille des entreprises en échec ainsi que leurs coûts socio-économiques¹ rappellent la nécessité d'anticiper la faillite. Une riche littérature couvrant trois champs de recherche s'est développée autour de ce sujet. Il s'agit des contributions s'interrogeant sur (i) l'aspect théorique du processus de la faillite (Santomero et Vinso, 1977 ; Wilcox, 1971), (ii) sur l'identification des variables prédictives de l'échec (Benston, 1967 ; Keasey et Watson, 1987 ; Lehmann, 2003 ; Rose et Giroux, 1984), et enfin (iii) ceux cherchant à apprécier le modèle économétrique le plus optimal dans la prédiction de la faillite (Altman, 1968 ; Beaver, 1966 ; Ohlson, 1980).

En dépit de cette vaste littérature, peu d'études empiriques ont examiné l'effet du changement de cycle économique sur la performance prédictive de modèle de défaillance. Cette question revêt pourtant une importance toute particulière étant donné le taux d'échec enregistré pendant la dernière crise financière². La hausse excessive du taux des entreprises faillitaires pendant cette période a mis en évidence une certaine déficience de ces modèles censés prévenir au moins trois ans avant la survenance de l'échec (Beaver, 1968 ; Clark et Weinstein, 1983). Ce dysfonctionnement trouve sa source dans la sensibilité des ratios sur lesquels ont été construits lesdits modèles. En effet, la majeure partie de ces modèles ne tiennent pas compte suffisamment de la volatilité macroéconomique, de sorte qu'il existerait une diminution de leur performance lorsqu'ils sont appliqués en dehors du contexte de leur conception (Mensah, 1984 ; Pompe et Bilderbeek, 2005).

Par le passé, un nombre limité de contributions ont soulevé ces questionnements, bien qu'insuffisamment à notre sens. À titre d'illustration, Moyer (1977) teste la validité temporelle du modèle d'Altman. Le résultat de son étude implique une baisse de performance dudit modèle suite à une application sur de nouvelles données d'entreprises. Ces conclusions sont consolidées par les travaux de Zavgren (1985) et Holmen (1988) qui confirment que les variables d'un modèle sont spécifiques à l'échantillon d'estimation initial. Ainsi, son application sur un échantillon différent entraîne une diminution de sa capacité prédictive. Plus

¹Les emplois menacés à partir des effectifs des entreprises défaillantes sont : 161 000 salariés menacés en 2015 pour Coface (2016) et 235 000 emplois menacés pour Altares (2016). En ce qui concerne le défaut de paiement, Coface estime en 2015 à 3,5 milliards d'euros la somme des dettes fournisseurs des entreprises défaillantes. De plus, les encours de crédits portés par ces entreprises se sont également élevés à plus de 3,8 milliards d'euros en 2015.

²Le taux de défaillance des entreprises françaises a connu une augmentation de 13,76% en 2009 suite à la crise financière de 2007 et une augmentation de 2,69% en 2012 durant la crise de la zone euro après avoir enregistré une baisse en 2010 et 2011 (source Insee).

encore, Pompe et Bilderbeek (2005) rapportent que la performance d'un modèle serait sensible au choix de la période retenue. L'étude s'approchant à la nôtre est celle menée par Mensah (1984). Ces conclusions préconisent l'exploitation d'un modèle distinct pour chaque cycle économique.

Dans cet article, nous nous proposons précisément d'analyser la façon dont la capacité prédictive des modèles de défaillance se trouve affectée lorsqu'ils sont testés dans un environnement économique stressé, structurellement différent de celui dans lequel ils ont été calibrés. Ensuite, il s'agit de faire ressortir la nécessité d'ajuster les modèles de défaillance aux fluctuations du cycle économique. Pour ce faire, nous calibrons dans un premier temps deux classes de modèles en utilisant la régression logistique à partir d'un échantillon de PME françaises : (1) des modèles estimés en période de crise et (2) des modèles estimés en période post-crise. Dans un second temps, nous comparons la performance *out-of-sample* de ces deux classes de modèles.

Nos résultats montrent que la performance des modèles est affectée de manière significative lorsqu'ils sont mis à l'épreuve dans un environnement économique, structurellement différent de celui dans lequel ils ont été calibrés. Ainsi, lorsque les deux modèles sont testés sur un échantillon *out-of-sample* qui relève d'une période post-crise, le taux de bon classement du modèle (2) est de 78,06% avec une mesure de performance AUC (surface sous la courbe ROC) s'établissant à 0,8296 et de 69,25% pour le modèle (1) avec une mesure AUC de 0,7624. Par ailleurs, nous constatons que le pouvoir discriminant des ratios financiers, à savoir la rentabilité, la liquidité et la structure, reste constant, quelle que soit la période considérée. Par contre, le ratio de croissance et le ratio de liquidité réduite ne sont significatifs que pendant la période après crise.

La suite de cette contribution est structurée comme suit. Dans la section suivante, nous présentons une revue de littérature sur les modèles de prévision de défaillance d'une part et la relation entre la performance d'un modèle et le changement du cycle économique d'autre part. La section trois détaille notre méthodologie d'étude, à savoir la description des données, les variables explicatives et la méthode économétrique retenue. Les résultats de l'analyse descriptive et ceux de la régression logistique sont respectivement présentés dans la quatrième et la cinquième section. En dernier lieu, nous présentons notre conclusion.

II. Revue de littérature

L'objectif de cette section consiste à présenter les deux champs de littérature qui ont été mobilisés pour notre article : les études traditionnelles consacrées à la prévision de la défaillance des entreprises d'une part et la littérature relative aux liens existants entre l'évolution du cycle économique et la performance des modèles de prévision de la défaillance d'entreprises d'autre part.

Les études sur la prévision de la défaillance

L'intérêt croissant accordé par les universitaires et les professionnels à la prévision de la défaillance depuis les années 1960 s'explique par la nécessité de prédire la faillite d'une entreprise compte tenu de ses lourdes conséquences économiques et sociales. Beaver (1966) a été le pionnier dans l'examen des propriétés prédictives des ratios financiers afin d'anticiper la défaillance d'une entreprise. Partant d'un échantillon composé de 79 entreprises défaillantes et 79 entreprises saines sur une période de 10 ans (1954-1964), Beaver a démontré qu'un ratio unique, en l'occurrence le ratio de cash flow sur endettement est capable de prévoir l'état de santé financière d'une entreprise. Celui-ci permet de classer correctement 87% des entreprises une année avant la défaillance. Le ratio fournit également la meilleure prévision sur un horizon de trois ans, avec un taux de bon classement de 77%. Cependant, l'approche univariée, adoptée par Beaver (1966), a fait l'objet de diverses critiques³. En réponse à ces critiques, Altman (1968) introduit l'analyse multivariée à partir d'une batterie de 22 ratios financiers. L'auteur analyse un échantillon composé de 33 entreprises défaillantes et 33 entreprises saines, l'objectif étant d'identifier le sous-ensemble des ratios discriminant au mieux le deux groupes d'entreprises. Il conçoit une fonction appelée « Z-score » bâtie sur cinq ratios financiers. Le taux de classification obtenu par cette fonction est de l'ordre de 95% sur un horizon d'une année avant la défaillance. Toutefois, lorsque la fonction est appliquée à un groupe d'entreprises hors échantillon, le taux de prédiction s'établit à 82%. Le modèle d'Altman a été repris par de nombreux chercheurs, notamment Deakin (1972). Ce dernier a conçu un modèle de prédiction basé sur les quatorze meilleures variables identifiées par Beaver. Edmister (1972) a également développé une variante du modèle de prévision d'Altman, spécifique au segment des petites et moyennes entreprises.

Malgré son succès dans le milieu académique et professionnel, la méthode de l'analyse discriminante ne fait pas l'unanimité chez les chercheurs spécialisés dans le domaine de la

³ Le manque de confiance lié à l'utilisation d'un ratio unique pour prévoir la défaillance explique, sans doute, les diverses critiques adressées à l'encontre de cette méthode.

faillite d'entreprise. Plusieurs d'entre eux, notamment Ohlson (1980), Malécot (1981) et Zmijewski (1984) ont adressé des critiques à l'égard de cette approche du fait qu'elle exige des conditions statistiques (normalité de distribution et homogénéité des matrices des variances/covariances) difficiles à respecter. Compte tenu de ces défauts, Ohlson (1980) a introduit l'utilisation de la régression logistique dans la prévision de la défaillance commerciale. Son étude a porté sur un échantillon disproportionné de 2163 entreprises, dont seulement 105 entreprises qui sont en situation de défaillance. À travers cette étude pionnière, Ohlson a obtenu une performance prédictive d'environ 82% sur l'échantillon global avec un taux d'erreur de 17,4% pour l'erreur de type I⁴ et de 12,4% pour l'erreur de type II. Depuis les années 1980, d'autres méthodes non paramétriques ont été utilisées dans la prédiction de la défaillance. Il s'agit entre autres des algorithmes de partitionnement récursif (Frydman, Altman et KAO, 1985), les techniques des réseaux de neurones (Odom et Sharda, 1990) et les méthodes d'analyse de survie (Lane, Looney et Wansley, 1986).

Relation entre la performance d'un modèle et le changement de cycle économique

Il est reproché aux modèles de prévision que la pertinence des ratios, développés dans un échantillon, ne soit pas stable au fil du temps. De plus, la performance prédictive d'un modèle diminue lorsqu'il est appliqué dans un échantillon d'entreprise différent de celui utilisé lors de sa conception. Cette instabilité des modèles de prévision peut être attribuée, en partie, à l'utilisation des ratios financiers⁵ qui évoluent en fonction de la situation de l'environnement externe de l'entreprise. La première étude à avoir vérifié la stabilité d'un modèle est celle d'Altman et McGough (1974). Ils ont appliqué le modèle original d'Altman (1968) à de nouvelles données d'entreprises tirées de la période de 1970 à 1973. Le taux d'exactitude rapporté par ces deux auteurs est de 82%, contre un taux de 95% rapporté par Altman dans son étude initiale de 1968. Deux ans plus tard, Moyer (1977) a signalé un taux de bon classement de 75% lorsque les paramètres originaux du modèle d'Altman ont été appliqués à un nouvel échantillon composé de 27 entreprises saines et 27 défailtantes pour la période de 1965 à 1975. Cependant, le taux d'exactitude s'est amélioré en s'établissant à 90% lorsque les paramètres du modèle d'Altman ont été ré-estimés sur les nouvelles données.

⁴L'erreur de type I survient lorsqu'une entreprise défailtante est considérée comme saine alors que l'erreur de type II se produit lorsqu'une entreprise saine est classée comme défailtante par le modèle. Le coût induit par le premier type d'erreur (perte du montant du prêt) est largement supérieur à celui associé au deuxième type d'erreur (manque à gagner).

⁵Pinches, Mingo et Caruthers (1973) ont montré que les valeurs de nombreux ratios ont considérablement changé au cours d'une période de 18 ans (1951-1969).

Mensah (1984) affirme que la perte de performance d'un modèle est liée à la négligence de l'environnement économique entre le moment de sa conception et celui de son application. Du fait de la rareté des données sur les défaillances, les chercheurs ont tendance à travailler sur de données pluriannuelles sans tenir compte de l'évolution du cycle entre ces différentes années. Sur un échantillon d'entreprises couvrant la période 1972-1980, Mensah a estimé deux modèles de prévision de défaillance dans différents contextes économiques : le modèle A, développé sur un échantillon issu de la période d'expansion ; et le modèle B, conçu à partir des données d'une période de récession. L'auteur a obtenu un taux d'exactitude de 86% pour le modèle A et un taux de bon classement de 88% pour le modèle B, lorsqu'ils sont appliqués respectivement à leur échantillon d'origine. Pour examiner la stabilité d'un modèle en cas d'un changement de cycle économique, l'auteur a interverti les échantillons des modèles A et B. Cette opération a généré un taux de classification de 73% au modèle A et de 76% au modèle B. Fort de ces observations, il préconise d'utiliser un modèle distinct pour chaque période économique. Plus récemment, Pompe et Bilderbeek (2005) évaluent la sensibilité d'un modèle aux changements de l'environnement externe de l'entreprise. Ces derniers ont constaté que la performance d'un modèle s'est considérablement dégradée lorsqu'il est appliqué sur une période de déclin économique, accompagnée par une augmentation rapide de nombre de faillite d'entreprise.

Au-delà de l'insuffisance de ces études dans la littérature, celles-ci reposent sur des données anciennes. Dès lors, l'originalité de notre étude consiste à apporter de nouvelles preuves empiriques en analysant l'impact de la récente crise européenne sur la performance des modèles de défaillance existants. En outre, nous utilisons des tests sur des échantillons « *out-of-sample* » pour examiner la performance des modèles de prévision contrairement à l'étude de Mensah (1984) qui utilise les mêmes échantillons d'estimations.

III. Choix méthodologique

Notre étude a pour objectif d'analyser la façon dont la capacité prédictive des modèles de défaillance se trouve affectée lorsqu'ils sont testés dans un environnement économique stressé, structurellement différent de celui dans lequel ils ont été calibrés. Pour ce faire, nous calibrons dans un premier temps deux classes de modèles de défaillance : (1) des modèles estimés en période de crise et (2) des modèles estimés en période post-crise. Dans un second temps, nous comparons la performance *out-of sample* de ces deux classes de modèles.

1. Constitution de l'échantillon

Les données utilisées pour concevoir nos différents modèles de défaut proviennent de la base de données Diane⁶. Notre échantillon initial est subdivisé en deux sous-ensembles : le groupe d'entreprises saines et le groupe d'entreprises défaillantes. La définition de la défaillance est un sujet très délicat qui ne fait pas l'unanimité dans le milieu académique. Bien que la majorité des auteurs considèrent qu'une entreprise est défaillante dès l'instant où elle fait l'objet d'une procédure de redressement judiciaire, d'autres considèrent « défaillante » toute entreprise ayant connu un défaut de paiement⁷. Un groupe restreint d'auteurs associe la défaillance d'entreprise à la cessation d'activité. D'une manière générale, la défaillance est définie comme l'état d'une entreprise qui n'est pas en mesure de faire face à ses obligations vis-à-vis de ses créanciers (Charreaux, 1996). Dans cette présente étude, nous retenons la définition juridique⁸ de la défaillance adoptée par l'Institut national des statistiques et des études économiques (INSEE).

La sélection de l'échantillon a été effectuée sur la base des critères répondant à la définition de la PME :

- Entreprises employant moins de 250 salariés ;
- Entreprises ayant un chiffre d'affaires annuel inférieur à 50 millions d'euros ou un total de bilan n'excédant pas 43 millions d'euros ;

Le choix de limiter notre échantillon aux PME se justifie par le fait que la défaillance est beaucoup plus fréquente chez les petites structures⁹ et les entreprises de taille moyenne par rapport aux grandes entreprises (Altman et Sabato, 2007 ; Dietsch et Petey, 2004). De ce fait, les PME constituent la catégorie d'entreprises qui nous permet de collecter le maximum de données sur les entreprises défaillantes.

⁶ Diane est une société financière d'information pour les entreprises en France. Elle couvre les comptes, les ratios, les rapports annuels et les informations sur la propriété, les activités et la gestion de plus de 1,3 million d'entreprises françaises.

⁷ Une entreprise se trouve dans une situation de défaut de paiement lorsqu'elle ne s'acquitte pas de ses obligations à échéance volontairement ou pas. Le défaut de paiement est un signe avant-coureur des difficultés financières pour une entreprise.

⁸ Selon l'INSEE, une entreprise est en situation de défaillance ou de dépôt de bilan à partir du moment où une procédure de redressement judiciaire est ouverte à son encontre. Cette procédure intervient lorsqu'une entreprise est en état de cessation de paiement, c'est-à-dire qu'elle n'est plus en mesure de faire face à son passif exigible avec son actif disponible.

⁹ En France, les entités les plus vulnérables sont les entreprises employant de 1 à 9 salariés. En 2015, elles représentent 63% de la population des entreprises défaillantes. En revanche, le taux de défaillance pour les entreprises qui emploient plus de 50 salariés est de 1% (Altares/Deloitte, édition 2015).

En dépit de notre volonté d’avoir un échantillon homogène, nous constatons qu’il existe des valeurs extrêmes dans notre jeu de données. Pour éviter l’introduction d’un biais dans les résultats statistiques, nous utilisons l’approche de Shumway (2001) pour traiter les valeurs aberrantes. Ainsi, toutes les valeurs inférieures au premier centile de chaque variable sont fixées à cette valeur et un traitement analogue est appliqué à toutes les observations supérieures au quatre-vingt-dix-neuvième centile de chaque variable (winsorization à 1% et 99%, respectivement). L’absence de données pour certaines variables nous conduit à les remplacer par les valeurs de l’année précédente en vue d’éviter tout rétrécissement du nombre d’observations annuelles.

Au terme d’un processus de sélection et de nettoyage rigoureux, nous recensons 945 entreprises défaillantes sur la période 2010/2016. À des fins de comparaison, nous avons observé une correspondance par tandem entre une entreprise défaillante et une entreprise saine sur la base de deux critères : la taille, mesurée par la taille du bilan et le secteur d’activité. Pour examiner l’effet du cycle économique sur la performance des modèles de défaut et pouvoir estimer nos différents modèles, nous avons scindé notre échantillon global en trois sous échantillons: (1) l’échantillon « crise » regroupe les entreprises saines et celles ayant connu des difficultés entre 2010 et 2012, période coïncidant avec la crise européenne¹⁰; (2) l’échantillon « post-crise » est composé des entreprises saines et défaillantes sur la période 2012 à 2014 ; et (3) notre échantillon « *out of sample* » couvre la période 2015 à 2016 et comprend les entreprises saines et celles devenues défaillantes durant cette période

Tableau 1 : Composition de l’échantillon

Sous-échantillon	Année	Nombre d'entreprises défaillantes	Nombre d'entreprises saines
Échantillon de la période crise	2010	32	32
	2011	88	88
	2012	134	134
Échantillon de la période post-crise	2013	175	175
	2014	255	255
Echantillon out of sample	2015	230	230
	2016	31	31
Échantillon global	Totaux	945	945

¹⁰La crise de l’euro s’est amorcée à la fin de l’année 2009 au lendemain de la crise financière de 2007 suite à un déficit colossal de trois États de l’Union européenne notamment la Grèce, l’Irlande et le Portugal.

En ce qui concerne l'horizon¹¹ de prévision, nous avons décidé de travailler sur les données d'une année avant la survenance de l'échec.

2. Choix de la méthode économétrique

La plupart des études antérieures sur la prévision de la défaillance d'entreprise ont utilisé principalement la méthode d'analyse discriminante. Bien que cette dernière soit pertinente à ce sujet, elle exige une distribution normale des variables indépendantes et l'homogénéité des matrices des variances/covariances entre les deux groupes d'entreprises. Face à ces contraintes imposées par l'analyse discriminante, certains chercheurs (Aziz, Emanuel et Lawson, 1988 ; Ohlson, 1980) ont préféré recourir à la régression logistique. Cette dernière requiert des hypothèses statistiques moins restrictives et offre une meilleure performance empirique (Gepp et Kumar, 2008 ; Laitinen et Kankaanpaa, 1999). De surcroît, il est intéressant de souligner l'avantage supplémentaire du modèle logit qui est de pouvoir intégrer des facteurs qualitatifs contrairement à l'analyse discriminante qui elle, ne permet d'intégrer que des facteurs explicatifs continus pour prévoir le risque de défaut d'une quelconque entité.

La régression logistique est une technique utilisée pour analyser la relation de dépendance entre une variable qualitative dichotomique et un certain nombre de facteurs quantitatifs et qualitatifs. En comparant les entreprises saines par rapport à celles qui sont en difficulté, le modèle logit permet de créer un score pour chaque entreprise sur la base des indicateurs les plus prédictifs identifiés par le modèle. Ensuite, le score obtenu est utilisé pour déterminer la probabilité d'appartenance à l'un de deux groupes pré-spécifiés pour chaque individu, et ce compte tenu de ses caractéristiques économiques et financières.

L'équation du modèle logistique¹² se présente comme suit :

$$P(y) = \frac{1}{1 + \exp[-(\alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)]} \quad (2.1)$$

Où y représente la somme pondérée des variables indépendantes dans l'analyse logit, x_i ($i=1, \dots, n$) sont les variables indépendantes et α, β_i ($i=1, \dots, n$) sont les paramètres estimés.

¹¹L'horizon constitue l'écart entre la date de la défaillance et la date des données à utiliser pour discriminer les deux groupes.

¹²Avec cette équation du modèle logistique, quelques soient la valeur de X, les valeurs de P (y) sont comprises dans l'intervalle [0 ; 1]. Autrement dit, le modèle logit génère la probabilité d'appartenance à un groupe qui varie entre 0 à 1.

Le principe de cette méthode est d'estimer les coefficients α et β_i par la méthode du maximum de vraisemblance. Le modèle peut s'écrire, après une transformation logarithmique, de la façon suivante :

$$Y = \text{Log} \left[\frac{P(y)}{1-P(y)} \right] = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (2.2)$$

En dépit de ses atouts, la régression logistique présente également des lacunes à l'instar des méthodes qui l'ont précédé. En particulier, les variables explicatives et les coefficients estimés par la méthode du maximum de vraisemblance (MV) sont dépendants du contexte économique-financier et des données utilisées pour servir de base de calcul de la fonction de score (Pinches, Mingo et Caruthers, 1973 ; Scott, 1981). En plus d'être sensible aux problèmes de multicollinéarité entre les différents prédicteurs, la régression logistique nécessite également un échantillon de grande taille pour garantir un bon niveau de stabilité dans les résultats. L'estimateur MV est cohérent, efficace et asymptotiquement normalement distribué. Cependant, il est risqué d'utiliser la méthode du MV sur des jeux de données inférieurs à 100 (une taille supérieure à 500 semble adéquate) ; ces valeurs devraient naturellement être ajustées pour tenir compte du nombre de paramètres à estimer et les caractéristiques des données (e.g., peu d'occurrences de défaillances).

3. Les variables explicatives du modèle

Pour concevoir un modèle de prédiction fiable avec un degré de précision élevé, nous devons au préalable choisir minutieusement les variables quantitatives ou éventuellement qualitatives qui reflètent au mieux la santé financière des entreprises. Cette étape est cruciale, puisque la qualité de la précision du modèle en dépend (Hamer, 1983).

Du fait de l'absence d'un cadre théorique sur la faillite d'entreprise, il n'existe pas encore un consensus entre les chercheurs sur les variables les plus discriminantes à retenir dans un modèle. Les variables explicatives, majoritairement retenues dans les études, sont des ratios financiers. Rose et Giroux(1984) en ont recensé plus de 130 et Du Jardin (2009)¹³ affirme que plus de 500 ratios différents ont été utilisés pour construire des modèles au cours des quarante dernières années.

¹³L'auteur a examiné 190 documents portant sur le modèle de prédiction de faillite et il a constaté que 93% de ces études ont retenu les ratios comme variables explicatives. Il affirme également que ce chiffre ne comprend que les variables qui ont été intégrées dans le modèle de prévision final et ne concerne pas les variables qui ont été choisies initialement, mais qui ont été écartées du modèle final.

En cherchant à améliorer davantage la qualité des modèles de prévision de défaillance, beaucoup de chercheurs ont développé des modèles basés sur des variables autres que les ratios : modèle basé sur les indicateurs du marché financier (Aharony, Jones et Swary, 1980 ; Altman et Brenner, 1981 ; Beaver, 1968 ; Benston, 1967 ; Clark et Weinstein, 1983), modèle basé sur les flux de trésorerie (Aziz, Emanuel et Lawson, 1988 ; Gentry, Newbold et Whitford, 1985 ; Reilly, 1991). Toutefois, un modèle basé uniquement sur des informations purement quantitatives¹⁴ peut, dans certains cas, ne pas représenter la situation réelle d'une entreprise notamment lorsque celle-ci est tentée de présenter ses comptes d'une manière plus favorable. Dans ce cas, il s'avère plus que nécessaire d'intégrer des variables qualitatives pour compléter les informations quantitatives (Lehmann, 2003). Ainsi, un modèle basé sur une combinaison des variables quantitatives et qualitatives permet d'obtenir de meilleurs résultats par rapport à un modèle unique (Keasey et Watson, 1987).

Cependant, l'indisponibilité d'information soft dans notre base des données et le choix d'un échantillon composé majoritairement de PME non-côtées en bourse compromettent l'utilisation des facteurs qualitatifs et des variables de marché qui pourraient éventuellement améliorer la précision de nos modèles. Toutefois, nous disposons d'un choix considérable de ratios financiers susceptibles d'être retenus comme variables explicatives. Rappelons que ces derniers ont démontré leur capacité à prévoir le risque d'échec des entreprises depuis les travaux pionniers de Beaver (1966) et Altman (1968). L'inclusion des facteurs macroéconomiques nous permettra également de tenir compte de l'effet du cycle économique.

La sélection des ratios financiers s'est effectuée sur la base de leur popularité dans la littérature existante et de leur capacité de discriminer entre les deux groupes d'entreprises. À cet égard, les ratios les plus couramment utilisés couvrent principalement les dimensions suivantes : l'évolution de l'activité de l'entreprise, la rentabilité, la liquidité, la solvabilité et l'endettement. Dans la section suivante, nous présentons une analyse descriptive des ratios financiers retenus dans nos modèles. Comme mentionnée *supra*, notre modèle intégrera aussi des indicateurs¹⁵ macroéconomiques, au nombre desquels figurent le taux de croissance du PIB, l'inflation et le chômage, ainsi que le taux directeur et le taux interbancaire Euribor.

¹⁴ Nous entendons par modèle purement quantitatif, un modèle basé sur les variables suivantes : ratios financiers, indicateurs du marché financier, flux de trésorerie.

¹⁵ Les indicateurs macroéconomiques sont extraits à partir de la base des données Datastream alors que les ratios financiers utilisés dans notre modèle sont retirés de la base des données Diane.

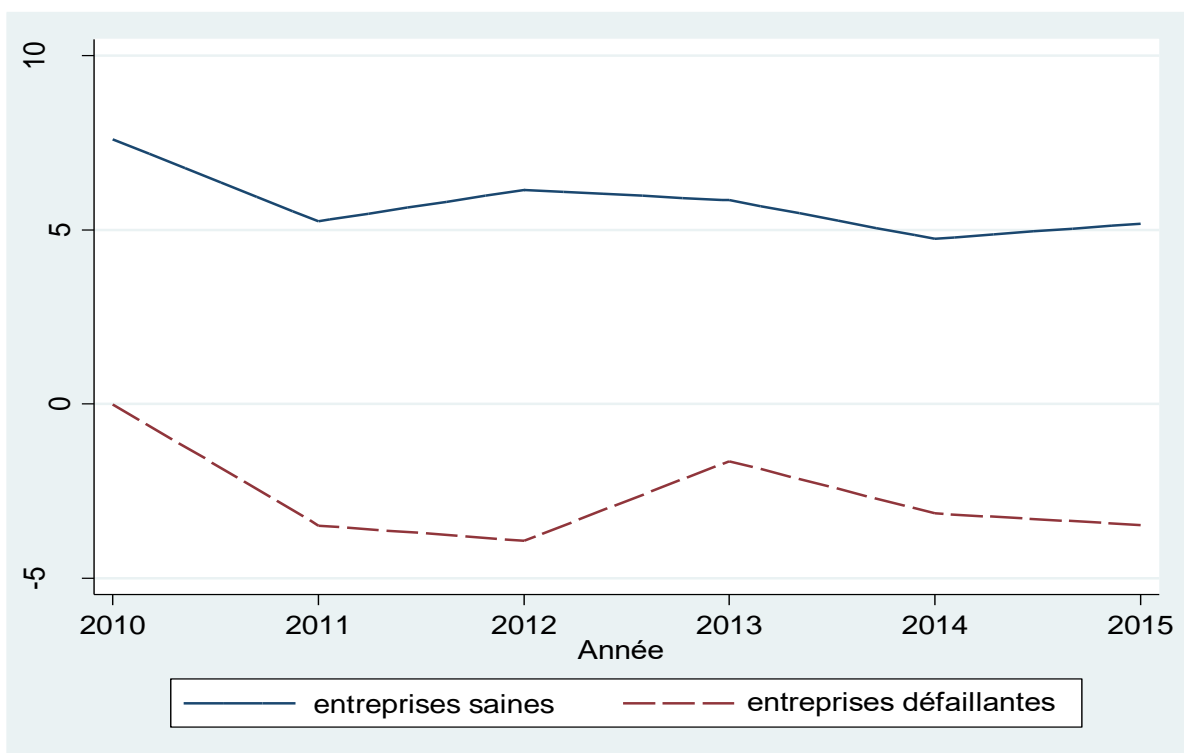
IV. Analyse descriptive

Avant d'entamer l'analyse des résultats de la régression logistique, nous comparons la performance des entreprises saines et celle des entreprises défailtantes, et ce à l'appui des statistiques descriptives, sur les ratios financiers les plus discriminants.

1. Analyse de la rentabilité économique

Pour rapprocher la performance de ces deux groupes d'entreprises, nous examinons en premier lieu les ratios de rentabilité. La relation attendue est négative : une rentabilité plus élevée devrait conduire à une probabilité de défaut plus faible ou à une notation plus élevée.

Figure 1 : Évolution dans le temps de la rentabilité des actifs (ROA, %)

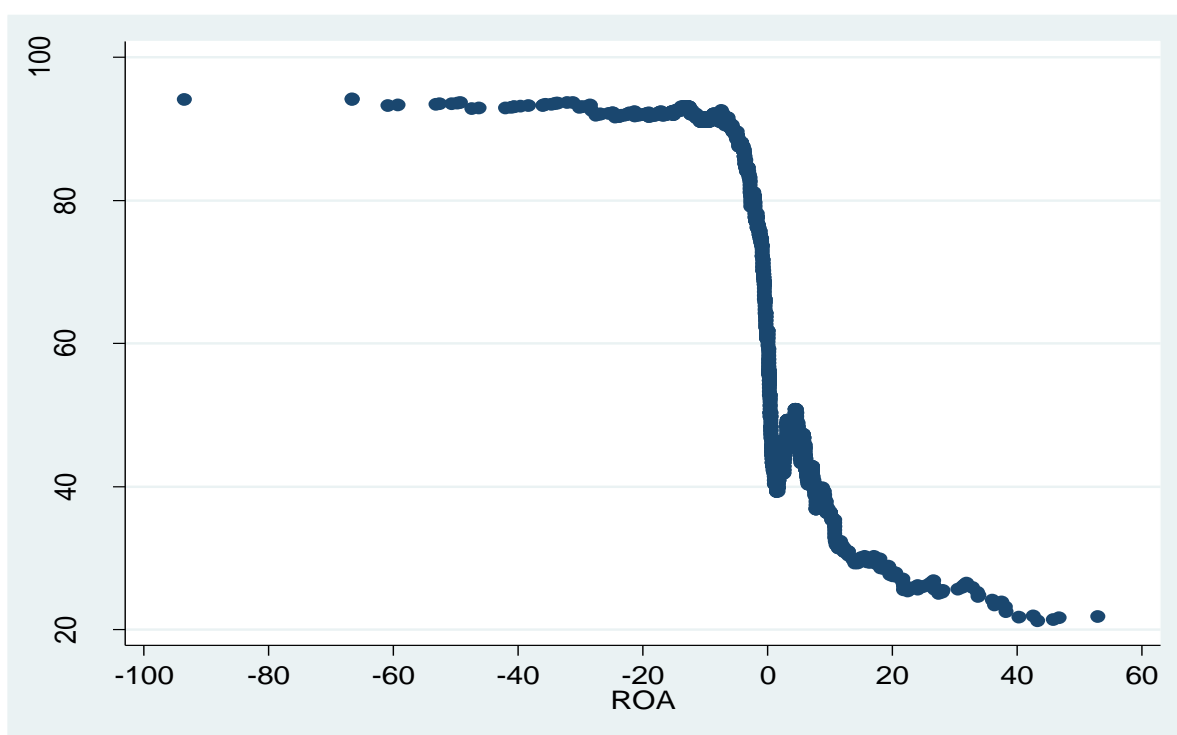


La Figure 1 retrace l'évolution de la rentabilité économique moyenne pour les deux groupes d'entreprises sur la période 2010-2015.

Sur la figure 1 ci-dessus, nous observons que les entreprises saines génèrent une rentabilité économique supérieure par rapport aux entreprises défailtantes. En outre, nous constatons que la rentabilité économique (ROA, %) des entreprises défailtantes est négative sur toute la période de l'étude, cela confirme l'hypothèse selon laquelle la mauvaise performance économique est la principale cause de la défaillance d'une entreprise.

Par ailleurs, l'évolution des courbes sur la période d'étude nous donne plus de précisions tangibles sur les effets de la crise de la zone euro et, partant, sur les performances économiques des entreprises. Nous constatons, en effet, que la rentabilité économique a dégringolé pour les deux groupes d'entreprises, même si la chute est beaucoup plus brutale dans le groupe des entreprises défaillantes. De plus, la baisse de la rentabilité économique s'est poursuivie jusqu'en 2012 pour les entreprises en difficulté, alors que nous observons une croissance de la rentabilité économique des entreprises saines dès 2011 malgré un léger fléchissement à partir de 2013. Les entreprises saines paraissent, en définitive, plus résilientes à la crise. Une telle résilience s'explique par leurs facilités d'accès au financement bancaire. Ce privilège leur permet de se régénérer et de s'adapter rapidement à l'évolution de leur environnement.

Figure 2 : Taux de défaut en fonction de la rentabilité économique



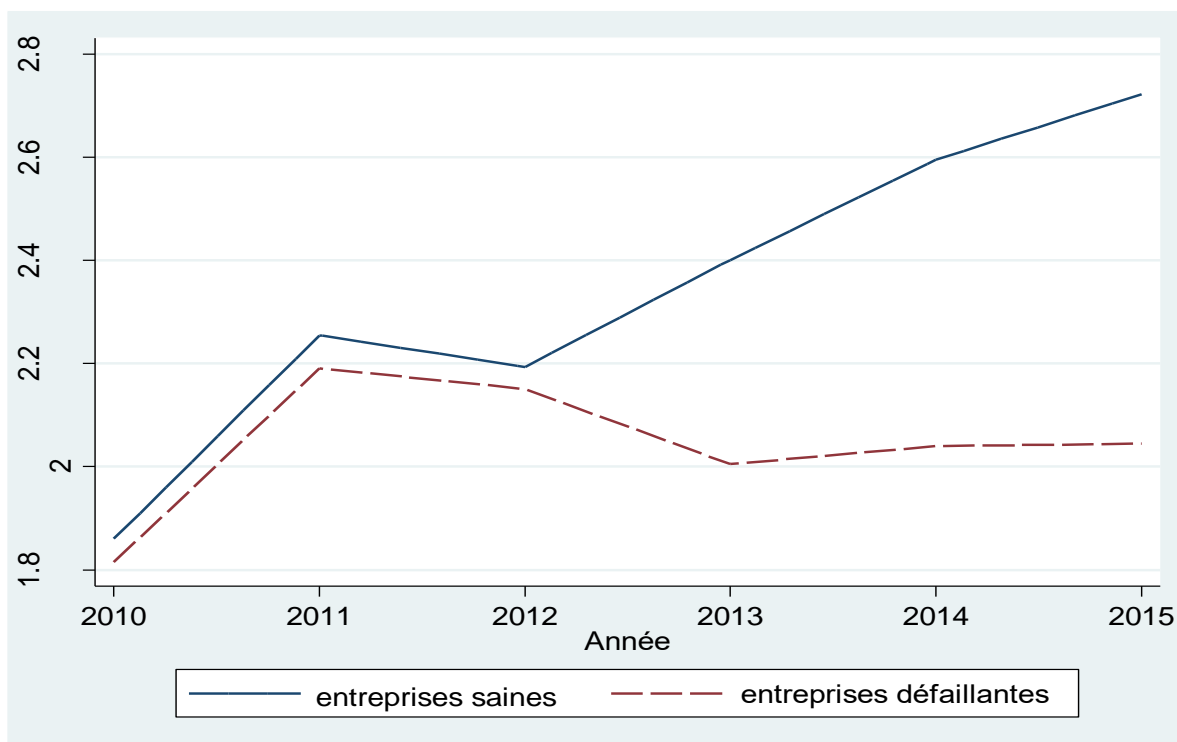
La figure 2 montre que l'approche graphique est un outil très utile, car elle nous donne un premier aperçu intuitif de la relation entre la rentabilité économique et le taux de défaut des entreprises. Ainsi, nous pouvons constater à travers cette figure que le taux de défaut dépasse le seuil de 40% pour les entreprises dont le taux de rentabilité est inférieur à 7,61%.

Pour affiner notre analyse, nous poursuivons dans la sous-section suivante l'observation des comportements de ces deux groupes d'entreprise avec le ratio « chiffre d'affaires sur total des actifs ».

2. Analyse de l'évolution du chiffre d'affaires et des charges financières

Altman (1968) utilise le ratio « ventes sur le total des actifs » pour mesurer la capacité de l'entreprise à faire face à la pression concurrentielle issue d'un environnement instable et en perpétuelle mutation. La figure 2, ci-dessous, illustre l'évolution de ce ratio pour les entreprises saines et défaillantes de notre échantillon.

Figure 3 : Évolution dans le temps du chiffre d'affaires



L'examen de la figure 3 corrobore une thèse largement admise dans la littérature : la stabilité financière a un effet positif sur la performance commerciale des entreprises. Les effets de la crise européenne¹⁶ sur les deux groupes d'entreprise sont également visibles à travers l'évolution du ratio « ventes sur total des actifs ». Nous observons sur la figure 2 qu'après une légère hausse entre 2010/2011¹⁷, le ratio enregistre une baisse à partir de 2011. La reprise des

¹⁶Cette tendance générale à la baisse des indicateurs économiques des entreprises à partir de 2011 peut être expliquée par le retournement de la situation économique du pays. Suite à l'éclatement de la crise de la dette souveraine, la croissance économique française stagne en 2012 après avoir progressé de 2,0% en 2011. Les effets cumulés du taux de chômage et du taux d'inflation qui s'établissent respectivement à 9,8% et 2% entraînent une contraction de 0,9% du pouvoir d'achat des ménages. Cette diminution du pouvoir d'achat des consommateurs se répercute sur les entreprises à travers la baisse de leur chiffre d'affaires. Ce qui provoque une détérioration de leur performance économique.

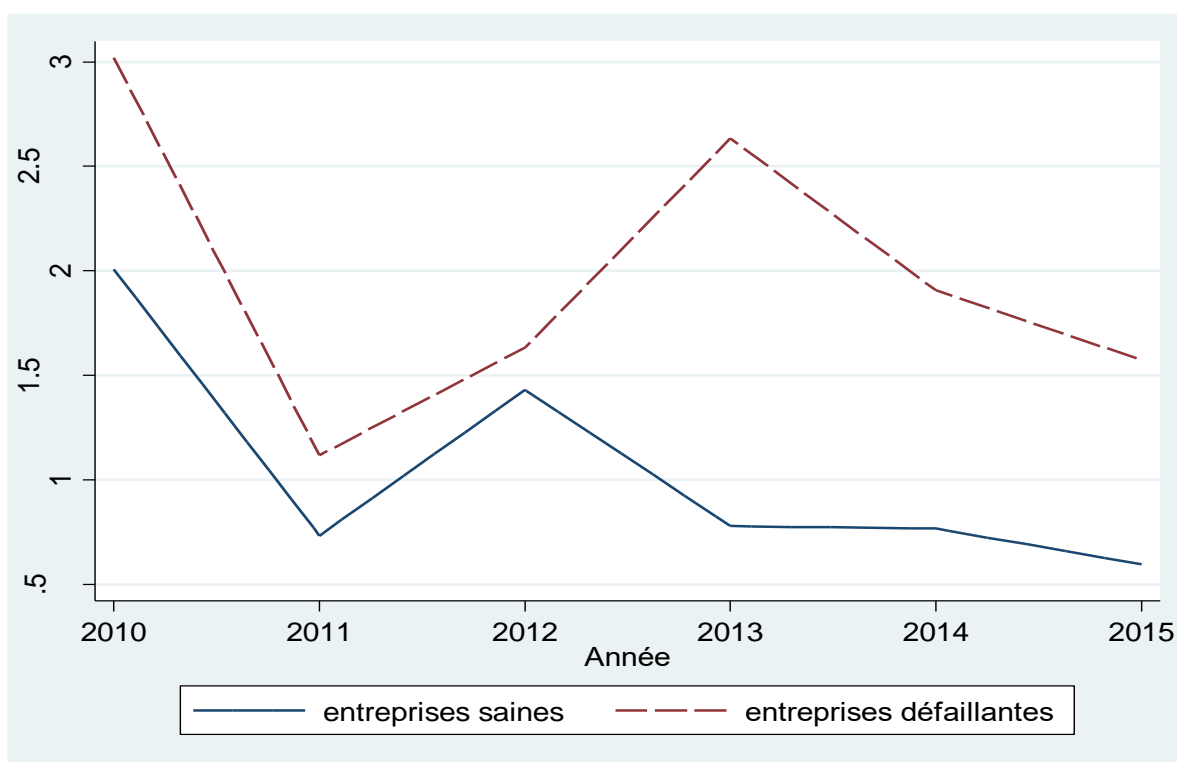
¹⁷D'après la littérature, la crise européenne débute en 2010 avec la crise de la dette grecque, mais les effets de cette crise sur les économies n'apparaissent en réalité qu'à partir de 2011.

ventes, une année après le début de la crise européenne, pour le groupe des entreprises saines, démontre, une fois encore, leur capacité à évoluer dans un environnement hostile. Une situation que le groupe d'entreprises en difficulté ne connaîtra pas sur la période d'étude.

Ratio de charges financières sur le chiffre d'affaires

Le ratio « Intérêt / chiffre d'affaires » met en relation le coût des capitaux empruntés et la performance commerciale d'une entreprise. D'une manière générale, un niveau de charges financières ne dépassant pas 3% du chiffre d'affaires caractérise la situation d'une entreprise saine. Au-delà de ce seuil, la solvabilité de l'entreprise est remise en question à cause de son surendettement.

Figure 4 : Évolution dans le temps du poids des charges financières



La figure 4 retrace l'évolution dans le temps du poids des charges financières pour les deux groupes d'entreprises de l'échantillon. Le poids des charges financières est mesuré par le ratio « intérêt / chiffres d'affaires ».

Comme on pouvait s'y attendre, les entreprises en difficultés supportent des charges financières plus importantes. De telles charges se justifient par leur endettement élevé, mais

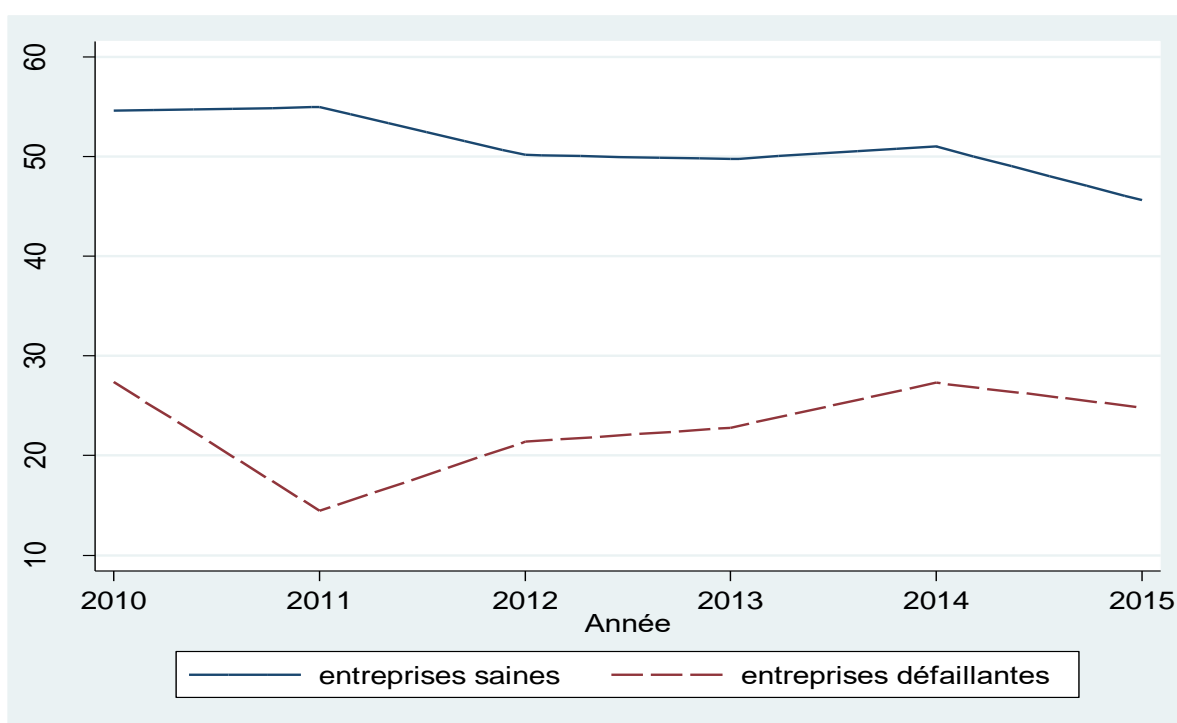
également par leur coût d'emprunt très onéreux en raison de leur fragilité financière. En effet, les banques ont tendance à durcir les conditions de crédit en période de crise et vis-à-vis des dites entreprises (rationnement de crédit, augmentation de prime de risque, exigence des garanties supplémentaires...). L'augmentation considérable du ratio à partir de 2011 jusqu'en 2013, observé sur la courbe des entreprises défailtantes de la figure 3, tend à appuyer cette affirmation.

3. Évolution du ratio d'indépendance financière et du ratio de liquidité

Ratio d'indépendance financière

En temps normal, les conditions bancaires d'octroi des crédits dépendent fortement de la structure financière de l'entité. Plus précisément, une dépendance élevée au financement bancaire rétrécit la marge de manœuvre de l'entité lorsqu'un besoin de financement nouveau se fait ressentir et l'expose, par conséquent, à des coûts d'emprunt extrêmes. Pour mettre en relation la structure financière et le coût d'endettement de nos deux groupes d'entreprises, nous présentons ci-dessus l'évolution du ratio d'indépendance financière.

Figure 5 : Évolution dans le temps du ratio d'indépendance financière.



La figure 5 décrit l'évolution moyenne du ratio d'indépendance financière de nos deux groupes d'entreprises sur toute la période de l'étude.

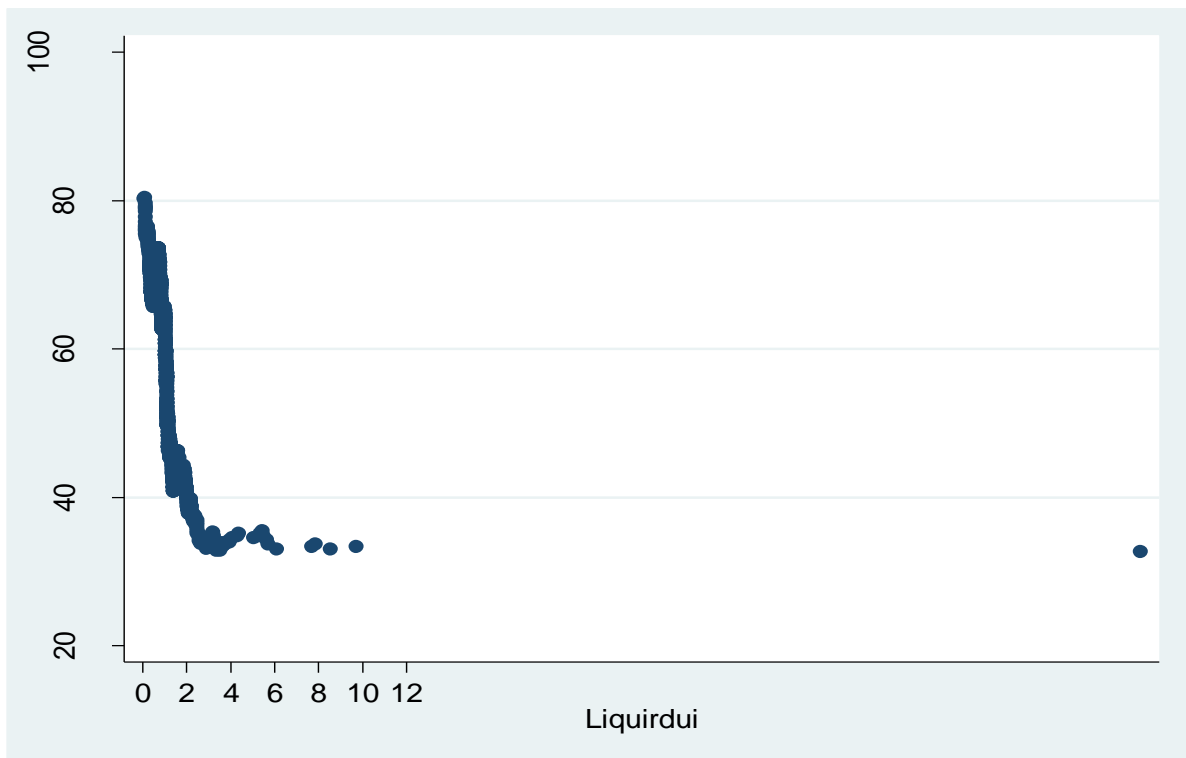
Le ratio d'autonomie financière détermine le niveau de dépendance d'une entreprise vis-à-vis des financements bancaires. Plus ce ratio est élevé, plus l'entreprise est considérée comme financièrement indépendante. Dans la pratique, un ratio supérieur à 50% traduit une structure financière équilibrée. L'examen de la figure 4 vient confirmer nos observations sur les précédents ratios. Les entreprises saines présentent un ratio d'indépendance financière convenable sur la période d'étude. La moyenne s'établit à 51% pour ce groupe d'entreprises contre 23% pour les entreprises défaillantes. Ce piètre taux traduit en réalité le surendettement de ces dernières ainsi que leur dépendance au financement bancaire. Par ailleurs, le ratio d'indépendance financière apparaît comme un « bon » indicateur sur l'état de santé financière d'une entreprise.

Ratio de liquidité réduite

Le ratio de liquidité apprécie la capacité de l'entreprise à faire face à ses engagements à court terme moyennant son actif disponible. Ainsi, une entreprise qui génère une liquidité élevée présente des capacités à respecter ses échéances et partant, le pouvoir de maintenir ses activités d'exploitation. En outre, une bonne liquidité permet à l'entreprise d'avoir une marge de sécurité pour faire face aux éventuels chocs de trésorerie.

Comme nous l'avons souligné précédemment, les symptômes de la défaillance d'une entreprise apparaissent à partir du moment où elle réalise une rentabilité insuffisante ou une performance économique inférieure à ses principales concurrentes (Ooghe et Van Wymeersch, 1996), mais le processus de la faillite au sens juridique survient dès lors que l'entreprise n'arrive pas à honorer ses obligations à échéance. C'est pour cette raison que le ratio de liquidité est l'un des ratios les plus fortement corrélés avec la défaillance d'entreprise. Pour illustrer cette corrélation, nous présentons ci-dessous le taux de défaut des entreprises de notre échantillon en fonction du ratio de liquidité réduite.

Figure 6 : Taux de défaut en fonction du ratio de liquidité réduite



La figure 6 met en relation le taux de défaut et le niveau de liquidité réduite des entreprises.

Cette figure est intéressante dans la mesure où elle décrit la relation entre le taux de défaut et le niveau de liquidité des entreprises. Nous remarquons, en effet, que le taux de défaut augmente lorsque la liquidité réduite devient inférieure à 2.

Bien que cette analyse descriptive soit riche en informations, elle ne nous permet pas d'identifier l'effet de regroupement de plusieurs ratios sur notre variable dépendante ; d'où l'intérêt de procéder à une régression logistique capable d'identifier le sous-ensemble d'indicateurs prévoyant au mieux le risque de défaillance des entreprises.

V. Résultats et Discussions

Le but de cet article vise à étudier l'impact du changement de cycle économique sur la performance des modèles de prévision de la défaillance d'entreprises. En effet, nous cherchons à vérifier, si la qualité d'un modèle de défaillance s'affaiblit lorsqu'il est appliqué dans un environnement économique autre que celui dans lequel il a initialement été estimé. Pour ce faire, nous estimons deux classes de modèles de prévision appliquées à des phases du cycle économique différentes :

- Des modèles M1, estimés sur un échantillon d'entreprises durant la crise de la dette européenne pour la période 2010/2012 ;
- Des modèles M2, estimés sur un échantillon post-crise pour la période 2013/2014.

Avant de présenter de manière détaillée les résultats de la régression logistique, nous procédons à une analyse préliminaire consistant à détecter les éventuels problèmes de colinéarité entre les variables indépendantes.

1. Test de multicolinéarité

L'élaboration d'un modèle probabiliste de prévision a pour objectif de prévoir la survenance de la défaillance d'entreprise. Le modèle sera édifié sur un ensemble d'indicateurs triés sur le volet, en fonction de leurs pouvoirs discriminants¹⁸. Le souci est que, lorsque l'on travaille avec de multiples ratios financiers, bien des variables se trouvent en lien les unes avec les autres et l'on est souvent confronté à un problème de multicolinéarité¹⁹. Il convient donc de tester ces corrélations pour éviter les biais dans le résultat de la régression (Ooghe et al., 1994). À cette fin, nous avons eu recours à la matrice de corrélation afin d'évaluer l'intensité des liaisons qui pourraient exister entre les variables sélectionnées. Les résultats des tests de corrélation des modèles M1 et M2 sont présentés respectivement dans les annexes 2 et 3. Sur la base de ces résultats, nous avons retiré les variables suivantes de nos deux classes de modèles :

- Variables retirées du modèle M1 : indépendance financière, liquidité générale, financement de l'actif circulant, ratio de performance, capacité d'autofinancement, rentabilité nette et ROA.
- Variables retirées du modèle M2 : endettement, autonomie financière, financement de l'actif circulant, liquidité générale, ratio de performance, capacité d'autofinancement, rentabilité nette et ROA.

¹⁸Avant de recourir au test de corrélation, nous avons mené une analyse univariée avec notre variable dépendante afin de ne retenir dans notre modèle que les ratios présentant une relation statistiquement significative aux seuils de 20%.

¹⁹Pour éviter le problème de multicolinéarité entre les variables indépendantes du modèle, Altman et Sabato (2007) suggèrent de sélectionner qu'une seule variable parmi chaque catégorie de ratio. D'autres auteurs tels que Chatterjee et Hadi (2015) et Studenmund (2006) utilisent le facteur d'inflation de la variance (FIV) pour détecter les multicolinéarités.

2. Calibration d'un modèle de prévision de la défaillance d'entreprises durant la période de crise

Pour identifier le meilleur sous-ensemble de variables prédictives, nous avons régressé l'ensemble des ratios financiers sur la variable dépendante par la méthode de régression « stepwise » (Tsai, 2009). Cette méthode sélectionne automatiquement la meilleure combinaison de variables prédictives répondant à un niveau de risque fixé. Pour notre modèle, nous avons choisi d'introduire respectivement le risque de 5% et de 10% pour inclure ou exclure une variable à chaque étape de la procédure jusqu'à l'obtention de la combinaison optimale de variables. Les résultats²⁰ issus de cette procédure se présentent comme suit :

Tableau 2: Résultat de la régression logistique, modèle M1

Variables	Coefficients	Effets marginaux moyens (dy/dx)
ROE	-0,0015*	-.0002559
Charges financières/EBE	0,1499*	.0254225
Autofinancement	-0,0293***	-.0049812
Résultat d'exploitation/TA	-4,1847***	-.7097213
Intérêt sur chiffres d'affaires	0,1114*	.0189037
Fonds de roulement/TA	-2,2077***	-.3744267
Constante	1,0348*	
Évaluation de la performance prédictive du modèle		
Indicateurs de performance	Échantillon in-sample	Echantillon out-of-sample
Taux de bon classement %	75,52	69,25
Area under the ROC curve	0,8361	0,7624

La première partie du Tableau 2 présente les estimations issues de la régression automatique pour le modèle M1 estimé sur un échantillon d'entreprises durant la crise de la zone euro pour la période 2010/2012. La deuxième et la dernière colonne rapportent respectivement les coefficients et les effets marginaux moyens des variables les plus prédictives du modèle. La deuxième partie du tableau rapporte la capacité de prédiction du modèle lorsqu'il est appliqué sur son échantillon de développement d'une part et sur un échantillon out-of-sample d'autre part.

* P-value ≤ 0.10 ; ** P-value ≤ 0.05 ; *** P-value ≤ 0.01 .

Les ratios de rentabilité, de liquidité, de structure et de solvabilité apparaissent comme étant les meilleures variables anticipatrices de la défaillance en période de crise. Leurs coefficients sont significatifs au seuil de 1%, excepté les coefficients des ratios de solvabilité (intérêt/CA

²⁰ Par mesure de précaution, nous avons lancé en même temps une régression manuelle pour nous assurer des résultats obtenus par la méthode « stepwise regression ». À l'issue de cette procédure, nous avons remarqué que les deux méthodes donnent les mêmes résultats.

et charges financières/EBE) et de rentabilité des capitaux propres qui présentent un seuil de significativité de 10%. En outre, les signes des coefficients de ces variables correspondent parfaitement à nos attentes et confirment les résultats des recherches antérieures. Ainsi, le signe négatif des coefficients des variables de rentabilité et de liquidité implique qu'une augmentation de l'une des variables entraîne une baisse de la probabilité de défaut, et inversement. De même, le signe négatif du coefficient du ratio d'autonomie financière confirme ce qui a été énoncé plus haut (*cf. notre discussion sur l'évolution du ratio d'autonomie financière*), la probabilité de défaut décroît à mesure que le ratio d'indépendance financière augmente et inversement. En revanche, les mesures de solvabilité (charges financières/EBE et intérêts/chiffres d'affaires) présentent un signe positif, impliquant qu'une augmentation du coût financier de l'entreprise entraîne un accroissement de son risque de faillite. Par ailleurs, nous constatons, plus particulièrement dans les résultats du modèle M1, que les variables qui expliquent au mieux la probabilité de défaillance sont les ratios de rentabilité (Flagg, Giroux et Wiggins, 1991 ; Taffler, 1981) et de liquidité (Altman, 1968). Ces résultats empiriques vont dans le sens de ce qui a été rapporté dans la littérature et apportent les preuves qu'une entreprise est en faillite dès lors qu'elle se voit dans l'incapacité d'honorer ses engagements, consécutivement à une sous-performance économique (Gresse, 2003 ; Malécot, 1981).

Pour mesurer la qualité de précision globale du modèle, nous utilisons deux indicateurs : le taux de bon classement et la surface AUC. D'après les résultats du Tableau 2, le modèle M1 permet de classer correctement 75,52% avec une mesure AUC de 0,8361. Toutefois, lorsque la performance du modèle M1 est testée sur des entreprises hors échantillon²¹, le taux de bon classement et la mesure AUC s'établissent respectivement à 69,25% et 0,7624. Cette baisse de la qualité du modèle M1 nous permet de confirmer que la performance d'un modèle se déprécie au fil du temps (Holmen, 1988 ; Moyer, 1977 ; Zavgren, 1985) et plus encore lorsque le modèle est appliqué dans un environnement économique qui diffère de celui dans lequel il a été développé (Mensah, 1984 ; Pompe et Bilderbeek, 2005).

²¹En vue de répondre à notre problématique qui consiste à évaluer la performance d'un modèle suite à un changement de cycle économique, nous avons appliqué le modèle M1 avec ses paramètres originaux sur un échantillon de contrôle qui relève de la période postcrise

3. Calibration d'un modèle de prévision spécifique à la période post-crise

Tableau 3 : Résultat de la régression logistique, modèle M2

Variables	Coefficients	Effets marginaux moyens (dy/dx)
Ventes/TA	-0,2139***	-.0365978
Indépendance financière	-0,0132***	-.0022642
Liquidité réduite	-0,1396*	-.0238855
Intérêt sur chiffres d'affaires	0,1291*	.0220999
Résultat d'exploitation / TA	-9,1653***	-1.56814
Constante	0,9928***	
Évaluation de la performance prédictive du modèle		
	Échantillon d'estimation	Echantillon out of sample
Taux de bon classement %	77,35	78,06
Area under ROC curve	0,8359	0,8296

La première partie du Tableau 3 présente les estimations issues de la régression automatique pour le modèle M2 estimé sur un échantillon d'entreprises durant la période post-crise entre 2010 et 2012. La deuxième et la dernière colonne rapportent respectivement les coefficients et les effets marginaux moyens des variables les plus prédictives du modèle. La deuxième partie du tableau rapporte la capacité de prédiction du modèle lorsqu'il est appliqué sur son échantillon de développement d'une part et sur un échantillon out of sample d'autre part.

* P-value \leq 0.10; ** P-value \leq 0.05; *** P-value \leq 0.01.

Les variables retenues pour signaler le risque de défaillance des entreprises, en période post-crise, couvrent les principales dimensions de l'analyse financière traditionnelle : évolution et croissance, structure, rentabilité, liquidité et solvabilité. Les coefficients des variables sont statistiquement significatifs au seuil de 1%, excepté les coefficients des ratios de liquidité et de solvabilité qui présentent un seuil de significativité de 10%. Les signes des coefficients sont conformes aux attentes et aux résultats des études antérieures. Ainsi, le ratio de croissance (ventes/actif total) est négativement corrélé avec la survenance de la défaillance, suggérant qu'une hausse du niveau des ventes de l'entreprise réduit la probabilité de défaillance. De même, les ratios de rentabilité, de liquidité et de structure sont corrélés de manière négative avec la défaillance d'entreprise.

Le contrôle de la performance et de la qualité de précision du modèle M2 montre que ce dernier classe correctement 77,35% des entreprises et affiche une mesure AUC égale à 0,8359. Cependant, lorsque le modèle M2 est appliqué à des entreprises hors échantillon en

période post-crise, nous constatons une légère baisse de sa performance. L'indicateur AUC s'établit à 0,8296 contre 0,8359 précédemment, une baisse due à l'utilisation des données différentes de l'échantillon initial (Scott, 1981 ; Zavgren, 1983).

4. Comparaison en termes de performance des modèles M1 et M2

Tableau 4: Comparaison de performance du modèle M1 et du modèle M2

Variables	Modèle M1		Modèle M2	
	Coefficients	Effets marginaux moyens (dy/dx)	Coefficients	Effets marginaux moyens (dy/dx)
ROE	-0,0015*	-.0002559		
Charges financières/EBE	0,1499*	.0254225		
Autofinancement	-0,0293***	-.0049812		
Résultat d'exploitation/TA	-4,1847***	-.7097213	-9,1653***	-1.56814
Intérêt sur chiffres d'affaires	0,1114*	.0189037	0,1291*	.0220999
Fonds de roulement/TA	-2,2077***	-.3744267		
Liquidité réduite			-0,1396*	-.0238855
VentesTA			-0,2139***	-.0365978
Indépendance financière			-0,0132***	-.0022642
Évaluation de la performance prédictive du modèle				
	Échantillon d'estimation	Echantillon out of sample	Échantillon d'estimation	Echantillon out of sample
Taux de bon classement %	75,52	69,25	77,35	78,06
Area under ROC curve	0,8361	0,7624	0,8359	0,8296

Le Tableau 4 rapporte les résultats de régressions obtenus par les deux modèles. Nous comparons, à travers ce tableau, la performance du modèle M1 et M2 lorsqu'ils sont appliqués à de nouvelles données d'entreprises hors échantillon.

D'après le tableau 4, nous constatons que les ratios de rentabilité, de liquidité et de structure ont été retenus par les deux modèles. De ce fait, nous en déduisons l'insensibilité du pouvoir prédictif de ces variables au cycle économique. En revanche, le ratio de croissance (ventes/actif total) n'est significatif que dans le modèle M2. La pertinence de ce ratio pour le

modèle post-crise s'explique par l'influence de la capacité de résilience des entreprises : en période de crise, les entreprises saines sont plus résilientes que les entreprises en difficultés. Ceci leur permet de mieux s'adapter aux nouvelles contraintes économiques. Elle peut également s'expliquer par un accès plus aisé au financement pour les entreprises saines. Cette facilité est un soutien à la poursuite d'exploitation que les entreprises défailtantes ont du mal à assurer (*cf. notre discussion supra*). En outre, le ratio de liquidité retenu dans le modèle M1 correspond à la liquidité générale tandis que le modèle M2 a retenu la liquidité réduite. Comme nous l'avons déjà souligné, les entreprises en difficultés ont une croissance limitée après une période de récession. Leurs actifs circulants pèsent sur leurs bilans et compressent leurs liquidités immédiates, d'où la pertinence de ce ratio dans le modèle M2.

Le contrôle de la performance du modèle M2 par un test sur de nouvelles données d'entreprise révèle, une fois de plus, une légère baisse de performance. Ainsi, la mesure AUC est égale à 0,8359 sur l'échantillon d'origine alors qu'elle s'établissait à 0,8296 sur l'échantillon de validation. Mais en termes de baisse de performance, nous remarquons que le modèle M1 s'est considérablement dégradé par rapport au modèle M2 lorsqu'ils sont appliqués sur l'échantillon de validation. Dans l'échantillon initial, le modèle M1 permettait de classer correctement 75,25% des entreprises et la qualité de la mesure AUC s'établissait à 0,8361. L'application de ce modèle sur l'échantillon test, composé des entreprises de la période post-crise, donne un taux de bon de classement de 69,25% des entreprises avec un indicateur AUC de 0,7624.

Bien que les deux modèles aient moins performé dans l'échantillon de validation, le modèle M1 a subi la plus haute dépréciation. Toutefois, la composition de l'échantillon de validation d'entreprises relevant de la période post-crise pourrait expliquer le succès du modèle M2. Ce modèle calibré sur une période post-crise réussit à mieux discriminer les entreprises de l'échantillon de validation.

En nous appuyant sur les résultats de notre étude, nous confirmons que le changement de cycle économique impacte négativement la performance des modèles de prévision des défaillances (Mensah, 1984 ; Pompe et Bilderbeek, 2005). Ainsi, un modèle estimé en période de crise ne peut pas correctement évaluer la probabilité de défaillance des entreprises pendant la période post-crise, d'où la nécessité d'ajuster les modèles de prédiction suite au changement du cycle économique.

Le pouvoir discriminant des mesures de la rentabilité, la liquidité et de la structure est constant, quelle que soit la période considérée. En revanche, le ratio de croissance et le ratio de liquidité ne sont pertinents que pendant la période subséquente à la crise.

5. Calibration d'un modèle de prévision de la défaillance sur toute la période d'étude

Pour conforter nos précédents résultats qui montre l'importance de l'effet du cycle dans la prévision de la défaillance des entreprises, nous estimons un modèle sur toute la période en prenant en compte une variable du cycle réel (taux de croissance du PIB) en plus des ratios financiers les plus significativement liés à la faillite d'entreprise.

Tableau 5 : Résultat de la régression logistique sur toute la période de l'étude

Variables	Coefficients	Effets marginaux moyens (dy/dx)
Équilibre financier	-.03404**	-.0069006
Indépendance financière	-.02338***	-.0047392
Liquidité réduite	-.30854***	-.0625423
Intérêt sur chiffres d'affaires	.05543**	.0112377
Ventes sur total actif	-.21227***	-.0430276
Taux de croissance du PIB	-.04664	-.0094553
Constante	1.80586***	

Ce tableau présente les résultats de la régression logistique sur toute la période de l'étude qui inclut notamment une variable macro en plus des ratios financiers identifiés par la méthode « stepwise ». La deuxième et la dernière colonne rapportent respectivement les coefficients et les effets marginaux moyens des variables les plus prédictives du modèle.

* P-value ≤ 0.10 ; ** P-value ≤ 0.05 ; *** P-value ≤ 0.01 .

Deux principaux résultats ressortent de l'examen du tableau 5. Premièrement, les ratios financiers qui prédisent au mieux la santé financière des entreprises couvrent les principales dimensions de l'analyse financière. Tous les ratios sont significatifs au seuil conventionnel et leurs signes sont conformes à nos attentes. Deuxièmement, le taux de croissance du PIB présente un signe négatif, ce qui implique que la probabilité de défaut des entreprises diminue à mesure que le taux de croissance augmente. Par contre, cet indicateur macroéconomique n'est pas significatif au seuil conventionnel, sans doute, en raison d'une période d'échantillonnage courte (notre échantillon d'étude s'étale sur la période 2010/2016).

Conclusion

Le but de cette étude était de mesurer l'impact du changement de cycle économique sur la performance des modèles de prévision de défaillance. Plus précisément, notre volonté était de montrer que la capacité prédictive d'un modèle diminue lorsqu'il est appliqué dans un environnement économique différent de celui dans lequel il a été calibré. Pour ce faire, nous avons développé dans un premier temps deux classes de modèles de défaillance : (1) un modèle estimé en période de crise et (2) un modèle estimé en période post-crise. Ensuite, nous avons comparé la performance *out-of-sample* de ces deux classes de modèles.

Nous avons constaté que la performance de deux modèles s'est affaiblie lorsqu'ils sont utilisés dans l'échantillon *out-of-sample*. Ainsi, la courbe AUC s'est dégradée de 8,81% pour le modèle M1 et de 0,75% pour le modèle M2. Nous avons expliqué la dépréciation du modèle M1 par son instabilité face à l'évolution de l'environnement économique (Mensah, 1984 ; Pompe et Bilderbeek, 2005) et la dépréciation du modèle M2 par l'utilisation des données différentes (Moyer, 1977 ; Zavgren, 1983). En outre, nous avons remarqué que le pouvoir discriminant des ratios de rentabilité, de liquidité et de structure n'est pas influencé par l'évolution de l'environnement économique. Tandis que les ratios de croissance et de liquidité réduite sont tributaires du changement de cycle économique.

En guise de conclusion, nous déduisons à partir des résultats de cette étude que la précision et la structure d'un modèle de défaut diffèrent selon l'environnement économique envisagé. Par conséquent, il est indispensable d'exploiter un modèle distinct pour chaque cycle économique afin de garantir une bonne capacité de prédiction.

Dans l'optique d'améliorer la puissance prédictive des modèles de défaut sur des horizons de prédiction lointains, il serait intéressant d'utiliser la méthode d'analyse de survie dans la détection de la défaillance. De surcroît, il serait également pertinent de prendre en considération les indicateurs macroéconomiques observés et non observés afin de fournir une estimation plus réaliste de la probabilité de défaut.

Annexe 1 : les variables explicatives du modèle

	Nom	Formule
Ratios de structure	Équilibre financier	$\frac{\text{Ressources stables}}{\text{emplois stables}}$
	Indépendance financière %	$\frac{\text{fonds propres}}{\text{Ressources durables}} * 100$
	Endettement %	$\frac{\text{Dettes à caractère financier}}{\text{Ressources durables}} * 100$
	Autonomie financière %	$\frac{\text{Fonds propres}}{\text{Total du bilan}} * 100$
Ratios de liquidité	Financement de l'actif circulant net	$\frac{\text{FRNG}}{\text{Actif circulant net}}$
	Liquidité générale	$\frac{\text{Actif circulant net}}{\text{dettes à court terme}}$
	Liquidité réduite	$\frac{\text{Actif circulant hors stock}}{\text{Passif exigible}}$
	Intérêts / Chiffre d'affaires (%)	$\frac{\text{Total des charges financières}}{\text{Chiffre d'affaires}} * 100$
	Taux d'endettement (%)	$\frac{\text{Dettes de caractère financier}}{\text{Capitaux propres + autres fonds propres}} * 100$
	Fonds de roulement sur l'actif total	$\frac{\text{FRNG}}{\text{Total actif}}$
Ratios de gestion	Capacité de remboursement	$\frac{\text{Dettes de caractère financier}}{\text{Capacité d'autofinancement avant répartition}}$
	Capacité d'autofinancement %	$\frac{\text{CAF avant répartition}}{\text{chiffre d'affaires net + subvention d'exploitation}} * 100$
	Charges financières sur excédent brut d'exploitation	$\frac{\text{Charges financières financières}}{\text{EBITDA}}$
	Résultat d'exploitation sur charges financières	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Charges financières}}$
	Ventes sur le total des actifs	$\frac{\text{Ventes}}{\text{Total actif}}$
Ratios de rentabilité	Rentabilité économique (%)	$\frac{\text{Excédent brut d'exploitation}}{\text{Chiffre d'affaires net + Subventions d'exploitation}} * 100$
	Performance (%)	$\frac{\text{Résultat courant avant impôt}}{\text{Chiffre d'affaires net + Subventions d'exploitation}} * 100$
	Rentabilité nette (%)	$\frac{\text{Bénéfice ou perte}}{\text{Chiffre d'affaires net + Subventions d'exploitation}} * 100$
	Rendement des capitaux propres nets (%)	$\frac{\text{Bénéfice ou perte}}{\text{Capitaux propres nets}} * 100$
	Rendement des ressources durables nettes (%)	$\frac{\text{Résultat courant avant impôts + Intérêts et charges assimilées}}{\text{Ressources durables nette}} * 100$
	Résultat d'exploitation sur l'actif total	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Total actif}}$

Annexe 2 : Matrice de corrélation pour le modèle M1

	Dfaill~e	equifin	indfin	endet	Autfin	FinanAC	LiquiGen
Dfaillance	1.0000						
equifin	-0.1437	1.0000					
indfin	-0.1913	0.0708	1.0000				
endet	0.1285	-0.0370	-0.9767	1.0000			
Autfin	-0.4030	0.1640	0.6867	-0.6363	1.0000		
FinanAC	-0.2661	0.1364	0.1169	-0.0799	0.3397	1.0000	
LiquiGen	-0.2301	0.1951	0.1306	-0.0836	0.4819	0.5732	1.0000
Liquirdui	-0.2454	0.2376	0.1282	-0.0766	0.4629	0.4798	0.8518
intrCA	0.0784	-0.0467	-0.0045	0.0107	0.0404	0.0033	0.1899
Tauxdendet	-0.0384	-0.0035	0.0131	0.0035	0.0237	-0.0630	-0.0387
Caprem	0.0839	-0.0055	-0.0206	-0.0013	-0.0477	-0.0210	-0.0214
CAF	-0.3729	0.1597	0.3659	-0.3118	0.5386	0.0417	0.2305
ROA	-0.3735	0.2663	0.3984	-0.3467	0.5421	0.0710	0.1452
Perf	-0.4053	0.2554	0.3888	-0.3173	0.5896	0.1218	0.2873
renbrut	-0.1169	0.0952	0.9554	-0.9481	0.5515	0.0207	0.0431
rennet	-0.4068	0.1973	0.3964	-0.3209	0.6056	0.1434	0.2858
ROE	-0.1094	0.0666	0.9615	-0.9554	0.5547	0.0257	0.0428
endementRD	-0.1231	0.0374	0.9300	-0.9200	0.5856	0.0628	0.0668
chargfinEBE	0.0663	0.0121	0.0181	0.0138	0.0691	-0.0274	0.0098
FRTA	-0.3974	0.2499	0.1816	-0.1197	0.5068	0.8308	0.6590
RETA	-0.3747	0.2390	0.6539	-0.5883	0.6699	0.1727	0.1912
REcharfin	0.0572	0.0087	-0.0098	0.0169	0.0476	0.0178	0.0333
VentesTA	-0.0218	-0.0294	-0.0571	0.0507	-0.0936	0.0040	-0.1842

	Liquir~i	intrCA	Tauxde~t	Caprem	CAF	ROA	Perf
Liquirdui	1.0000						
intrCA	0.2151	1.0000					
Tauxdendet	0.0035	-0.0036	1.0000				
Caprem	0.0156	0.1276	-0.0157	1.0000			
CAF	0.2744	-0.0570	0.1070	-0.0004	1.0000		
ROA	0.1613	-0.0828	0.1483	-0.0230	0.7264	1.0000	
Perf	0.3297	-0.0988	0.1301	-0.0655	0.8069	0.7940	1.0000
renbrut	0.0330	0.0353	0.0234	-0.0030	0.3054	0.3775	0.3435
rennet	0.3343	-0.1433	0.0975	-0.1124	0.8725	0.6917	0.8888
ROE	0.0290	0.0277	0.0164	-0.0055	0.2988	0.3567	0.3232
endementRD	0.0517	-0.0005	0.0255	-0.0048	0.3623	0.4120	0.3757
chargfinEBE	-0.0041	-0.3561	0.0289	-0.0586	0.0017	0.0484	0.0377
FRTA	0.5171	-0.0586	-0.0710	-0.0399	0.1409	0.2135	0.2412
RETA	0.2131	-0.0564	0.1426	-0.0124	0.6424	0.8200	0.7779
REcharfin	0.0134	0.0239	0.0020	0.0016	0.0267	0.0345	0.0207
VentesTA	-0.1762	-0.2759	-0.0642	-0.0685	-0.0982	-0.0790	-0.0500

	renbrut	rennet	ROE	rendem~D	chargf~E	FRTA	RETA
renbrut	1.0000						
rennet	0.3291	1.0000					
ROE	0.9967	0.3226	1.0000				
rendementRD	0.9195	0.3723	0.9230	1.0000			
chargfinEBE	0.0143	0.0272	0.0119	0.0068	1.0000		
FRTA	0.0493	0.2256	0.0509	0.0923	-0.0373	1.0000	
RETA	0.6163	0.6771	0.5996	0.6589	0.0365	0.2899	1.0000
REcharfin	0.0061	-0.0067	-0.0021	0.0131	-0.0034	0.0393	0.0235
VentesTA	-0.0482	-0.0011	-0.0424	-0.0521	0.0079	-0.0327	-0.0339

Annexe 3 : Matrice de corrélation pour le modèle M2

	Dfaill~e	equifin	indfin	endet	Autfin	FinanAC	LiquiGen
Dfaillance	1.0000						
equifin	-0.0753	1.0000					
indfin	-0.3741	0.0686	1.0000				
endet	0.1234	-0.0008	-0.7103	1.0000			
Autfin	-0.2735	0.0011	0.6759	-0.4429	1.0000		
FinanAC	-0.1622	0.0344	0.2884	-0.1077	0.4137	1.0000	
LiquiGen	-0.0938	0.0072	0.1234	-0.0535	0.3009	0.2756	1.0000
Liquirdui	-0.0905	0.0121	0.1154	-0.0815	0.2433	0.1949	0.9645
intrCA	0.1030	-0.0129	-0.0335	0.0533	0.0331	0.0124	0.1494
Tauxdendet	-0.0140	0.1245	-0.0433	0.0666	-0.0647	-0.0198	-0.0118
Caprem	-0.0675	0.3428	-0.0280	0.1014	-0.0175	0.0301	0.0131
CAF	-0.3482	0.0340	0.3660	-0.2030	0.3966	0.0700	0.0612
ROA	-0.3487	0.0363	0.3417	-0.1642	0.3744	0.0497	0.1486
Perf	-0.3937	0.0497	0.4051	-0.1913	0.3330	0.1613	-0.0077
renbrut	-0.1696	0.0128	0.2050	-0.1410	0.1624	0.1638	0.0188
rennet	-0.3574	0.0427	0.4153	-0.2012	0.3730	0.2143	-0.0013
ROE	-0.1563	0.0125	0.2375	-0.1709	0.2178	0.2067	0.0280
rendementRD	-0.1528	0.0170	0.2471	-0.0205	0.2179	0.1263	0.0537
chargfinEBE	0.0198	-0.0030	-0.0215	-0.0307	0.0050	0.0243	0.0031
FRTA	-0.2253	0.0717	0.3937	-0.0814	0.5588	0.7495	0.3362
RETA	-0.4872	0.0636	0.5348	-0.2155	0.4691	0.2469	0.1006
REcharfin	-0.0417	-0.0025	-0.0105	-0.0319	0.0192	-0.0167	-0.0090
VentesTA	-0.1516	0.0015	-0.0066	-0.0352	-0.1349	0.0233	-0.0988

	Liquir~i	intrCA	Tauxde~t	Caprem	CAF	ROA	Perf
Liquirdui	1.0000						
intrCA	0.1663	1.0000					
Tauxdendet	-0.0061	0.0044	1.0000				
Caprem	0.0190	0.0143	0.3294	1.0000			
CAF	0.0712	0.1005	0.0346	0.0394	1.0000		
ROA	0.1636	-0.0700	0.0228	0.0277	0.7956	1.0000	
Perf	-0.0042	-0.4166	0.0271	0.0286	0.6587	0.7008	1.0000
renbrut	0.0272	-0.0190	0.0483	0.0130	0.2446	0.2666	0.2759
rennet	-0.0017	-0.2495	0.0297	0.0344	0.6925	0.6437	0.9011
ROE	0.0312	-0.0177	0.0602	0.0169	0.2517	0.2495	0.2654
rendementRD	0.0407	0.0008	0.0164	0.0158	0.2504	0.2350	0.2746
chargfinEBE	0.0115	0.1478	-0.0001	-0.0032	-0.0132	0.0020	-0.1205
FRTA	0.2232	-0.0489	-0.0217	0.0678	0.1914	0.1885	0.2623
RETA	0.1048	-0.0460	0.0662	0.0383	0.6041	0.6818	0.7040
REcharfin	-0.0040	-0.0070	-0.0060	-0.0034	0.0967	0.1964	0.0818
VentesTA	-0.0842	-0.1414	-0.0420	-0.0451	-0.0149	-0.0399	0.0807

	renbrut	rennet	ROE	rendem~D	chargf~E	FRTA	RETA
renbrut	1.0000						
rennet	0.2435	1.0000					
ROE	0.9487	0.2825	1.0000				
rendementRD	0.0958	0.2606	0.1037	1.0000			
chargfinEBE	-0.0066	-0.0754	-0.0024	0.0038	1.0000		
FRTA	0.1020	0.2758	0.1272	0.2086	0.0115	1.0000	
RETA	0.3441	0.6455	0.3190	0.3065	0.0095	0.3389	1.0000
REcharfin	0.0186	0.0855	0.0185	0.0108	-0.0019	-0.0256	0.0740
VentesTA	0.0135	0.0988	0.0170	0.0167	0.0491	-0.0081	0.0182

Annexe 4 : pourcentage de classification du modèle « crise » et « post-crise »

	Modèle crise	
	Échantillon d'estimation	Echantillon out of sample
Sensibilité	73.33%	68.10%
Spécificité	77.69%	70.39%
Valeur prédictive positive	76.52%	69.60%
Valeur prédictive négative	74.60%	68.91%
Correctement classé	75.52%	69.25%

	Modèle post-crise	
	Échantillon d'estimation	Echantillon out of sample
Sensibilité	74.76%	74.57%
Spécificité	79.94%	81.55%
Valeur prédictive positive	78.84%	80.09%
Valeur prédictive négative	76.00%	76.31%
Correctement classé	77.35%	78.06%

Figure 7 : Qualité de précision du modèle M1

Nous nous basons sur la courbe ROC ci-dessous pour évaluer la précision de classification du modèle lorsqu'il est appliqué à son échantillon de développement. L'utilisation de la courbe ROC permet d'éviter le problème de sélection lié à la valeur de coupe optimale puisqu'elle examine la qualité de précision du modèle sur tout le spectre des points de coupe possibles. Plus la valeur de la courbe se rapproche de 1, plus la qualité du modèle est jugée satisfaisante.

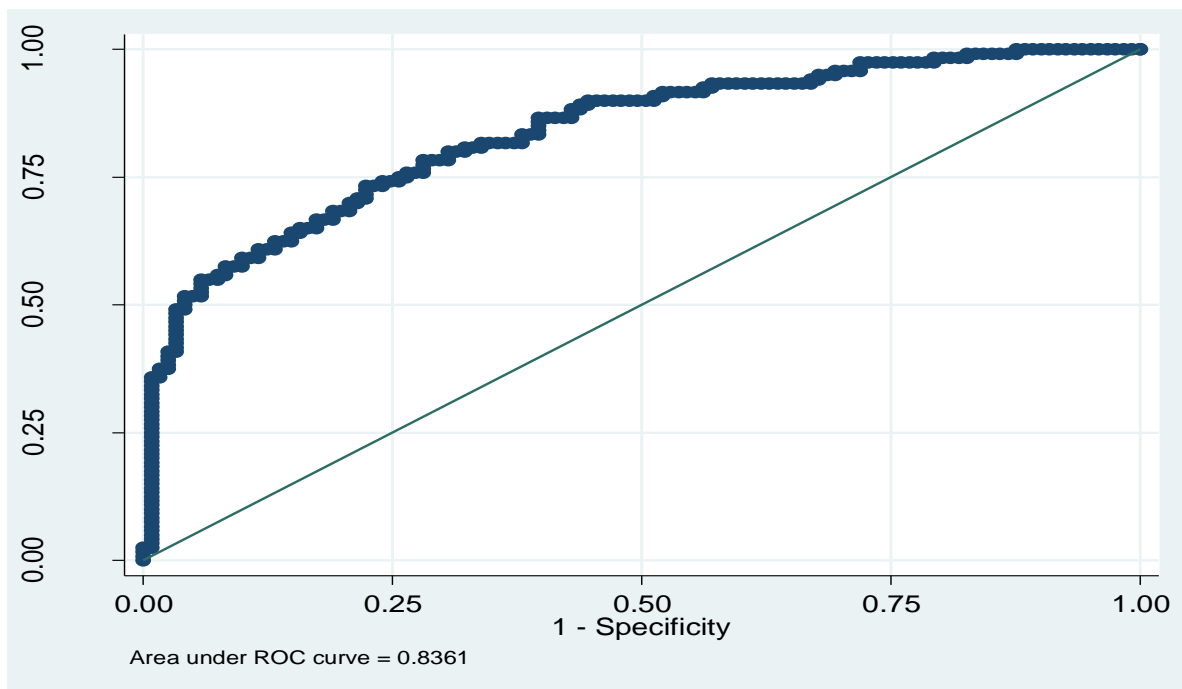


Figure 8 : Précision prédictive du modèle M1 appliquée à un échantillon out-of-sample

La figure ci-dessous rapporte la puissance prédictive du modèle lorsqu'il est appliqué à un échantillon out of sample. La courbe ROC montre que la puissance prédictive du modèle s'est affaiblie lorsqu'il est appliqué dans un environnement économique différent de son échantillon d'estimation initial.

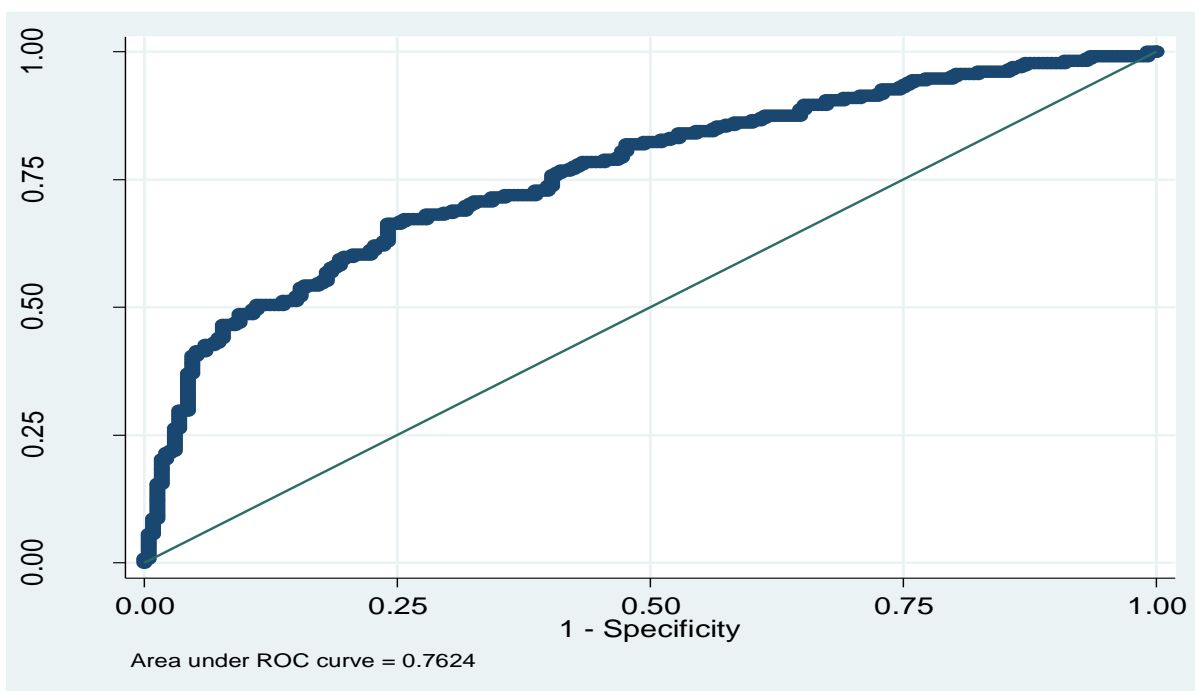


Figure 9 : Qualité de précision du modèle M2

La figure ci-dessous rapporte la capacité de classification du modèle post-crise lorsqu'il est appliqué à son échantillon d'estimation.

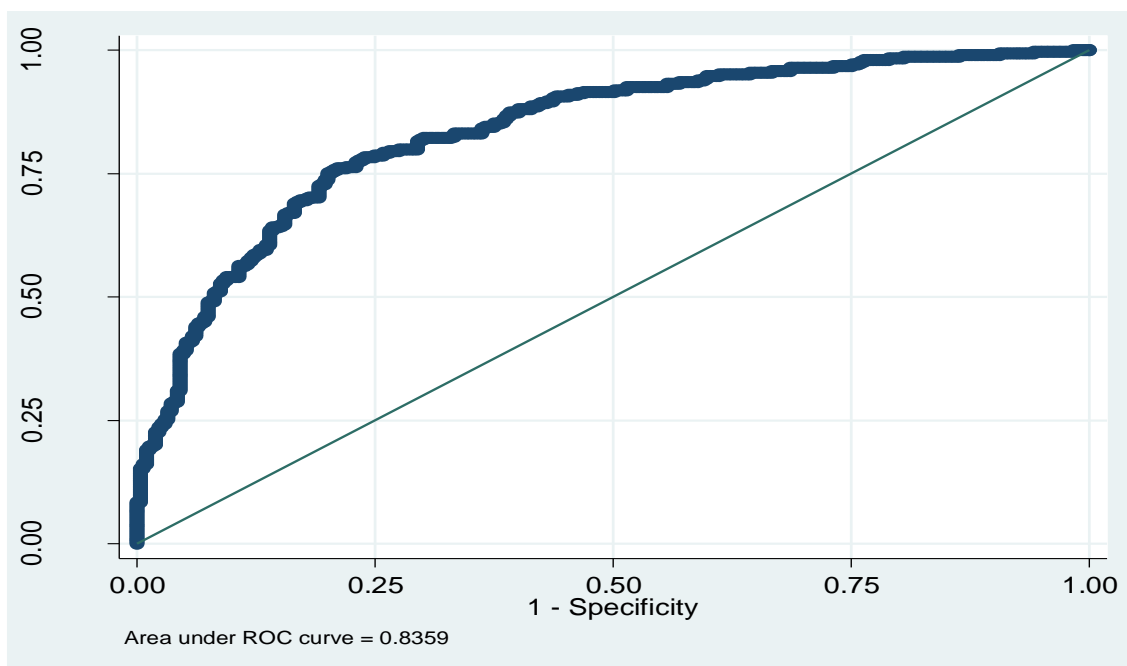
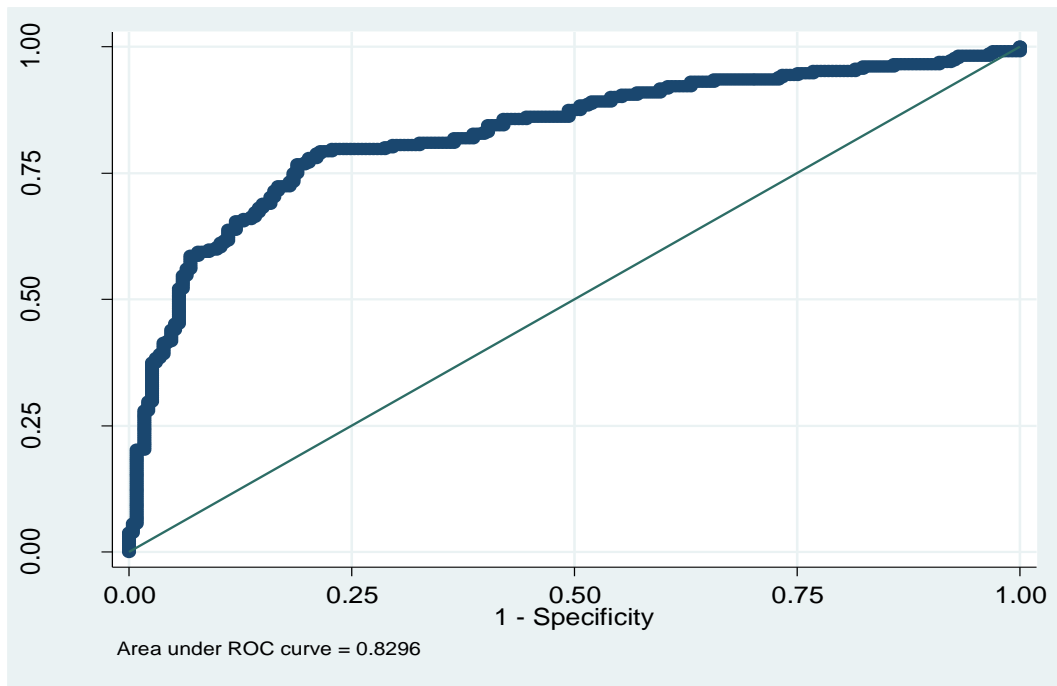


Figure 10 : la puissance prédictive du modèle

La figure ci-dessous rapporte la puissance prédictive du modèle post-crise lorsqu'il est appliqué à un échantillon out of sample. La courbe ROC montre que la puissance prédictive du modèle est restée, relativement, stable bien que le modèle soit appliqué à de données hors échantillon. Cette stabilité de performance du modèle peut être expliquée par le fait que l'échantillon out of sample soit composé des entreprises issues du même cycle économique (période de stabilité) que celui de l'échantillon d'estimation.



Bibliographie

Aharony J., Jones C.P. et Swary I. (1980), « An analysis of risk and return characteristics of corporate bankruptcy using capital market data », *The Journal of Finance*, vol. 35, n°4, pp. 1001–1016.

Altman E.I. (1968), « Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy », *The journal of finance*, vol. 23, n°4, pp. 589–609.

Altman E.I. et Brenner M. (1981), « Information effects and stock market response to signs of firm deterioration », *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 16, n°1, pp. 35–51.

Altman E.I. et McGough T.P. (1974), « Evaluation of a company as a going concern », *Journal of Accountancy*, vol. 138, n°6, pp. 50–57.

Altman E.I. et Sabato G. (2007), « Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market », *Abacus*, vol. 43, n°3, pp. 332–357.

Aziz A., Emanuel D.C. et Lawson G.H. (1988), « Bankruptcy prediction-an investigation of cash flow based models », *Journal of Management Studies*, vol. 25, n°5, pp. 419–437.

Beaver W.H. (1966), « Financial ratios as predictors of failure », *Journal of accounting research*, pp. 71–111.

Beaver W.H. (1968), « Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure », *Journal of Accounting Research*, vol. 6, n°2, pp. 179-192.

Benston G.J. (1967), « Published corporate accounting data and stock prices », *Journal of Accounting Research*, pp. 22–54.

Charreaux G. (1996), *Gestion financière: DECF-DESCF*, Litec.

Chatterjee S. et Hadi A.S. (2015), *Regression analysis by example*, John Wiley & Sons.

Clark T.A. et Weinstein M.I. (1983), « The behavior of the common stock of bankrupt firms », *The Journal of Finance*, vol. 38, n°2, pp. 489–504.

Deakin E.B. (1972), « A discriminant analysis of predictors of business failure », *Journal of accounting research*, pp. 167–179.

Dietsch M. et Petey J. (2004), « Should SME exposures be treated as retail or corporate exposures? A comparative analysis of default probabilities and asset correlations in French and German SMEs », *Journal of Banking & Finance*, vol. 28, n°4, pp. 773–788.

Edmister R.O. (1972), « An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction », *Journal of Financial and Quantitative analysis*, vol. 7, n°2, pp. 1477–1493.

Flagg J.C., Giroux G.A. et Wiggins C.E. (1991), « Predicting corporate bankruptcy using failing firms », *Review of financial Economics*, vol. 1, n°1, pp. 67.

Frydman H., Altman E.I. et KAO D.-L. (1985), « Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress », *The Journal of Finance*, vol. 40, n°1, pp. 269–291.

Gentry J.A., Newbold P. et Whitford D.T. (1985), « Classifying bankrupt firms with funds flow components », *Journal of Accounting research*, pp. 146–160.

Gepp A. et Kumar K. (2008), « The role of survival analysis in financial distress prediction », *International research journal of finance and economics*, n°16, pp. 13.

Gresse C. (2003), « Les entreprises en difficulté », Paris Dauphine University.

Hamer M.M. (1983), « Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets », *Journal of Accounting and Public Policy*, vol. 2, n°4, pp. 289–307.

Holmen J.S. (1988), « Using financial ratios to predict bankruptcy: an evaluation of classic models using recent evidence », *Akron Business and Economic Review*, vol. 19, n°1, pp. 52–63.

Jardin P. du (2009), « Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? »,.

Keasey K. et Watson R. (1987), « Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses », *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 14, n°3, pp. 335–354.

Laitinen T. et Kankaanpaa M. (1999), « Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case », *European Accounting Review*, vol. 8, n°1, pp. 67–92.

Lane W.R., Looney S.W. et Wansley J.W. (1986), « An application of the Cox proportional hazards model to bank failure », *Journal of Banking & Finance*, vol. 10, n°4, pp. 511–531.

Lehmann B. (2003), « Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating »,.

Malécot J.-F. (1981), « Les défaillances: un essai d'explication », *Revue française de gestion*, vol. 32, pp. 10–18.

Mensah Y.M. (1984), « An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study », *Journal of Accounting Research*, pp. 380–395.

Moyer R.C. (1977), « Forecasting financial failure: a re-examination », *Financial Management*, vol. 6, n°1, pp. 11.

Odom M.D. et Sharda R. (1990), « A neural network model for bankruptcy prediction », *Neural Networks, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on*, pp. 163–168.

Ohlson J.A. (1980), « Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy », *Journal of accounting research*, pp. 109–131.

Ooghe H., Joos P., De Vos D. et De Bourdeaudhuij C. (1994), « Towards an improved method of evaluation of financial distress models and presentation of their results »,.

Ooghe H. et Van Wymeersch C. (1996), *Traité d'analyse financière: avec application aux comptes sociaux et aux comptes consolidés des entreprises établis selon les normes des arrêtés royaux du 8 octobre 1976 et du 6 mars 1990*, Wolters Kluwer Belgique: Presses universitaires de Namur.

Pinches G.E., Mingo K.A. et Caruthers J.K. (1973), « The Stability of Financial Patterns in Industrial Organizations », *The Journal of Finance*, vol. 28, n°2, pp. 389-396.

Pompe P.P.M. et Bilderbeek J. (2005), « Bankruptcy prediction: the influence of the year prior to failure selected for model building and the effects in a period of economic decline », *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, vol. 13, n°2, pp. 95-112.

Reilly F.K. (1991), « Using Cash Flows and Financial Ratios to Predict Bankruptcies », *AIMR Conference Proceedings*, vol. 1991, pp. 23–29.

Rose P.S. et Giroux G.A. (1984), « Predicting corporate bankruptcy: an analytical and empirical evaluation », *Review of Financial Economics*, vol. 19, n°2, pp. 1.

Santomero A.M. et Vinso J.D. (1977), « Estimating the probability of failure for commercial banks and the banking system », *Journal of Banking & Finance*, vol. 1, n°2, pp. 185–205.

Scott J. (1981), « The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models », *Journal of Banking & Finance*, vol. 5, n°3, pp. 317–344.

Shumway T. (2001), « Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model », *The journal of business*, vol. 74, n°1, pp. 101–124.

Studenmund A.H. (2006), *Using Econometrics: A Practical Guide (5 th)*, Boston, MA: Pearson Education, Inc.

Taffler R.J. (1981), *The assessment of financial viability and the measurement of company performance*, City University Business School.

Tsai C.-F. (2009), « Feature selection in bankruptcy prediction », *Knowledge-Based Systems*, vol. 22, n°2, pp. 120–127.

Wilcox J.W. (1971), « GAMBLERS RUIN PREDICTION OF BUSINESS FAILURE USING ACCOUNTING DATA », *Sloan Management Review*, vol. 12, n°3, pp. 1–10.

Zavgren C. (1983), « The prediction of corporate failure: the state of the art », *Journal of Accounting Literature*, vol. 2, n°1, pp. 1–38.

Zavgren C.V. (1985), « Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis », *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 12, n°1, pp. 19-45.

Zmijewski M.E. (1984), « Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models », *Journal of Accounting research*, pp. 59–82.