

ESTIMATION DU RISQUE DE CREDIT ET QUALITE DE L'INFORMATION COMPTABLE EN ALGERIE

Abdelkader **GLIZ***
Mohamed **TOUATI-TLIBA****

RESUME

Lors de l'analyse du risque de crédit, la banque algérienne fait face à un problème de qualité de l'information comptable des entreprises privées. Sous l'angle des modèles d'estimation du risque de crédit et à partir d'un échantillon de 118 crédits d'une banque publique algérienne, nous montrons qu'à l'instar des économies avancées, l'endettement et la trésorerie discriminent relativement bien les firmes saines des firmes en défaut. Par contre, aucun indicateur usuel de rentabilité n'est statistiquement significatif, situation attribuable à l'étendue de l'économie informelle et de la gestion des bénéfices. Cependant, la stabilité dans le temps d'une rentabilité positive s'avère être significative, pouvant ainsi valider l'hypothèse du signal permettant à la firme saine de se distinguer. Les informations de sources externes à la firme, comme le mouvement d'affaires confié et la situation fiscale et parafiscale, améliorent l'estimation du risque, reflétant ainsi la réponse des banques à l'asymétrie de l'information¹.

MOTS CLEFS

Asymétrie d'information, risque de crédit, information comptable, gestion des bénéfices, régression logistique, analyse ROC.

JEL CLASSIFICATION : E26, E58, G21, G32 et G33

* Ecole supérieure de commerce-ESC d'Alger. Laboratoire d'études pratiques en sciences commerciales et en sciences de gestion de l'ESC.

** Ecole supérieure de commerce-ESC d'Alger. Laboratoire d'études pratiques en sciences commerciales et en sciences de gestion de l'ESC.

¹ Les auteurs du présent article expriment leurs vifs remerciements à A. Dahmani (ESC d'Alger), R. Djoudad (Bank of Canada), M.C. Ilmane (ESC d'Alger), M. Lasfer (Cass Business School, Londres) ainsi que deux referees anonymes pour leurs précieux commentaires et suggestions.

INTRODUCTION

La problématique du financement bancaire des entreprises privées algériennes, en particulier des PME, est devenue un débat récurrent parmi les professionnels. Les dirigeants de ces entreprises reprochent souvent aux banques de ne pas répondre suffisamment à leurs besoins de financement. Les banques, de leur côté, soutiennent qu'au regard de la faible transparence des comptes des entreprises, l'analyse de risque du secteur privé est relativement complexe ce qui, *in fine*, a pour effet de réduire leurs concours financiers. La faible qualité de l'information comptable représente ainsi une asymétrie d'information pouvant constituer un frein sérieux au développement du crédit aux entreprises du secteur privé (Stiglitz & Weiss, 1981).

Deux principales causes sont à l'origine de ce problème de comptabilité. Il s'agit, en premier lieu, de l'existence en Algérie d'une économie informelle relativement large, estimée par Schneider et al. (2010) à une moyenne de 33% du PIB "officiel" durant la période 1999/2006, contre une moyenne de 13,5% pour les pays à haut revenu de l'OCDE. En second lieu, à travers des manipulations comptables appelées "gestion des bénéfices", le manager peut modifier le résultat comptable pour influencer le jugement des parties prenantes en faveur de l'entreprise (Healy & Wahlen, 1999 ; Fields & al. 2001). Ces manipulations comptables ne sont pas essentiellement dues en Algérie à la flexibilité du système comptable, au sens anglo-saxon, mais plutôt à la faiblesse de l'application des lois et règlements, faiblesse pouvant induire une gestion des bénéfices d'une plus grande ampleur.

Notre objectif est d'analyser l'impact de la qualité de l'information comptable sur l'étude du risque de crédit et ce, par comparaison à la situation prévalant dans les économies avancées. L'angle choisi à cet effet est celui des modèles statistiques d'estimation du risque car ces derniers sont affectés par la qualité de l'information comptable. Pour cela, nous procédons à l'estimation des probabilités de défaut et ce, à partir d'un échantillon de 118 entreprises algériennes de type PME issu du portefeuille d'une grande banque publique algérienne.²

Ces modèles statistiques font régulièrement ressortir un certain nombre de *facteurs explicatifs* de la défaillance, comme par exemple l'endettement, la rentabilité et la liquidité (Ohlson, 1980 ; Altman &

² Les auteurs du présent article remercient vivement les responsables de la Banque Extérieure d'Algérie pour l'accès aux données nécessaires à cette étude.

Sabato, 2005). A ce titre, nous souhaitons tout d'abord étudier si ces facteurs demeurent pertinents dans le contexte algérien. Le second point abordé concerne la réaction des banques algériennes consistant à utiliser de l'information supplémentaire provenant de sources externes à la firme. Ces banques se basent, notamment, sur leur réseau commercial pour l'information relative au mouvement d'affaires confié et sur les services des impôts et de sécurité sociale pour l'information relative à la situation fiscale et parafiscale de la firme.³ La question posée est de savoir si ces modèles montrent bien que cette information supplémentaire améliore la mesure du risque, ce qui établirait ainsi la rationalité des banques dans la recherche de ce type d'information.

Quatre principaux résultats ressortent du présent article. Tout d'abord, les états financiers des entreprises privées algériennes sont assez informatifs du risque de défaillance car, tout comme dans les pays avancés, les ratios de trésorerie et d'endettement sont discriminants. En revanche, aucun indicateur habituel de rentabilité n'est significatif, situation que nous attribuons à la faible qualité de l'information comptable. La stabilité dans le temps d'un bénéfice positif, qui est une mesure particulière de la rentabilité, est toutefois significative, indiquant que les entreprises saines utiliseraient cet indicateur pour signaler leur relative bonne situation financière. Enfin, nous mettons en évidence la réaction des banques face à l'insuffisance de l'information comptable et qui consiste à rechercher de l'information externe à l'entreprise, comme le mouvement d'affaire confié et la situation fiscale et parafiscale.

La première section de cet article décrit le financement du secteur privé comme étant un marché à sélection adverse. La deuxième section traite du problème de la qualité de l'information comptable et la troisième des exigences réglementaires en matière de gestion du risque de crédit. La quatrième section est un survey de la littérature relative à la modélisation de l'estimation du risque de crédit. Les sections 5 à 7 sont consacrées à la présentation des caractéristiques de l'échantillon étudié, des résultats obtenus et à leur interprétation.

³ Pour une banque, le mouvement d'affaires confié par un client représente le chiffre d'affaires qui transite par cette banque. Comme le montre le modèle 3, la proportion du mouvement confié au chiffre d'affaires est un indicateur significatif de risque de crédit.

1- MARCHE DU CREDIT ET SELECTION ADVERSE

La réforme du secteur bancaire algérien, dont le cadre légal est la loi sur la monnaie et le crédit de 1990 (remplacée en 2003), a entre autres permis l'expansion du crédit au secteur privé qui représente 51,84% des crédits distribués en 2009 contre 29,33% en 2000.⁴ Ilmane (2010) relève cependant la baisse de la qualité du crédit octroyé au secteur privé en raison de la proportion élevée, 33%, des créances non performantes. En raison notamment de l'asymétrie de l'information existant entre les banques et les firmes, qui prend ici la forme de la faible qualité de l'information comptable, le marché du financement du secteur privé est typiquement en situation de *sélection adverse* (Akerlof, 1970) et de *rationnement* quantitatif du crédit (Ilmane, 2010) induisant une réduction du volume des crédits accordés.

En effet, en dépit d'importants besoins financiers du secteur privé, le taux d'intermédiation reste faible.⁵ A fin 2009, les crédits distribués représentent seulement 60% des dépôts bancaires, ce qui explique en partie la *surliquidité* des banques algériennes. Par rapport au PIB, les crédits à l'économie ont baissé, passant de 25% en 2004 à 23,8% en 2008 (Bouzar & Ammour, 2011). Cette faiblesse de l'intermédiation ressort aussi à travers le ratio de solvabilité globale (*ratio Cooke*) qui, à fin 2008, était de 16,54%. Le niveau élevé de ce ratio est l'indicateur d'un faible niveau d'activité des banques algériennes.

2- LE PROBLEME DE L'INFORMATION COMPTABLE

Le premier facteur explicatif de la faible qualité de l'information comptable est l'existence d'une importante économie informelle. Dans une étude portant sur 162 pays entre 1999 et 2007, Schneider et al. estiment que l'économie parallèle varie de 16,8% du PIB officiel pour les pays à haut revenu de l'OCDE à 41,2% pour les pays de l'Amérique latine. Selon cette étude, pour l'Algérie ce taux est de 33,1%. En utilisant le modèle macro-électricité, Latrèche (2009) situe ce taux entre 21% et 27%. La fraude fiscale est un facteur important

⁴ Banque d'Algérie, Rapport 2009. Evolution économique et monétaire en Algérie.

⁵ En plus de l'asymétrie de l'information, la faiblesse de l'intermédiation financière en Algérie pourrait être également due à l'existence d'un environnement contraignant et à une certaine insuffisance dans la maîtrise des techniques d'évaluation du risque.

expliquant l'existence de l'économie souterraine, celle-ci comprenant également l'activité dissimulée des entreprises déclarées.

La faible qualité de l'information comptable s'explique aussi par les pratiques comptables consistant à présenter les états financiers sous une forme favorable à l'objectif de la firme. Motivées principalement par des considérations fiscales, elles sont désignées dans la littérature anglo-saxonne par Earnings Management (Sun & Rath, 2008 ; Healy & Wahlen, 1999 ; Fields & al. 2001 ; Watt & Zimmerman, 1990). En Algérie, ces pratiques comptables pourraient être plus fréquentes en raison d'une certaine permissivité dans l'application de la législation. Elles font, en général, ressortir de faibles rentabilités pouvant ne pas constituer une justification économique suffisante à l'octroi de crédits.

Selon Cobham (2005), les pertes fiscales dues à l'évasion et l'évitement fiscaux portent en premier lieu sur l'impôt direct sur le revenu des individus et des sociétés. Ainsi, durant la décennie 1990/1999, ce type d'impôt représente environ 18% du PIB dans les pays (15) de l'UE, mais seulement 6% dans les pays du MENA.

D'importantes mesures ont été introduites en Algérie pour améliorer la qualité de l'information comptable. Promulgué en 2007 et appliqué en 2010, le nouveau référentiel comptable, inspiré des normes IAS/ IFRS, vise à améliorer la fiabilité des états financiers. L'obligation d'audit des comptes des SARL vise ce même objectif, tout comme l'introduction, par l'administration fiscale, de la normalisation du numéro d'identification fiscale (NIF) et l'obligation de renseigner l'état 104 de la liasse fiscale donnant le détail des clients de l'entreprise. La Banque d'Algérie a aussi rendu obligatoire l'audit des comptes des entreprises bénéficiant d'engagements excédant 15% des fonds propres de la banque.

En dépit de ces améliorations, les banques algériennes s'entourent encore d'importantes garanties. Elles estiment, de plus, que celles-ci restent insuffisantes car elles jugent relativement longs les délais d'exécution des décisions de justice pour leur mise en œuvre. Le défaut de prise en compte par la banque, de ce risque de non récupération des garanties (loss given default), est en fait une sous-évaluation du risque de crédit.⁶ La Porta et al. (1997) montrent qu'une plus faible *protection juridique* des investisseurs (actionnaires et

⁶ Cette relation a été suggérée par l'un des referees anonymes.

créanciers), mesurée notamment par la qualité de l'application de la loi, est associée à des marchés de capitaux moins importants.

3. LA REGLEMENTATION DE LA GESTION DU RISQUE DE CREDIT

Le risque de crédit est un souci majeur pour les autorités monétaires et financières. Pour sa maîtrise, il revient au Conseil de la monnaie et du crédit -CMC- d'édicter la réglementation de l'activité bancaire et à la Banque d'Algérie d'en préciser les conditions d'application.

Les principes généraux de l'analyse du risque de crédit sont rappelés par le CMC dans le règlement 02/03 du 18 décembre 2002 relatif au contrôle interne. Selon ce document, l'appréciation du risque de crédit doit se baser sur l'évaluation de la situation financière et de la capacité de remboursement du bénéficiaire, ainsi que sur l'analyse de l'environnement et des caractéristiques des actionnaires et dirigeants. Même si elles ne peuvent être une justification suffisante à l'octroi de crédit, les garanties reçues en sont un élément important.

3.1- Les règles prudentielles de gestion bancaire en Algérie

Les règles prudentielles du CMC et de la Banque d'Algérie sont des règles de gestion du risque de crédit mises en place afin d'en limiter le niveau et l'impact. Ces règles, encore inspirées des normes Bâle I, sont regroupées en trois catégories, à savoir la division des risques, l'exigence en fonds propres et le provisionnement des créances.

Au titre de la division des risques, la Banque d'Algérie exige des banques de limiter leurs engagements envers un client à 25% de leurs fonds propres. Le total des engagements vis-à-vis des clients ayant bénéficié de crédits excédant 15% des fonds propres de la banque ne peut dépasser dix fois ces fonds propres. Concernant le second volet, la Banque d'Algérie requiert des banques des fonds propres d'au moins 8% de leurs engagements totaux pondérés par le risque. Enfin, pour le provisionnement des engagements, la Banque d'Algérie exige des banques de classer, au moins trimestriellement, les crédits octroyés en créances courantes ou en créances classées. Une créance courante est une créance n'ayant fait l'objet d'aucun incident de paiement et "dont le recouvrement intégral dans les délais paraît assuré". Les créances classées sont les crédits pour lesquels la banque estime qu'il existe un risque total ou partiel de non remboursement. Selon le niveau du risque, les créances classées peuvent être à

problèmes potentiels, très risquées ou compromises et sont provisionnées à 30%, 50% ou 100% respectivement.⁷

Approuvées en 2004, les normes Bâle II sont en passe d'être adoptées en Algérie. Ce dispositif énonce explicitement la possibilité pour les banques, à travers l'option du *système de notation interne – NI*, d'utiliser des *modèles statistiques pour l'attribution de notations* aux contreparties de la banque. Le modèle statistique présenté dans le présent article en est un exemple.

3.2- Le nouveau système comptable et financier

Le règlement n° 09-08 du CMC, pris en application du nouveau système comptable algérien, est inspiré de la norme IAS 39 "Instruments financiers : comptabilisation et évaluation". Il définit les règles d'évaluation et de comptabilisation des instruments financiers des banques. Après leur comptabilisation initiale à la *juste valeur*, les prêts et créances ainsi que les actifs financiers détenus jusqu'à leur échéance sont à réévaluer au *coût amorti*.

Tel que défini par l'IAS 39, pour la détermination des éventuelles pertes de valeur dues au risque, le coût amorti nécessite l'estimation des probabilités de défaillance des contreparties des actifs et titres financiers, estimation pouvant être effectuée selon "des approches fondées sur des *formules ou des méthodes statistiques*".

4- LES MODELES D'ESTIMATION DU RISQUE DE CREDIT

A l'origine des modèles d'estimation du risque de crédit, on trouve les travaux de Beaver (1966) sur la faillite des entreprises aux Etats-Unis. Pour corriger la limite de la démarche univariée de Beaver, à savoir que des ratios différents peuvent donner des résultats opposés, Altman (1968) a adopté un modèle d'analyse discriminante linéaire – ADL – sur un échantillon couplé de 66 entreprises cotées en bourse. Il a obtenu une fonction score linéaire de cinq ratios en mesure de classer dans leur groupe effectif 95% des firmes de l'échantillon.

⁷ Voir instruction 74/94 du 29/11/1994 de la Banque d'Algérie relative aux règles prudentielles de gestion des banques et des établissements financiers, prise en application du règlement 91/09 du 14/08/1991 du Conseil de la monnaie et du crédit. Cette instruction précise, notamment, la notion de fonds propres, les taux de pondération des actifs de la banque en fonction du risque de contrepartie ainsi que les règles de classement et de provisionnement des créances.

Le crédit scoring est une méthode statistique multivariée visant à caractériser la défaillance d'entreprises ou d'individus ayant contracté des crédits et à en améliorer la détection précoce. Il est utilisé de façon intensive pour le crédit à la consommation et de plus en plus pour le crédit aux entreprises, en particulier les petites. Déjà en 1998, 62% des plus grandes banques américaines recouraient au crédit scoring pour les petites entreprises (Berger et al. 2010).

Pour estimer les probabilités de défaut des entreprises, les modèles de marché, inspirés des travaux de Black-Scholes-Merton sur les options, semblent fournir significativement plus d'information que les modèles d'Altman (1968) et d'Ohlson (1980) basés sur des données comptables (Altman et Saunders, 1998 ; Hillegeist et al. 2003). Cependant, en dépit de son caractère discontinu et historique, l'information comptable est souvent le principal recours pour mesurer le risque de crédit des entreprises non cotées.

Parmi une myriade de méthodologies de technique statistique, de programmation mathématique et des réseaux de neurones basés sur l'information comptable (Rosenberg & Gleit, 1993), les modèles d'analyse discriminante linéaire -ADL- et de régression logistique -Logit (Amemiya, 1981 et Maddala, 1983) demeurent les plus utilisés pour l'estimation du risque crédit (Altman & Saunders, 1998 ; Rosenberg & Gleit, 1993).

L'optimalité de l'ADL repose sur deux hypothèses limitatives : la normalité du vecteur de caractéristiques des entreprises et l'égalité des matrices de variance/covariance des deux groupes de risque. Si le vecteur de caractéristiques ne suit pas la loi normale, les estimateurs de maximum de vraisemblance du modèle Logit, exhaustifs et convergents et donc plus robustes, sont théoriquement plus appropriés car, dans ce cas, ceux de l'ADL ne sont même pas convergents (Maddala, 1983; Cleary and Angel, 1984 et McFadden, 1976). Les problèmes méthodologiques de l'ADL ont été abordés par certains auteurs (Eisenbeis, 1977; Joy & Tollefson, 1975 et Reichert & al. 1983) et ont touché, entre autres, la distribution des variables, le plan d'échantillonnage, l'interprétation de la signification des variables et l'estimation des taux d'erreur de classification.

Le modèle Logit est utilisé lorsque la variable dépendante est du type qualitatif. Pour l'estimation du risque de crédit, elle peut être dichotomique et prendre l'une des deux modalités possibles, à savoir "entreprise saine" ou "entreprise défaillante".

Pour comparer le pouvoir discriminant des modèles ADL et Logit, Press et Wilson (1978) analysent deux exemples empiriques incluant des variables explicatives dichotomiques et concluent que les estimateurs du modèle Logit performant légèrement mieux. De même, dans un contexte de crédit scoring, Wiginton (1980) trouve que le modèle Logit fournit un taux de bonne classification plus élevé.

5- PRESENTATION DES DONNEES DE L'ECHANTILLON

La présente étude porte sur les crédits d'exploitation octroyés par une grande banque publique algérienne aux PME du secteur privé en fin 2004 et en 2005. La composition de l'échantillon constitué à cet effet, dont le taux de défaillance est de 17,8%, est décrite au tableau 1.⁸ Pour chaque firme de l'échantillon, nous avons collecté environ 140 informations portant sur les états financiers, les caractéristiques de l'entreprise (secteur d'activité, âge, actionnariat, effectif, ...) et les crédits accordés (type, montant, garanties, ...)⁹.

Tableau 1: Composition de l'échantillon

	Entreprises saines	Entreprises en défaut	Total
Crédits 2005	87	18	105
Crédits fin 2004	10	3	13
Total	97	21	118

Sur les 238 entreprises privées ayant bénéficié de crédits en 2005, 25 ont été classées à fin 2006 par le comité de classement et de provisionnement de la banque comme étant défaillantes, soit un taux de défaillance du *portefeuille* de 10,5%.

Notons que notre échantillon ne contient que 18 parmi les 25 entreprises en défaut, les 7 autres ayant une information comptable incomplète. Il y a lieu de souligner que parmi les 7 firmes exclues de l'échantillon, 6 concernent des *affaires nouvelles (nouveaux clients)*. En d'autres termes, la nouveauté de l'affaire constitue pour la banque un facteur de risque important.

⁸ Suivant la littérature en la matière, ce taux de défaillance est calculé sur la base du nombre de crédits en défaut. Mais, calculé à partir des valeurs monétaires, le taux de défaut de l'échantillon est estimé à 27,5%. La banque est plutôt concernée par ce second taux.

⁹ Bien que la taille de l'échantillon limite la généralisation de nos conclusions, la richesse de l'information recueillie permet toutefois d'obtenir une analyse instructive du risque de crédit en Algérie.

Selon les critères de la réglementation algérienne, à l'exception de deux grandes entreprises, le reste de l'échantillon appartient à la catégorie des PME. Le chiffre d'affaires de ces firmes, d'une moyenne de 510 millions DA, varie entre 15 millions et 9,8 milliards DA. De même, le total du bilan, d'une moyenne de 464 millions DA, se situe entre 11 millions et 8 milliards DA. Enfin, l'effectif moyen est de 91 avec un maximum de 850.

La principale (70,34%) forme juridique de ces entreprises est la SARL. De même, à hauteur de 89%, ce sont des entreprises familiales et la possession managériale moyenne est de 57,75%. Les deux premiers actionnaires possèdent environ 80% de l'entreprise, ce qui est l'indication d'une forte concentration de la propriété.

Le tableau 2 présente quelques informations comptables relatives à l'échantillon. Il est obtenu à partir des bilans et comptes de résultats de l'exercice précédant l'année de l'octroi du crédit et des autres pièces du dossier de crédit des entreprises de l'échantillon. En distinguant les entreprises à créances classées des entreprises à créances courantes, distinction basée sur les conclusions du comité de classement, chaque rubrique du bilan et du compte de résultats a été normalisée en l'exprimant par rapport au total du bilan ou au chiffre d'affaires respectivement.¹⁰ Ensuite, sont calculées la moyenne et la médiane de chaque ratio des deux groupes de risque.

La dernière colonne du tableau présente le niveau de signification du test de Wilcoxon. Ce test permet de vérifier si, pour chacune des variables de ce tableau, les deux groupes de firmes sont issus de la même population.

A travers ce tableau, on constate que la structure du passif d'une entreprise saine diffère significativement de celle d'une entreprise en défaut. C'est le cas du taux d'endettement et des dettes financières dont la différence de distribution est significative à 0,3% et 0,1% respectivement. De même, les ratios de disponibilités, des frais financiers et du mouvement d'affaires confié, sont également significatifs à 0,2%, 1,8% et 0,1% respectivement. Notons que du point de vue de la rentabilité, il n'existe pas de différence significative entre les deux groupes, comme il ressort du tableau 4 (page 19).

¹⁰ Les rubriques comptables sont reprises dans le présent article selon leur appellation dans le plan comptable national -PCN-. Afin d'alléger la lecture du texte, on désignera souvent les ratios utilisés uniquement par le nom du compte en numérateur.

Tableau 2 : **Données comptables (une année avant l'octroi du crédit)**

Rubriques	Moyenne (%)		Médiane (%)		α^*
	Firmes saines	Firmes en défaut	Firmes saines	Firmes en défaut	
Immobilisations	31,62	41,26	26,42	40,23	NS
Disponibilités	8,95	2,47	4,74	2,11	0,2%
CCA	14,44	6,61	5,58	1,87	NS
Emprunt LMT	10,24	15,04	0	7,57	NS
Dettes financières	8,12	20,71	2,10	20,31	0,1%
Taux d'endettement	51,98	69,31	56,97	71,92	0,3%
CA (millions DA)	485,62	622,13	133,96	428,90	3,3%
Frais financiers	2,69	4,57	1,57	3,41	1,8%
Mouvement confié/CA	117,95	62,03	100,33	62,12	0,1%
Situation fiscale et parafiscale /CA	1,33	5,50	0	0	NS

* α : niveau de signification selon le test de Wilcoxon ; NS : non significatif ; CCA : compte courant des associés ; CA : chiffre d'affaires.

Les entreprises industrielles représentent 71,43% des entreprises en défaut mais seulement 50,52% des entreprises saines. Cette différence de proportion, significative à 8,1%, pourrait indiquer qu'en moyenne le secteur industriel est plus risqué.¹¹ De plus, comme le montre le tableau 2, la taille des entreprises défaillantes est significativement plus grande que celle des entreprises saines. Ces deux indicateurs montrent donc que les grandes entreprises industrielles sont plutôt plus risquées que les petites entreprises non industrielles. Le secteur des BTPH semble être, par contre, moins risqué car il représente 16% de l'échantillon, mais seulement 4,76% des entreprises en défaut.¹²

6- PRESENTATION DES TROIS MODELES ESTIMES

Le modèle statistique utilisé, la *régression logistique*, permet d'estimer la probabilité de défaut d'un débiteur sur la base de son vecteur de caractéristiques, ces dernières pouvant être d'ordre comptable, statutaire ou autre. Le choix de ce modèle, par rapport à l'ADL, est justifié par un pouvoir explicatif plus élevé comme le

¹¹ Il est apparu à la lecture des dossiers de crédit, lors de l'échantillonnage, que la concurrence étrangère et le marché informel sont souvent invoqués pour expliquer en partie les difficultés financières des entreprises industrielles.

¹² La raison plausible serait les retombées positives des grands travaux de l'Etat.

montre l'analyse ROC dans la sous-section 7.5. Nous estimons, en premier lieu, la probabilité de défaillance sur la seule base de l'information comptable et par la suite en intégrant de l'information provenant de sources externes à l'entreprise. Le tableau 3 présente les trois modèles ainsi obtenus et montre qu'ils sont très significatifs.

Tableau 3: Coefficients et test des trois modèles estimés

	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
	Coefficient	α *	Coefficient	α	Coefficient	α
Constante	- 3,28	0,1%	- 1,77	NS	-0,69	NS
DISP	- 20,51	2,4%	- 20,97	3,6%	-25,6	2,5%
DFIN	7,58	$< 10^{-3}$	8,15	$< 10^{-3}$	9,03	0,1%
DNFIN	3,34	2,3%	2,88	7,5%	4,27	2,2%
STAB			-1,82	0,8%	-1,72	3,7%
MAC					-2,53	1%
SFPF					7,43	6,7%
α du modèle	$< 10^{-3}$		$< 10^{-3}$		$< 10^{-3}$	
Pseudo R^2	26,66%		33,22%		46,28%	

* α : niveau de signification.

Le modèle 1 permet d'estimer le risque de crédit sur la seule base de l'information comptable. Le modèle 2 est une variante du premier intégrant une variable particulière reliée à la rentabilité. Enfin, le modèle 3 intègre en plus de l'information comptable, des informations provenant de sources externes à l'entreprise. En dépit de la faible taille de l'échantillon, la fonction donnant la *probabilité de défaillance* des entreprises permet d'obtenir des *taux de bons classements* satisfaisants autour de 89% pour le modèle 3.

L'utilisation de la régression logistique a fait ressortir les variables explicatives significatives suivantes pour l'estimation de la probabilité de défaillance, où $t-1$ signifie une année avant l'octroi du crédit, R_{t-1} et R_{t-2} le résultat d'exploitation des années $t-1$ et $t-2$:

$$DISP = \text{Total des Disponibilités à } t-1 / \text{Total du Bilan à } t-1$$

$$DETF = \text{Dettes Financières à } t-1 / \text{Total du Bilan à } t-1$$

$$DET NF = \text{Dettes non financières à } t-1 / \text{Total du Bilan à } t-1$$

$$STAB = \text{Stabilité du résultat d'exploitation} = \begin{cases} 1 & \text{si } R_{t-1} > 0 \text{ et } R_{t-2} > 0 \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases}$$

$MAC = \text{Mouvement d'affaire confié à } t - 1 / \text{Chiffre d'affaires à } t - 1$

$SFPF = \text{Situation Fiscale et Para Fiscale} / \text{Chiffre d'affaires à } t - 1$

7- LES DETERMINANTS DE LA PROBABILITE DE DEFAULT

Dans le modèle Logit, on détermine en premier lieu le *score* de l'entreprise puis la probabilité de défaillance P qui est donnée par l'expression $P = EXP(\text{Score}) / (1 + EXP(\text{Score}))$.

7.1- Les données comptables sont-elles informatives du risque ?

Le premier modèle estimé utilise seulement l'information comptable et répond au premier volet de notre problématique qui est de savoir si la qualité de cette information en Algérie a pour effet de modifier, même partiellement, les facteurs explicatifs de la probabilité de défaut apparus dans la littérature sur des données des économies avancées.

L'information comptable, sur deux années successives, est représentée dans notre étude empirique par 33 ratios (comptes normalisés du bilan et du compte de résultats) de chaque année. Le processus de sélection des variables explicatives se déroule en deux étapes (Altman & Sabato, 2005). Dans une première étape, nous retenons toutes les variables pertinentes, en particulier celles apparues dans la littérature. Par la suite, le choix des variables s'effectue par une procédure de sélection *stepwise*.

Le modèle 1, basé uniquement sur l'information comptable, montre qu'il existe trois variables explicatives significatives, à savoir les disponibilités, les dettes financières et les dettes non financières. L'expression du score de l'entreprise selon ce modèle est :¹³

$$\text{Score} = -3,28 - 20,51 \text{ DISP} + 7,58 \text{ DFIN} + 3,34 \text{ DNFIN}$$

(1,01) (9,12) (2,15) (1,47)

La probabilité de défaut est ainsi d'autant plus élevée que l'endettement est élevé et que les disponibilités sont faibles. Le premier résultat est conforme aux théories de la structure du capital selon lesquelles l'endettement entraîne une augmentation de la

¹³ Les nombres entre parenthèses représentent les écarts types des coefficients.

probabilité de faillite (Scott, 2001). Ce modèle montre de plus que les dettes financières qui sont des dettes à *court terme envers les banques* sont statistiquement plus significatives (inférieur à 0,1%) que les autres types de dettes, notamment les dettes à long terme. Le niveau de disponibilités (compte bancaire et encaisse) est également un facteur explicatif important de la probabilité de défaut. Ces deux indicateurs financiers ressortent souvent dans la littérature relative aux modèles d'estimation de probabilité de défaut (Ohlson, 1980 ; Altman et Sabato, 2005 et Rikkers & Thibeault, 2009).

7.2- La rentabilité, facteur non discriminant

Le modèle 1 laisse apparaître un résultat fort intéressant qui révèle une différence importante entre le contexte algérien et celui des pays avancés. Qu'elle soit mesurée par le résultat d'exploitation, le résultat brut, le résultat en instance d'affectation, la valeur ajoutée, l'EBIT (Earnings Before Interest and Taxes) ou l'EBITDA (Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization), la rentabilité n'est pas, en effet, une variable significative dans notre modèle.

Ce résultat est contraire à ceux observés, par exemple, dans Ohlson (1980) pour les Etats-Unis où l'on trouve les mesures de rentabilité suivantes : résultat net / total de l'actif, cash-flow opérationnel/ passif exigible et taux de variation du résultat net. Pour le cas des crédits aux PME d'une banque hollandaise, Rikkers & Thibeault (2009) trouvent l'indicateur de rentabilité résultat net/total actif. Enfin, dans Altman et Sabato (2005) pour les PME d'Italie, d'Australie et des Etats-Unis, les modèles contiennent les indicateurs de rentabilité suivants : Economic Value Added/total de l'actif, EBITDA/total de l'actif, EBITDA/frais financiers et résultat en instance d'affectation/total de l'actif.

L'absence d'indicateur de rentabilité dans le modèle 1 signifie, qu'au point de vue de ce facteur, il n'existe pas de différence entre les firmes saines et les firmes en défaut. Le tableau 4 confirme ce résultat et montre de plus qu'aucun indicateur de rentabilité n'est significatif au sens du test de Wilcoxon, même dans une analyse univariée.

Comme les firmes en difficulté financière ont vraisemblablement des rentabilités inférieures, l'absence de différences significatives suggère l'existence de pratiques de dissimulation de la rentabilité qui semblent être plus importantes chez les entreprises saines. En d'autres

termes, la gestion du résultat (*Earnings management*) serait plus prononcée chez les firmes saines que chez les firmes défaillantes.

Tableau 4 : Test de signification des indicateurs de rentabilité

Rubriques	Moyenne (%)		Médiane (%)		α^*
	Firmes saines	Firmes en défaut	Firmes saines	Firmes en défaut	
Valeur ajoutée /CA	26,02	21,16	22,72	20,02	NS
EBITDA/CA	7,87	6,29	6,88	7,39	NS
Résultat d'exploitation /CA	5,67	2,4	4,25	4,54	NS
Résultat brut / CA	5,42	4,24	4,18	4,24	NS

Cette différence d'incitation de la manipulation du résultat apparaît dans Peltier-Rivest & Swirsky (2000). L'explication rationnelle est que les gains en résultant sont plus élevés pour les entreprises saines. Les entreprises en défaut peuvent également vouloir afficher un résultat comptable moins défavorable, ceci afin d'appuyer leur demande de crédit. Ces deux types de stratégie conduiraient ainsi à une convergence des rentabilités révélées.

7.3- La stabilité du résultat comme signal du type de l'entreprise

Bien qu'elle soit plus motivée par la réduction du résultat révélé, l'entreprise saine est incitée, vis-à-vis de la banque, à se distinguer par rapport à l'entreprise défaillante, ceci afin d'obtenir un meilleur accès au crédit, comme par exemple un taux d'intérêt plus faible ou une moindre exigence en termes de garantie.¹⁴ Pour cela, la firme saine, tout en réduisant la rentabilité *révélée* pour des motifs fiscaux, pourrait être incitée à signaler à la banque qu'elle est saine. Pour être crédible, ce signal doit être plus coûteux pour la firme en défaut (Spence, 1973). Le modèle 2 montre que ce signal peut prendre la forme de la stabilité, dans le temps, de la rentabilité. Cette notion apparaît dans la littérature, notamment chez Peltier-Rivest & Swirsky (2000) qui définissent comme étant saine une entreprise n'ayant pas connu de pertes durant cinq années consécutives. De même, dans

¹⁴ La proportion d'entreprises de l'échantillon auxquelles la banque a exigé une hypothèque est de 44,33% pour les entreprises saines contre 75% pour les entreprises défaillantes. Cette différence est significative à 1,2%.

Ohlson (1980) et Altman & Sabato (2005), cette variable ressort comme facteur explicatif de la probabilité de défaut.

Pour tester la pertinence de ce signal, nous introduisons la variable binaire "stabilité du résultat d'exploitation" définie plus haut. La valeur 1 est un indice de durabilité de la rentabilité. Par contre, si cette variable prend la valeur 0, alors l'entreprise affiche une rentabilité négative dans l'une au moins des deux années précédant la demande de crédit. On obtient ainsi le modèle 2 qui a pour expression :

$$\text{Score} = -1,77 - 20,97 \text{ DISP} + 8,15 \text{ DFIN} + 2,88 \text{ DNFIN} - 1,82 \text{ STAB}$$

(1,18) (9,97) (2,24) (1,62) (0,68)

Dans ce modèle, la variable "stabilité du résultat d'exploitation" est significative à hauteur de 0,8%, ce qui indique bien un pouvoir explicatif élevé de la probabilité de défaut.

7.4- Estimation du risque et informations externes à l'entreprise

Bien que les modèles 1 et 2 aient montré que l'information comptable possède un certain pouvoir discriminant, la banque tient tout de même compte de la motivation des firmes à la manipuler. Par exemple, celles-ci peuvent dissimuler de la dette fournisseur pour afficher une structure de financement équilibrée ou réévaluer les immobilisations pour faire apparaître une meilleure situation nette. Cependant, la plus forte incitation aux manipulations comptables porte sur les résultats, d'où le terme de *Earnings management*.

Pour réduire cette imperfection de l'information, la banque recourt à d'autres sources d'information. En effectuant une visite sur site, la banque recueille des informations pertinentes comme le mouvement des stocks et le climat social. Elle recourt aussi à d'autres sources d'information comme l'administration fiscale pour la situation fiscale, les services de l'assurance sociale pour la situation parafiscale et la Banque d'Algérie (centrale des risques) pour l'encours des crédits de l'entreprise envers les autres banques. L'une de ces sources est la banque elle-même car l'observation du compte du client et l'examen de ses débits et crédits lui permettent de mieux apprécier son activité.

Le modèle 3 montre que l'inclusion d'informations externes à l'entreprise permet d'obtenir une meilleure appréciation du risque de crédit. En plus des variables explicatives comptables des modèles 1 et 2 qui conservent le même sens d'influence et demeurent significatives, le modèle 3 fait ressortir deux autres variables explicatives, à savoir le

mouvement d'affaires confié et la situation fiscale et parafiscale, significatifs à 1% et 6,8% respectivement. En intégrant ces nouvelles variables, le score de l'entreprise est donné par l'expression :

$$\begin{aligned} \text{Score} = & -0,69 - 25,6 \text{ DISP} + 9,03 \text{ DFIN} + 4,27 \text{ DNFIN} \\ & (1,47) \quad (11,46) \quad (2,62) \quad (1,86) \\ & - 1,73 \text{ STAB} - 2,53 \text{ MAC} + 7,43 \text{ SFPPF} \\ & (0,83) \quad (0,98) \quad (4,05) \end{aligned}$$

La variable mouvement d'affaire confié, très significative, est une information produite par la banque elle-même sur l'entreprise. Le mouvement confié apparaît déjà dans Touati-Tliba (2003) comme facteur explicatif de la défaillance dans le contexte algérien.

Ce résultat est en accord avec la théorie de l'intermédiation financière (Leland & Pyle, 1977) selon laquelle, étant donné les problèmes d'asymétrie de l'information, les intermédiaires financiers sont une institution dont l'existence peut être justifiée par leur capacité à rassembler et à produire, de façon plus efficiente que le marché, l'information pertinente relative au niveau de risque de l'entreprise.

Quoique, de façon non formalisée, le mouvement d'affaires confié a été évoqué dans la littérature comme facteur explicatif de la défaillance de l'entreprise. Mester & al. (2002) montrent comment les banques utilisent le suivi du compte de l'entreprise pour contrôler l'aléa moral de celle-ci, en particulier, pour s'assurer que les crédits sont utilisés au financement des opérations courantes de l'entreprise et non de ses pertes éventuelles.

L'apparition de la variable situation fiscale et parafiscale dans le modèle 3 est un résultat particulièrement intéressant car, à notre connaissance, il n'existe pas dans la littérature, de modèle empirique d'estimation du risque où ce facteur ressort explicitement dans l'équation donnant le score ou la probabilité de défaut. Cette variable possède trois traits pertinents pour la banque : la dette fiscale est prioritaire par rapport à la dette bancaire, c'est une information plus actuelle que l'information comptable et elle est de source externe à la firme et ce, au même titre que le mouvement d'affaires confié.

La réaction des banques au problème de l'information comptable ressort dans les modèles de crédit-scoring des banques américaines. En effet, pour tenir compte du problème de l'opacité de l'information comptable des petites entreprises, ces modèles utilisent souvent des informations relatives au propriétaire de l'entreprise comme la

propriété foncière, ses actifs financiers et ses éventuels défauts de paiement passés (Berger et al. 2005). Selon Berger et al. (2010), "L'utilisation de l'information relative à l'entreprise seulement est rare (2%)". De même, Altman & Sabato (2005) notent que l'ajout de variables qualitatives, comme la forme juridique et le secteur d'activité, améliore le pouvoir prédictif des modèles.

7.5- Evaluation des modèles estimés

Le *taux de bon classement* est un critère d'évaluation important d'un modèle d'estimation du risque de crédit. L'affectation d'une entreprise à un groupe dépend du point de séparation (*cut off point*) qui est, dans le modèle Logit, une probabilité de défaut limite P_0 . Le niveau optimal de P_0 dépend notamment des probabilités *a priori* et des coûts de mauvais classement. Le choix du point de séparation dépend de l'objectif recherché. Si la banque adopte une politique de crédit restrictive, elle choisira un point de séparation P_0 relativement faible. Ce dernier constitue un meilleur filtre pour détecter les firmes défaillantes mais peut entraîner le rejet de bonnes relations.

Comme le montre le tableau 1, les entreprises en défaut représentent 17,8% de notre échantillon mais seulement 10,5% de la population. Cette surreprésentation des firmes en défaut, recommandée par King et Zeng (2001) en présence d'évènements rares, vise à réduire les effets négatifs de la relative faiblesse du nombre d'entreprises en défaut. Elle affecte cependant le choix du point de séparation car elle a, notamment pour effet, de surestimer la constante et par conséquent les probabilités de défaut. Pour corriger la constante, ces auteurs proposent de la réduire de la quantité $Ln\left[\frac{(1-\tau)}{\tau}\left(\frac{\bar{y}}{1-\bar{y}}\right)\right]$.¹⁵

Les scalaires τ et \bar{y} représentent la proportion des entreprises en défaut de la population et de l'échantillon, soit $\tau=10,5\%$ et $\bar{y}=17,8\%$ dans notre cas, ce qui donne une correction de la constante de -0,61. Après application de cette formule, la constante corrigée des modèles 1, 2 et 3 devient respectivement -3,89, -2,38 et -1,3.

¹⁵ Selon King et Zeng (2001), pour le modèle logistique, les coefficients des variables explicatives demeurent convergents.

Avec un point de séparation de 14%, le taux de bon classement du modèle 3 est de 89% (85,71% pour les entreprises défaillantes et 89,69% pour les entreprises saines). Pour le modèle 2, ce taux est de 81,36%. Le pouvoir explicatif plus élevé du modèle 3 est confirmé par la statistique pseudo R^2 qui est de 46,28%.

Il est d'usage, dans ce type d'analyse, d'estimer le modèle à partir d'un échantillon dit d'estimation et de le tester à un échantillon dit de validation. Etant donné l'étroitesse de l'échantillon, il n'est pas efficace de le scinder en deux sous-échantillons. Une des solutions existantes, pour disposer tout de même d'une phase de validation, est d'appliquer la procédure LOOCV (leave one out cross validation).

Pour un échantillon composé de n observations, cette dernière consiste à estimer le modèle sur la base de $n-1$ observations et à l'appliquer à l'observation soustraite. Cette opération est répétée n fois pour réaliser une phase de validation. Le taux de bon classement du modèle 3, après validation par la procédure LOOCV, est de 84,75% comme le montre le tableau 5 ci-dessous¹⁶.

Tableau 5 : Taux de bon classement du modèle 3 selon la procédure LOOCV

		Prévision du modèle			% de bon classement
		Saine	Défaillante	Total	
Situation de l'entreprise	Saine	85	12	97	87,63%
	Défaillante	6	15	21	71,43%
	Total	91	27	118	84,75%

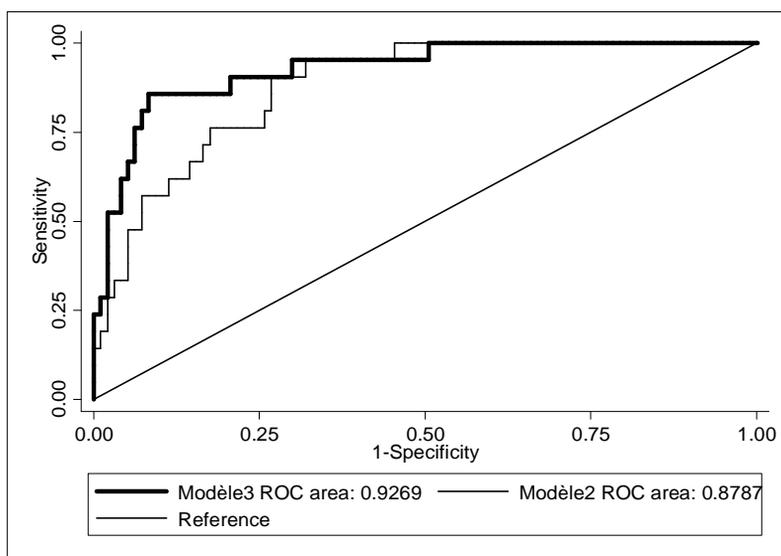
Pour tester si l'ajout de l'information externe à l'entreprise améliore l'estimation du risque de crédit, on peut aussi comparer le pouvoir discriminant des modèles de classification en utilisant la méthodologie des courbes de *receiver operating characteristic* - ROC. La courbe ROC est un graphe tracé dans des coordonnées variant de 0 à 1. L'ordonnée, appelée sensibilité (z), représente pour chaque point de séparation z , le taux de bon classement des entreprises défaillantes (*hit rate*). Pour un modèle Logit, z est la probabilité de défaut et varie

¹⁶ Le taux de bon classement de 84,75%, inférieur à ceux obtenus par Altman (1968) et Ohlson (1980), nous semble tout de même satisfaisant étant donné la définition de la défaillance. Dans notre modèle en effet, une entreprise est en défaut si, entre autres, le retard de remboursement excède 90 jours. Mais, dans Altman (1968) et Ohlson (1980), une entreprise est en défaut si elle est déclarée en faillite. De ce fait, dans les modèles de ces derniers auteurs, la séparation entre les deux groupes d'entreprises est plus nette, ce qui pourrait expliquer leurs meilleurs taux de bon classement.

donc de 0 à 1. L'abscisse représente 1-spécificité(z) (*false alarm rate*) où spécificité(z) est le taux de bon classement des entreprises saines en fonction du point de séparation z (Hanley & McNeil, 1982).

L'aire située sous la courbe ROC, construite à partir d'un échantillon, représente une estimation de la probabilité de bon classement de deux entreprises choisies aléatoirement, l'une étant défaillante et l'autre saine (Hanley & McNeil, 1982). Dans le graphe 1, les courbes ROC des modèles 2 et 3 sont représentées par les courbes fine et épaisse respectivement. On relève que l'aire située sous la courbe fine est de 0,8787 avec un écart type de 0,0345 et celle située sous la courbe épaisse de 0,9269 avec un écart type de 0,0301.

Graphique 1 : Courbes ROC des modèles 2 et 3



Pour comparer le pouvoir discriminant des deux modèles, il faut tester si la différence entre les deux aires est significative. Hanley & McNeil (1983) proposent un test pour tenir compte de la corrélation entre les deux aires, corrélation existant en raison de l'estimation à partir du même échantillon d'entreprises. L'application de ce test aux modèles 2 et 3 montre qu'avec un $\text{Khi}^2(1)$ calculé de 4,26, la différence entre les deux aires est significative à 3,91%. Ceci montre que l'ajout de l'information externe à l'entreprise améliore de façon significative l'estimation du risque.

Le test ROC permet aussi de justifier empiriquement le choix du modèle Logit par rapport au modèle ADL. En effet, la comparaison du modèle obtenu par application de l'ADL avec le modèle 3 montre que ce dernier est plus approprié car la différence des aires, sous les deux courbes ROC, est significative à 5,17%, en faveur du modèle Logit.

CONCLUSION

Le présent article porte sur le problème de la qualité de l'information comptable des entreprises privées, auquel font face les banques algériennes lors de l'analyse du risque de crédit. L'existence d'une large économie informelle d'une part et la gestion des bénéfiques, soit les diverses manipulations comptables destinées à modifier le résultat comptable en faveur de l'entreprise d'autre part, réduisent fortement la fiabilité et la transparence des comptes des entreprises privées.

Nous abordons cette question sous l'angle des modèles d'estimation du risque de crédit car ces derniers sont affectés par la qualité de l'information comptable. Dans ce cadre, notre objectif est d'étudier dans quelle mesure cette approche d'estimation du risque, appliquée au contexte algérien, permet d'obtenir des résultats similaires à ceux rencontrés dans le contexte des économies avancées.

L'utilisation du modèle Logit, pour estimer les probabilités de défaut sur les données d'un échantillon de 118 crédits d'une banque publique algérienne, montre, qu'à l'instar des économies avancées, les ratios d'*endettement* et de *trésorerie* sont des indicateurs discriminants très significatifs et ce, en dépit du caractère imparfait des états financiers des entreprises privées.

Le second résultat obtenu est la mise en évidence d'une différence importante entre ces deux contextes au regard du rôle de la rentabilité en tant que signal des difficultés financières. En effet, dans le modèle 1, aucune mesure habituelle de rentabilité n'a de pouvoir discriminant. Nous interprétons cette différence par le fait que dans le contexte algérien, la gestion des bénéfiques est plus accentuée au sein des firmes saines. Les entreprises en défaut peuvent également vouloir afficher un résultat comptable moins défavorable afin d'appuyer leur demande de crédits. Ces deux types de stratégie conduiraient à une convergence des rentabilités affichées.

Le modèle 2, cependant, montre que la stabilité dans le temps d'un bénéfice d'exploitation est significative. Le rôle de cette mesure

particulière de rentabilité est interprété comme étant un signal, de la part de l'entreprise saine, pour se distinguer de la firme en défaut et est donc le résultat de l'arbitrage entre le gain fiscal de la gestion des bénéfiques et le coût d'être considéré comme une entreprise en défaut.

Afin de réduire les effets négatifs de l'asymétrie de l'information, la réaction de la banque consiste notamment à obtenir de l'information externe à la firme. La mise en évidence du rôle discriminant pour la banque, de ce type d'information, est le quatrième résultat auquel nous parvenons. A travers le modèle 3, nous montrons en effet que deux informations externes à l'entreprise, le mouvement d'affaire confié et la situation fiscale et parafiscale, permettent d'améliorer de façon significative l'estimation de la probabilité de défaut.

Le caractère non significatif du facteur rentabilité et la mise en évidence formelle de la recherche, par la banque, d'information externe à la firme représentent, selon nous, un apport appréciable à la compréhension de l'estimation du risque de crédit en Algérie en relation avec le problème de l'information comptable. Ces résultats gagneraient à être généralisés aux autres banques algériennes, notamment privées, à travers une étude plus élargie.

Références bibliographiques

- Akerlof G.**, 1970. "The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism." In *Quarterly Journal of Economics*; vol. 84, n° 3, pp 488-500.
- Altman E & Sabato G.**, 2005. "Effect of the New Basel Capital Accord on Bank Capital Requirement for SMEs" In *Journal of Financial Services Research*; n° 28, pp 15-42.
- Altman E. & Saunders A.**, 1998. "Credit risk Measurement: Developments over the last twenty years." In *Journal of Banking & Finance*; n° 21, pp 1721-1742.
- Altman E.**, 1968. "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of business failure" In *The Journal of Finance*; vol. 23, n° 4 pp 589-609.
- Amemiya T.**, 1981. "Qualitative Response Models: A survey." In *Journal of Economic Literature*; vol. 19, pp 1483-1536.
- Banque d'Algérie.** Rapports 2000 et 2009. Evolution économique et monétaire en Algérie.

- Beaver W.**, 1966. "Financial ratios as predictors of failure" In *Journal of Accounting Research*; vol. 4, pp 71-111.
- Berger A., Cowan A. & Frame S.**, 2010. "The Surprising Use of Credit Scoring in Small Business Lending by Community Banks and the Attendant Effects on Credit Availability, Risk, and profitability." In *Journal of Financial Services Research*; vol. 39, pp 1-17.
- Berger A. Frame S. & Miller N.**, 2005. "Credit Scoring and the Availability, Price, and Risk of Small Business Credit." In *Journal of Money, Credit and Banking*; vol. 37, n° 21, pp 191-222.
- Bouzar C. & Ammour B.**, 2011. "La bancarisation dans le contexte de libéralisation financière en Algérie." In *Les cahiers du CREAD*, n° 95, pp 53-78.
- Cleary & Angel**, 1984. "The Analysis of Relationships Involving Dichotomous Dependent Variables." In *Journal of Health and Social Behavior*; vol. 25, pp 334-348.
- Cobham A.**, 2005. "Tax Evasion, Tax Rates and development finance." Working Paper n° 129, FTPRC, University of Oxford.
- Eisenbeis R.**, 1977. "Pitfalls in the application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics." In *The Journal of Finance*; vol. 32, n° 3, pp 875-900.
- Fields T. Lys T. & Vincent L.**, 2001. "Empirical research on accounting choice." In *Journal of Accounting and Economics*; vol. 31, n° 1-3, pp 255-307.
- Hanley J. & McNeil**, 1982. "The meaning and use of the area under a Receiver Operating Characteristics curve." In *Radiology*, n° 143, pp 29-36.
- Hanley J & McNeil**, 1983. "A method of comparing the areas under a Receiver Operating Characteristics curve." In *Radiology*, n° 148, pp 839-843.
- Healy P. & Wahlen J.**, 1999. "A review of the earnings management literature and its implications for standard setting." In *Accounting Horizon*; vol. 13, n° 4, pp 365-383.
- Hillegeist S., Keating E., Cram D. & Lundstedt K.**, 2003. "Assessing the probability of bankruptcy." In *Review of accounting studies*; vol. 9, n° 1, pp 5-34.
- Ilmane M C.**, 2010. "Indépendance de la Banque centrale dans une économie en transition. Application de la Banque d'Algérie." In *Revue des sciences commerciales et de gestion*; n° 6, pp 7-52.

- Joy M. & Tollefson J.**, 1975. "On the Financial Application of Discriminant Analysis." In *Journal of financial and quantitative analysis*; vol.10, pp 723-739.
- King G. & Zeng L.**, 2001. "Explaining Rare Events in International Relations." In *International Organisations*; vol. 55, n° 3, pp 693-715.
- La Porta R., Lopez-De-Silanes F., Shleifer A. & Vishny R.**, 1997. "Legal Determinants of External Finance." In *The Journal of Finance*; vol. 52, n° 3, pp 1131-1150.
- Latrèche A.**, 2009. "Evaluation de l'économie souterraine en Algérie." In *Les cahiers du CREAD*, n° 90, pp 107-127.
- Leland H. & Pyle D.**, 1977. "Informational Asymmetries, Financial Structure and Financial Intermediaries." In *The Journal of Finance*; vol. 32, n° 2, pp 371-387.
- Maddala G.**, 1983. *Limited dependent and qualitative in econometrics*. Cambridge University Press.
- McFadden D.**, 1974. "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behaviour." In *Frontiers in Econometrics*. Edited by Zarembka P. New York Academy Press, pp 105-142.
- Mester L., Nakamura L. & Renault M.**, 2002. "Checking Accounts and Bank Monitoring." In *Wharton Financial Institutions Center*. Working Paper n° 99-02-C.
- Ohlson J.**, 1980. "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy." In *Journal of Accounting Research*; vol. 18, No. 1, pp 109-131.
- Peltier-Rivest D. & Swirsky S.**, 2000. "Earnings Management in Healthy Firms." In *Quarterly Journal of Business and Economics*; vol. 39, n° 4, pp 21-37.
- Press J. & Wilson S.**, 1978. "Choosing between logistic regression and discriminant analysis." In *Journal of the American Statistical Association*; vol. 73, n° 364, pp 699-705.
- Reichert A., Cho C. & Wagner G.**, 1983. "An Examination of the Conceptual Issues Involved in Developing Credit-Scoring Models." In *Journal of Business & Economic Statistics*; vol. 1, n° 2, pp 101- 114.
- Ridders F., & Thibeault A.**, 2009. "A Structural form Default Prediction Model for SMEs, Evidence from the Dutch Market." In *Multinational Finance Journal*; vol. 13, n° 3/4, pp 229- 264.
- Rosenberg E., & Gleit A.**, 1994. "Quantitative Methods in Credit Management: A Survey." In *Operations Research*; vol. 42, n° 4, pp 589-613.

- Schneider F., Buehn A. & Montenegro C.,** 2010. "Shadow Economies All over the World. New Estimates for 162 Countries from 1999 to 2007." In *Policy Research Working Paper*, n° 5356, *The World Bank*.
- Scott J.,** 1977. "A theory of optimal capital structure." In *Bell journal of economics*; vol. 7, n° 1, pp 33-54.
- Spence M.,** 1973. "Job Market Signalling." In *Quarterly Journal of Economics*; vol. 87, pp 296-332.
- Stiglitz J. & Weiss A.,** 1981. "Credit Rationing in Markets with Imperfect Information." In *The American Economic Review*; vol. 71, n° 3, pp 393-410.
- Sun L. & Rath S.,** 2008. "Fundamental Determinants, Opportunistic Behavior and Signaling Mechanism: An Integration of Earnings Management Perspectives." In *International Review of Business Research Papers*; vol. 4, n° 4, pp406-420.
- Touati-Tliba M.,** 2003. "Modèles d'aide à la décision d'octroi de crédits et performance du portefeuille crédit des banques publiques algériennes." In *Revue des sciences commerciales et de gestion*, n° 1, pp 73-100.
- Watts R. & Zimmerman J.,** 1990. "Positive Accounting Theory: A Ten Year Perspective." In *The Accounting Review*; vol. 65, n° 1, pp 131-156.
- Wiginton J.,** 1980. "A note on the comparison of Logit and Discriminant models of consumer credit behaviour." In *Journal of financial and quantitative analysis*; vol. 15, n° 3, pp 757-771.