

Modèles d'Aide à la Décision d'Octroi de Crédits et Performance du Portefeuille Crédit des Banques Publiques Algériennes.

Mohamed TOUATI-TLIBA.¹

Résumé

A travers l'analyse de trois échantillons de crédits d'exploitation accordés par des banques publiques algériennes au secteur privé, on a effectué une étude sur la performance du portefeuille crédit ainsi que les problèmes liés au développement d'outils fiables d'aide à la décision d'octroi de crédits.

Quelques aspects négatifs de la gestion bancaire du risque crédit révèlent des traces d'inefficacité due, entre autres, au problème principal/agent.

On a estimé le risque de crédit par deux méthodes différentes : l'analyse discriminante ainsi que le modèle logit. La robustesse du modèle d'analyse discriminante est démontrée même lorsqu'il inclut des variables dichotomiques. En outre, il semble que la performance du modèle logit est légèrement meilleure même lorsque le nombre de variables retenues est inférieur.

Mots Clés Risque de crédit, crédit scoring, problème d'agence, analyse discriminante et modèle logit.

Introduction

Les changements impliqués par la nouvelle dynamique de passage à l'économie de marché, en Algérie, imposent une rigueur nouvelle à la gestion de portefeuille crédit des institutions financières. Ainsi il importe à ces institutions de définir une politique de crédit précise et dynamique et de mettre en place un processus de crédit rapide et fiable.

Les agents économiques s'adressent au système financier afin d'obtenir un financement ou son renouvellement. Ce dernier peut concerner des entreprises ou des individus d'une part, et des crédits à court terme (crédits d'exploitations) ou à long terme (crédits d'investissements) d'autre part.

La décision d'octroi de crédits se base en principe sur l'information concernant le demandeur potentiel de crédits. Cette information est susceptible de nous

¹ Chargé de Cours à l'Ecole Supérieure de Commerce d'Alger, M.Phil. Business Administration, New York University, Maître de Recherche au Laboratoire d'Etudes Pratiques en Sciences Commerciales et en Sciences de Gestion.

Je tiens à remercier mes collègues à l'E.S.C. notamment Chennouf S., Dahmani A., Gliz A. et Mokraoui H. pour leurs remarques sur ce travail. Je tiens également à remercier les étudiants que j'ai encadrés sur le thème de l'octroi de crédits notamment Guenoun, Bakiri, Lazar, Ghrib et Ouarti de l'ESC ainsi que Benhamza et Filali de l'ESB.

renseigner sur les risques (risque d'immobilisation et risque de non remboursement) que peut occasionner cette décision.

Les objectifs d'un modèle d'aide à la décision d'octroi de crédit, visent principalement à déterminer deux éléments fondamentaux :

- La sélection des variables pertinentes pour la décision d'octroi de crédits.
- L'évaluation et la mesure du risque attaché à cette décision.

Ce travail vise l'étude de la performance du portefeuille crédit des banques publiques algériennes ainsi que les problèmes méthodologiques et statistiques liés à la création et au développement d'outils fiables d'aide à la décision pour l'octroi de crédits. En particulier, à travers des échantillons de crédits d'exploitation consentis par quelques banques publiques algériennes au secteur privé, nous tenterons de construire un modèle logistique afin d'estimer et d'évaluer le risque. La performance de ce modèle sera comparée empiriquement à celle du modèle linéaire d'analyse discriminante.

En plus du problème technique lié aux méthodes non adaptées utilisées par les banques publiques algériennes, l'explication de l'inefficacité du portefeuille crédit doit prendre en compte la question centrale qui est le problème d'agence.

En effet, selon la théorie, la situation de conflit d'intérêt entre le principal, en l'occurrence l'état dans notre cas, et l'agent (le manager) se solde, à l'équilibre, par une diminution de la valeur de l'entreprise, en l'occurrence la banque, qui est supportée en totalité par le principal (Jensen & Meckling 1976). Nous chercherons empiriquement des traces de ces types d'inefficacité afin de pouvoir estimer les coûts engendrés. Cette situation est rendue encore plus difficile dans un jeu à trois acteurs si on introduit le client de la banque, ceci implique la nécessité de prise en compte de l'asymétrie d'information dans la relation banque entreprise.

I. Constats sur la Performance du Portefeuille Crédit des Banques Publiques Algériennes

Les constats sur la situation actuelle des banques publiques algériennes, en général, et de la filière crédit en particulier, sont amers.

En marge d'une conférence de presse² organisée par le ministère de la participation et de la coordination des réformes, l'ancien ministre des finances algérien a déclaré que «si les banques publiques ne sont pas réformées dans au maximum une année et demie, elles seront évincées du marché par les banques privées nationales et étrangères qui sont en train de s'installer en Algérie». Il a ajouté que «Les fonctions bancaires sont mal assurées, la fonction crédit est très fragile» et que le portefeuille des banques «n'est pas performant». Il a également signalé que «Trop de crédits ont été donnés par de simples coups de téléphone»

Le ministre des finances a abordé les problèmes de créances irrécouvrables des banques publiques, qui sont estimées à plus de 350 milliards de dinars, pour dire que «on a tendance à parler plus des créances que les banques détiennent sur l'état,

² Voir le quotidien La Tribune du 7/11/2000.

mais pas de celles qu'elles détiennent sur les privés ». Il a interpellé la justice algérienne pour «aider à recouvrer ces créances ».

Dans la partie «politique et procédures de crédit » du «rapport d'évaluation de la Banque Extérieure d'Algérie (B.E.A.) pour le compte de la Banque d'Algérie » (1993), les auteurs du bureau d'étude BDA/ Deloitte & Touche ont constaté parmi les principaux dysfonctionnements, lors de l'étude du cas B.E.A. :

«L'absence de définition d'une politique de crédit précise et dynamique.

Une gamme de produits de crédit couvrant de façon imparfaite les besoins de la clientèle.

Un processus de crédit lent et d'une fiabilité limitée du fait du manque de formation des intervenants et de l'absence d'outils connexes.

Une gestion administrative des crédits fragmentée et dont les procédures ne sont ni clairement formalisées ni respectées.

Une centralisation des risques défectueuse, conduisant à des dépassements importants.

Une gestion du précontentieux et du contentieux inexistante sur les grandes entreprises et insuffisamment dynamique pour les petites et moyennes entreprises.

L'absence de suivi des acteurs de la filière crédit au moyen d'indicateurs de performance. »

Les auteurs du rapport recommandent, entre autres :

«La définition d'une politique de crédit précise et la recherche de produits couvrant les besoins de la clientèle, en particulier permettant d'accroître leur fonds de roulement.

La définition et la formalisation de procédures fiables pour toutes les procédures de la filière crédit.

La formation et la responsabilisation des intervenants.

La création ou le développement d'outils fiables d'aide à la décision et de gestion des crédits. »

II. Les Modèles d'Aide à la Décision d'Octroi de Crédits

1. Le Crédit Scoring

Le crédit scoring, méthode déjà très répandue à travers le monde bancaire, présente des atouts importants (Sireyjol, 1987) à savoir la simplicité, l'homogénéité et la souplesse. Pour l'établissement de crédit, cette méthode permet d'aider à diminuer, contrôler et prévoir les impayés ainsi que la délégation des décisions.

Les modèles de crédit scoring trouvent leur source dans les premiers travaux empiriques, aux Etats-Unis, sur la faillite des entreprises (Beaver, 1966 ; Altman, 1968). La recherche sur la prévision de la faillite est pertinente pour les institutions de crédit, car elle permet de déterminer les conditions de l'octroi de nouveaux crédits ainsi que l'élaboration des politiques de contrôle des crédits existants.

A travers une analyse uni variée de ratios financiers d'entreprises saines et défaillantes d'un échantillon couplé apparié, Beaver (1966) a montré le pouvoir

prévisionnel de six ratios jusqu'à cinq ans avant la faillite. Il a trouvé que le ratio cash flow/dettes est meilleur comme signal de la défaillance de l'entreprise. L'approche uni variée est limitée au sens où différents ratios peuvent donner des prévisions différentes pour une même entreprise.

Altman (1968) est le premier à avoir développé un modèle multi varié d'analyse discriminante pour la prévision de la faillite. L'échantillon d'estimation était couplé apparié (66 entreprises cotées en bourse dont 33 soumises à la procédure de faillite entre 1946 et 1965). L'actif total de ces entreprises varie entre 1 et \$25 millions. L'auteur a montré, à travers une fonction score linéaire, que la faillite peut être expliquée convenablement par une combinaison de cinq ratios. Le succès de son modèle est remarquable durant les deux années précédant la faillite. En effet, 94% des entreprises en faillite et 95% de l'ensemble des entreprises de l'échantillon de l'analyse ont été classées dans leur groupe d'origine. La fonction discriminante était précise même sur des échantillons secondaires introduits afin de tester la fiabilité du modèle.

Contrairement à Altman, Edmiser (1972) effectua des travaux sur les P.M.E. (actif moyen moins de \$ 80000) ayant contracté des crédits auprès de la Small Business Administration. Il a obtenu, pour l'année de défaillance, 95% de bon classement.

En France, il a fallu attendre une décennie pour voir se généraliser des études sur la défaillance des entreprises. On peut citer, à titre d'exemple, les premières études de Canon & Holder (1979), de la Fiduciaire de France et le système de détection de la centrale des bilans de la Banque de France (1983/85).

Certains auteurs (Eisenbeis, 1977 ; Joy & Tollefson, 1978) ont abordé les problèmes méthodologiques et statistiques liés à l'application financière de l'analyse discriminante. Ces derniers sont liés, entre autres, à la distribution des variables, au plan d'échantillonnage, à la réduction de l'espace, à l'interprétation de la signification des variables et à l'estimation des taux d'erreurs de classification.

Si les deux vecteurs des caractéristiques, des entreprises saines et défaillantes, suivent une loi normale de matrices de variance covariance identiques et de moyennes distinctes, le modèle d'analyse discriminante linéaire est optimal. Pour la situation où les matrices sont inégales, la fonction discriminante optimale devient quadratique (Anderson, 1975).

Bien que la violation de l'hypothèse de la normalité puisse biaiser les tests de signification et l'estimation des taux d'erreurs (Eisenbeis, 1977), plusieurs chercheurs n'ont pas préalablement essayé de vérifier, dans leurs études, les conditions d'utilisation de la méthode. Ils ont, dans un souci pragmatique, espéré trouver des résultats utiles.

Hors, la déviation de la normalité est la règle plutôt que l'exception dans les modèles de crédit scoring. En effet, des variables, potentiellement explicatives, peuvent être de nature catégorielle.

En outre, certaines variables continues (ratios par exemple) sont très asymétriques et donc non normales (Foster 1980). Ceci a mené certains chercheurs à procéder à l'utilisation, par exemple, d'une variable dichotomique pour diviser l'échantillon et

estimer des fonctions discriminantes séparées pour chaque modalité de la variable en question. D'autres chercheurs ont effectué des transformations, notamment logarithmiques, sur des variables continues et asymétriques pour les rendre plus symétriques et donc approximativement normales.

Le plan d'échantillonnage pose problème dans beaucoup d'études effectuées dans le domaine. La méthode d'échantillonnage couplé apparié (par taille, secteur d'activité, etc.) exclut les variables de contrôle de l'analyse et implique des tailles égales pour les deux groupes. De plus, dans plusieurs cas l'échantillon d'estimation n'est pas issu de la population ciblée par le chercheur. En effet, si on cible les demandeurs de crédits, les échantillons doivent être tirés de cette population et non pas des bénéficiaires du crédit. Les demandes rejetées, souvent non disponibles, ne sont pas représentées.

Joy & Tollefson (1978) ont distingué deux types de validation des tests de classification, et ont proposé deux échantillons secondaires. Le premier, souvent mal interprété et confus avec le deuxième, sert à cross valider le modèle alors que le second a pour objectif la validation inter temporelle (prévision).

En ce qui concerne la sélection des variables, les méthodes proposées ont été critiquées lorsque les variables sont traitées séparément. Mais comme l'a montré Cochran (1964), des variables apparemment non significatives sur une base univariée peuvent être très significatives dans un modèle multivarié. De plus, une forte corrélation, surtout négative, améliore la discrimination. L'élimination de variables en raison de fortes corrélations entre elles, comme dans le travail de Edmister (1972) n'est donc pas justifiée. Quant à l'importance relative d'une variable dans le modèle, elle ne peut pas être déterminée par son coefficient, ces coefficients ne sont uniques qu'à un constant près. De même, le coefficient standardisé, utilisé par Altman (1968), n'est pas une mesure appropriée du pouvoir discriminant de la variable en question. Joy & Tollefson (1978) ont proposé, comme mesure adéquate, le produit du coefficient par la distance entre les moyennes des deux groupes de la variable concernée.

Enfin, les taux d'erreurs de classification estimés, reportés dans plusieurs études, ne sont pas correctement interprétés. D'abord, les proportions des deux groupes dans l'échantillon reflètent rarement les vrais probabilités a priori ce qui rend ces taux non généralisables. Lorsque ces taux sont estimés à partir de l'échantillon de construction ou à travers l'estimateur de distance de Mahalanobis, ils présentent un biais et peuvent être trop optimistes (Eisenbeis, 1977).

Les années 90 ont connu la parution de plusieurs articles publiés sur les applications des réseaux de neurones en finance. De Bodt, Gottrell & Levasseur (1995) présentent une revue qui concerne, entre autres, la prévision de la faillite (Altman, Marco & Varetto, 1994 ; Coats & Fant, 1992 ; Tam & Kiang, 1992) ainsi que l'octroi de crédit (Ghosh, Collins & Scofield, 1990 ; Madev & Denton, 1990 ; Smith, 1990). D'après De Bodt, Gottrell & Levasseur (1995), «il semble y avoir unanimité entre les auteurs sur le fait que les réseaux de neurones présentent des capacités de classification meilleures que celles des méthodes traditionnelles (en particulier l'analyse discriminante)». Toutefois, Altman, Marco & Varetto (1994)

ont signalé le fait que «les réseaux de neurones exhibent, dans un certain nombre de situations, des comportements inacceptables (par exemple, le sens de l'influence d'une variable économique est contre intuitif)». Tam & Kiang (1992), quant à eux, ont trouvé que «le réseau qui utilise une couche cachée domine les autres approches. Seul le modèle logistique parvient à le battre sur les données disponibles deux ans à l'avance». Une limite importante de l'application financière des réseaux de neurones, signalé par De Bodt, Gottrell & Levasseur (1995), est la difficulté d'interprétation. En effet, «la non linéarité du réseau et les interactions entre les variables rendent impossible l'évaluation directe de l'impact d'une variable explicative sur la variable dépendante».

Reichert, Cho et Wagner (1983) ont abordé le problème de robustesse du modèle d'analyse discriminante linéaire. Leur objectif est de voir si les techniques d'analyse discriminante peuvent être appliquées dans une situation réelle d'octroi de crédits. En particulier, ils ont essayé de mettre en perspective les conditions théoriques du modèle et d'illustrer l'importance du biais lorsque les hypothèses ne sont pas vérifiées. La conclusion générale indique que le pouvoir prévisionnel du modèle est relativement indépendant de certaines hypothèses examinées. Spécialement, ils arrivent aux conclusions suivantes :

- L'inclusion du groupe d'applications de crédit rejetées semble ajouter peu d'information utile pour classifier des risques de crédit marginaux.
- Le fait qu'une partie significative de l'information de crédit ne soit pas normalement distribuée ne présente pas une limite critique. En particulier l'introduction d'un nombre limité de variables dichotomiques semble ne pas perturber sévèrement les résultats de prévision.
- L'utilisation de l'échantillon d'estimation pour valider le modèle implique un biais relativement faible. Lorsque l'échantillon est suffisamment grand, ce biais peut être éliminé à travers un échantillon secondaire indépendant de taille de 20% à 30% de la taille globale.
- L'utilisation des probabilités a priori est nécessaire pour minimiser le nombre total de mauvaise classification.
- Dans plusieurs situations d'octroi de crédits, les fonctions linéaire et quadratique de classification peuvent générer des résultats similaires.

2. Le Modèle d'Analyse Discriminante³

L'objectif de l'analyse discriminante est de distinguer des groupes, identifier leurs différences et classifier des observations actuelles et nouvelles dans des groupes prédéterminés. Cette méthode permet également d'identifier les variables clés qui discriminent le plus entre les groupes.

³ Pour plus de détails et des démonstrations, voir Mardia K., Kent T. & Bibby JM. (1979)

Soit deux populations P_1 et P_2 où $f_j(X^i)$ est la fonction de densité de la population j et $X^i \in R^m$ est un vecteur de caractéristiques de l'individu i . Une règle de discrimination est une partition de R^m en deux régions R_1 et R_2 telle que i est affecté à la population P_1 si et seulement si: $X^i \in R_1$

La fonction de vraisemblance de la population j est : $L_j(\theta_j, X^i) = f_j(X^i, \theta_j)$.

La règle de maximum de vraisemblance consiste à affecter l'individu i à la population P_1 si et seulement si: $\frac{L_1(\theta_1, X^i)}{L_2(\theta_2, X^i)} > 1$.

Lorsque les probabilités a priori π_1 et π_2 sont disponibles, la minimisation de la probabilité d'erreur de classification nécessite l'utilisation de la règle de discrimination de Bayes⁴ : $\frac{L_1(\theta_1, X^i)}{L_2(\theta_2, X^i)} > \frac{\pi_2}{\pi_1}$

Pour deux populations normales de paramètres μ_1, μ_2, Σ_1 et Σ_2 tels que $\mu_1 \neq \mu_2$ et $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, cette règle prend la forme linéaire suivante :

$$(\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (X^i - \mu) > \log \left(\frac{\pi_2}{\pi_1} \right) \quad \text{où} \quad \mu = \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_2).$$

Lorsque les paramètres μ_1, μ_2, Σ sont inconnus, on utilise leurs estimateurs sans biais $\bar{X}_1, \bar{X}_2$ et $S = \frac{(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2}{n_1 + n_2 - 2}$.

La règle de discrimination est donc donnée par l'expression linéaire suivante :

$$h(X^i) = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S^{-1} (X^i - \bar{X}) > \log \left(\frac{\pi_2}{\pi_1} \right)$$

$$\text{Où} \quad \bar{X} = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2)$$

3. Le Modèle Logit⁵

Soit le modèle linéaire suivant :

⁴ Cette règle devient la règle de maximum de vraisemblance lorsque $\pi_1 = \pi_2$.

⁵ Pour plus de détails et des démonstrations, voir Maddala G. (1983).

$$Y_i^* = \beta' X^i + \mu_i \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Où Y_i^* est une variable dépendante latente (non observable)

β est un vecteur de paramètre à estimer

X^i est un vecteur de caractéristiques

et μ_i est un terme aléatoire d'erreur

On observe la variable dichotomique Y_i associée à Y_i^* telle que :

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } Y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

Pour écrire la fonction de vraisemblance du modèle, nous avons :

$$\begin{aligned} P(Y_i = 1) &= P(Y_i^* > 0) = P(\beta' X^i + u_i > 0) \\ &= P(u_i > -\beta' X^i) = 1 - F(-\beta' X^i) \end{aligned}$$

où $F(\cdot)$ est la fonction de répartition de μ_i

La fonction de vraisemblance est donc définie par :

$$L(\beta; X^i) = \prod_{y_i=0} F(-\beta' X^i) \prod_{y_i=1} (1 - F(-\beta' X^i))$$

$$L(\beta; X^i) = \prod_{i=1}^n (F(-\beta' X^i))^{(1-y_i)} (1 - F(-\beta' X^i))^{y_i}$$

On peut alors exprimer le logarithme de la fonction de vraisemblance

$$l(\beta; X^i) = \log(L) = \sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \log(F(-\beta' X^i)) + \sum_{i=1}^n Y_i \log(1 - F(-\beta' X^i))$$

On suppose ici que le terme d'erreur suit une loi logistique, la fonction de répartition est alors donnée par : $F(u) = \frac{\exp(u)}{1 + \exp(u)}$.

On peut vérifier les relations suivantes où $f(\cdot)$ est la densité de la loi logistique :

$$F(-u) = 1 - F(u)$$

$$f(u) = F(u)(1 - F(u))$$

$$F(u) = \frac{f(-u)}{F(-u)}$$

$$\therefore P(Y_i = 1) = 1 - F(-\beta' X^i) = F(\beta' X^i)$$

$$\text{D'où } l(\beta; X^i) = \sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \log(F(-\beta' X^i)) + \sum_{i=1}^n Y_i \log(F(\beta' X^i))$$

Le système d'équation suivant représente les conditions du premier ordre

$$\frac{\partial l(\beta; X^i)}{\partial \beta} = - \sum_{i=1}^n (1-Y_i) X^i (F(\beta' X^i)) + \sum_{i=1}^n Y_i X^i F(-\beta' X^i) = 0$$

On a alors
$$\sum_{i=1}^n X^i F(\beta' X^i) = \sum_{i=1}^n Y_i X^i$$

Ce système d'équations est non linéaire en β sa résolution peut être accomplie par une méthode itérative telle que l'algorithme de Newton Raphson. Ce système a les particularités suivantes

- Si un terme constant est inclus dans le modèle on a :
$$\sum_{i=1}^n F(\beta' X^i) = \sum_{i=1}^n Y_i$$

Ce qui implique que la moyenne des probabilités estimées est égale au pourcentage observé.

- Si le modèle inclut une variable dichotomique, on déduit un résultat similaire pour les deux modalités.

Les conditions du deuxième ordre sont :

$$\frac{\partial^2 l(\beta; X^i)}{\partial \beta \partial \beta'} = \sum_{i=1}^n -F(\beta' X^i)(1-F(\beta' X^i))(X^i)(X^i)'$$

La matrice $(X^i)(X^i)'$ est définie positive, par conséquent la matrice

$\frac{\partial^2 l(\beta; X^i)}{\partial \beta \partial \beta'}$ est définie négative. On conclut que la fonction de vraisemblance est

concave. La distribution asymptotique de l'estimateur de maximum de vraisemblance de β est une loi normale multi variée de moyenne β et de matrice de variance covariance $(I(\beta))^{-1}$ où $I(\beta) = E\left(\frac{\partial^2 l(\beta; X^i)}{\partial \beta \partial \beta'}\right)$.

Pour déterminer l'impact d'une variable explicative sur la probabilité individuelle,

on écrit :
$$\frac{\partial P(Y_i=1)}{\partial X_k^i} = \beta_k F(\beta' X^i)(1-F(\beta' X^i))$$

On constate que cet impact n'est pas linéaire en β mais il dépend des caractéristiques individuelles.

Logit vs. Analyse Discriminante

Si le vecteur des caractéristiques suit une loi normale, les estimateurs de l'analyse discriminante (E.A.D.) sont les vrais estimateurs de maximum de vraisemblance (E.M.V.), ils sont donc asymptotiquement plus efficaces que les E.M.V. d'un modèle logit (E.M.V.L.). Cependant, si le vecteur de caractéristiques

n'est pas normal les E.A.D. ne sont même pas convergents, par contre les E.M.V.L. sont convergents et donc plus robustes (MADALA, 1983).

A travers deux exemples empiriques dans lesquelles les variables indépendantes sont dichotomiques et donc l'hypothèse de la normalité est violée, Press et Wilson (1978) ont calculé la probabilité de bonne classification des deux méthodes d'estimation. Pour les deux exemples étudiés, ils ont trouvé les E.M.V.L. légèrement meilleurs que les E.A.D.

III. L'Etude Empirique

1. Analyse Descriptive des Données Statistiques:

La base de données est constituée des dossiers de crédits des entreprises privées dont on connaît l'issue.

Le plan d'échantillonnage consiste à tirer un échantillon aléatoire simple à partir de la liste des clients ayant bénéficié d'un crédit d'exploitation durant la période étudiée. Toutefois, les dossiers qui figurent sur la liste des clients mais introuvables dans les archives, existants mais ne contenant pas de documents comptables ou encore des dossiers dont on connaît pas le sort ne sont pas représentés dans l'échantillon. Etant donnée cette situation, il est à noter qu'on ne peut que sous estimer l'ampleur de l'inefficacité des portefeuilles de crédit étudiés. Les dossiers non observables, pour une raison ou une autre, sont vraisemblablement des dossiers des mauvais clients.

Une autre source de biais potentielle dans nos estimations est le fait qu'on ne peut observer les demandes rejetées.

Pour l'évaluation du risque, nous avons à notre disposition les trois échantillons suivants:

Echantillon 1 : Cet échantillon est composé de 215 entreprises privées domiciliées à la BNA (réparties sur 10 agences) dont les demandes de crédit d'exploitation ont été formulées durant la période 1994/1997 auprès de la direction du réseau d'exploitation d'Alger.

Echantillon 2 : L'échantillon inclut 215 entreprises privées domiciliées à la BNA (réparties sur 5 agences principales du réseau d'exploitation d'Alger) dont les demandes de crédit ont été formulées durant la période 1996/1999.

Echantillon 3 : La taille de cet échantillon est de 202 entreprises privées (PME) domiciliées à la BADR dont les demandes de crédit ont été formulées durant la période 1992/1997.

Selon le risque du crédit ex post, on peut distinguer trois catégories d'entreprises. La seconde catégorie et la troisième concernent respectivement le risque d'immobilisation et de non remboursement.

1/ Entreprises saines : Ce sont les clients jugés comme ayant un comportement satisfaisant ne révélant aucun incident de paiement ni de report d'échéance au-delà de la période tolérée par la banque.

2/ Entreprises précontentieuses : Ces entreprises comprennent les clients qui n'ont pas été en mesure de rembourser leurs crédits à la date prévue et dont le retard de remboursement excède la période tolérée par la banque. Sur le plan comptable, cette phase est constatée par le transfert de la créance à un compte spécial intitulé : « créance compromise en instance de régularisation. »

3/ Entreprises contentieuses : Ces entreprises représentent le cas extrême de non règlement. Après épuisement des voies de recours ordinaires (mise en demeure, injonction à payer, saisie d'arrêts, ...) la créance est transférée à un compte intitulé : « Créance en souffrance. »

Pour cette analyse, on définit une variable dichotomique qui prend la valeur 1 si l'entreprise est saine et 0 sinon. Une entreprise est ainsi considérée défaillante lorsqu'elle est pré contentieuses ou contentieuses.

Ce choix est motivé par le fait que le nombre d'entreprises appartenant aux catégories contentieuses et pré contentieuses dans les échantillons étudiés est limité. De plus, la différence entre la date d'observation et la date d'échéance, pour quelques crédits, n'est pas suffisamment longue pour pouvoir observer si l'entreprise pré contentieuse devient plus tard contentieuse.

La décision d'octroi de crédits se base, en principe, sur l'information concernant le demandeur potentiel de crédits. Cette information est susceptible de nous renseigner sur les risques que peut occasionner cette décision.

Le banquier examine non seulement la situation financière existante et les documents comptables des trois années passées mais il essaye de projeter ce que pourrait être l'entreprise dans les années futures en étudiant l'évolution de l'entreprise et de son secteur. La qualité du client est donc déterminée après analyse des éléments financiers et économiques et observation du fonctionnement du compte. Concernant les trois échantillons étudiés, nous avons à notre disposition les informations suivantes :

L'information comptable : Pour obtenir un crédit de la banque, il est généralement exigé du client le dépôt des trois derniers états financiers (bilans et tableaux de comptes de résultat). Pour l'échantillon 1, cette information est disponible sous forme de comptes normalisés (Common size statements). Cependant, pour les échantillons 2 et 3, on ne dispose que de ratios tirés des bilans financiers.

L'information extra comptable : On distingue ici trois types d'information :

1/ L'information caractérisant l'entreprise et son environnement : âge de l'entreprise, secteur et branche d'activité, statut juridique, effectif,....

Ces variables sont plus ou moins disponibles pour l'ensemble des échantillons étudiés.

2/ L'information liée à la relation banque entreprise : ancienneté de relation, fonctionnement du compte, chiffre d'affaire confié à la banque, nombre de renouvellements, comportement passé du client,

L'information sur le mouvement du compte n'est disponible que pour l'échantillon 3 et partiellement pour l'échantillon 2. Quant au comportement passé du client il n'est pas observable pour l'échantillon 2.

3/ L'information concernant le crédit : Type de crédit, montant du crédit, pouvoir décisionnel, durée de traitement du dossier.....

Les caractéristiques des entreprises saines semblent être différentes de celles des entreprises défaillantes. Cette constatation est vérifiée pour tous les échantillons à notre disposition, qu'il s'agisse de l'information comptable ou extra comptable.

En effet, pour ce qui est de l'information extra comptable, les entreprises défaillantes sont, souvent, plus jeunes que les entreprises saines, leur relation avec la banque est plus récente, leurs comportements passés révèlent des incidents de paiement plus fréquents et leurs comptes sont moins mouvementés.

Quant à l'information comptable, il semble que les entreprises risquées sont plus endettées, supportent des charges plus importantes et ont plus souvent des problèmes de rentabilité et/ou de liquidité.

L'échantillon 1 est représentatif à cet égard. On constate qu'en moyenne, par rapport aux entreprises défaillantes, les entreprises saines sont plus âgées (14.9 ans contre 12.4), leur relation avec la banque est plus ancienne (12.3 années pendant lesquelles une moyenne de 5.5 renouvellements de crédits ont été contractés contre 10.6 années et 4.3 renouvellements), appartiennent plus souvent au secteur de production industrielle (63% contre 46%) et ont eu un meilleur comportement passé (92.6% ont honoré leurs engagements de crédit passés contre 44.7%).

Pour ce qui est de la situation financière, on remarque que les dettes représentent, en moyenne, 54.9% du total bilan des entreprises saines et 58.4% des défaillantes. En particulier, les emprunts bancaires (compte 521) et les avances bancaires (compte 588) des bonnes entreprises ne représentent, respectivement, que 0.76% et 10.5% de l'actif total contre 3.25% et 15.9%. Quant aux charges, on note que les moyennes des ratios frais financiers sur chiffre d'affaires et frais du personnel sur chiffre d'affaires sont, respectivement, 2.65% et 15.8% pour les bons clients contre 4.97% et 19.5% pour les mauvais. De plus, le ratio chiffre d'affaires sur total bilan est de 1.94 en moyenne pour les entreprises saines et de 1.73 pour les défaillantes. De même, les entreprises saines ont réalisé des résultats d'exploitation de l'ordre de 7.31% de leur chiffre d'affaires ce qui représente plus que sept fois la réalisation des entreprises en difficulté. Enfin, les disponibilités sur total bilan sont en moyenne de 12.9% pour les entreprises saines contre 9.5% En définitive, on peut conclure que les entreprises risquées sont plus endettées, supportent des charges plus importantes et ont plus souvent des problèmes de rentabilité et/ou de liquidité.

Contrairement à l'échantillon 1, l'échantillon 3 contient des informations sur les mouvements du compte des clients. En particulier, on peut observer que la variable ETPC (écart type des périodes créditrices) est en moyenne de 1.51 jours (jours par mois) pour les entreprises en difficulté contre 2.26 jours pour les entreprises saines. En effet, les comptes de ces dernières sont plus mouvementés. L'autre variable disponible ici et potentiellement pertinente pour notre étude est la part du chiffre d'affaires confié à la banque (CAC).

La moyenne de cette part est de 84% pour les clients risqués et 107% pour les autres clients.

2. Performance des Portefeuilles Crédit

Pour la performance des portefeuilles étudiés, on estime globalement que presque un crédit sur cinq est accordé à des entreprises pré contentieuses et contentieuses. De même, le montant octroyé à ces entreprises représente le un dixième de la valeur totale des crédits accordés.

Cette situation implique des risques considérables supportés par les banques publiques, surtout lorsque le coût du risque n'est pas du tout pris en compte dans la tarification d'un crédit.

En effet, on constate que sur les 215 crédits de l'échantillon 1, 38 crédits ont été octroyés aux entreprises défaillantes dont 26 contentieuses, soit 18% de mauvais crédits. De plus, sur un montant global de 4 152 569 mille dinars octroyés, la part immobilisée ou non remboursée est de 9% soit un montant de 388 948 mille dinars. Quant à la performance des agences, on constate que la part des mauvais crédits varie selon les agences de 4% à 43%. De même, de 3% à 40% de l'unité monétaire octroyée est immobilisée ou non remboursés. (Voir tableau N°1)

Tableau n°1 : (ECH1, Unité=1000DA)

Agence	Nbre Crédits	Nbre bons crédits	% bons crédits	Montant des crédits	Montant des bons crédits	% Montant des bons crédits
1	28	27	0,96	192129	185702	0,97
2	18	17	0,94	161318	130818	0,81
3	33	24	0,73	2154692	1963271	0,91
4	19	17	0,89	370900	348750	0,94
5	21	19	0,90	144650	141200	0,98
6	41	36	0,88	400270	385970	0,96
7	15	12	0,80	59000	55950	0,95
8	10	7	0,70	92000	87900	0,96
9	16	10	0,63	55410	33010	0,60
10	14	8	0,57	522200	431050	0,83
Total	215	177	0,82	4152569	3763621	0,91

La situation n'est pas différente pour l'échantillon 2 car parmi les 215 entreprises de ce portefeuille 42 entreprises sont défaillantes dont 10 contentieuses. Ce qui représente 20% de mauvais crédits. En outre, sur un montant global octroyé de 4 459 762 mille dinars, 8.3% est la part immobilisée ou non remboursée soit un montant de 368 579 mille dinars. Pour ce qui est de la performance des pouvoirs décisionnels, on constate que les agences ont accordé 9% de mauvais crédits contre 38% pour la succursale et 31% pour la direction centrale. De même, en terme de montants les mauvais crédits représentent 17% du montant octroyé par les agences contre 19% pour la succursale et 6% pour la direction centrale. (Voir tableau N°2)

Enfin, sur les 202 entreprises de l'échantillon 3, 36 entreprises sont défaillantes dont 25 contentieuses ce qui donne 18% de mauvais risques.

Tableau n°2 : (ECH2, Unité=1000DA)

	Agence	Succursale	Direction	Total
Nbre de crédits	128	52	35	215
Nbre de bons crédits	117	32	24	173
%Nbre de bons crédits	0.91	0.62	0.69	0,80
Montant des crédits	365022	543046	3551694	4459762
Montant des bons crédits	301617	442094	3347472	4091183
%Montant des bons crédits	0.83	0.81	0.94	0,92

3. Aspects de Gestion Bancaire du Risque Crédit

Bien que les entreprises saines ont bénéficié d'un crédit moyen de montant représentant plus que le double de la somme moyenne accordée aux entreprises défaillantes (21263.39 mille DA contre 10235.47 mille DA pour l'échantillon 1 et 23648.45 mille DA contre 8775.69 mille DA pour l'échantillon 2), la moyenne du ratio montant du crédit accordé sur chiffre d'affaire est inférieure pour les entreprises saines (0.00061 contre 0.00087 pour l'échantillon 1.)

Quant aux délais de traitement d'une demande de crédit d'exploitation acceptée, il est autour d'un mois en moyen.

En effet, cette moyenne est de 28 jours avec un écart type de 33 jours pour l'échantillon 2 et de 27 jours avec un écart type de 32 jours pour l'échantillon 3. Ces moyennes indiquent que le processus d'octroi de crédits demeure lent. Les écarts types sont relativement élevés, ce qui montre qu'une partie importante de la clientèle doit attendre plusieurs semaines pour avoir une réponse, par contre une autre partie peut être servie en quelques jours voire le même jour.

Il est à noter que le délai de traitement moyen est, comme attendu, plus élevé pour les niveaux décisionnels supérieurs. En effet, selon les données de l'échantillon 2, la décision de la direction centrale prend en moyenne 5 jours supplémentaires par rapport à la décision de la succursale et 9 jours par rapport à celle de l'agence.

A notre surprise, la durée de traitement d'un mauvais crédit, ex post, est plus courte en moyenne que celle d'un bon crédit. En effet, pour l'échantillon 3, on observe une moyenne de 22 jours pour les entreprises défaillantes contre 28 jours pour les saines. La même constatation est répétée à travers l'échantillon 2, puisque la différence entre les moyennes des durées de traitement des demandes des entreprises saines et défaillantes est de 9 jours. Comme le montre le tableau N°3, cette différence est maintenue presque à tous les niveaux décisionnels.

Tableau n°3 (moyenne en jours)

	Agences	Succursale	Direction	Total
Entreprises saines	28	31	37	30
Entreprises défaillantes	19	22	29	21
Total	26	30	35	28

Ce dernier phénomène mérite une explication. On s'attend à ce que les bons risques et les mauvais risques soient détectés, ex ante, par le banquier. Les premiers sont acceptés et les derniers sont rejetés dans des délais relativement courts. Quant aux risques marginaux, plus difficile à détecter, ils nécessitent une investigation supplémentaire et peuvent devenir lorsqu'ils sont acceptés, ex post, des crédits défaillants.

La réalité des banques publiques algérienne semble ne pas obéir à cette attente.

Il est possible qu'on soit en présence de la pratique du « crédit perpétuel ». Le banquier éviterait ainsi tout défaut de paiement simplement en refinancant sans cesse l'entreprise en difficulté pour différer sans cesse l'enregistrement du contentieux⁶.

Un autre aspect de la gestion bancaire du risque est le crédit mixte accordé aux entreprises. Il est généralement admis que les crédits par caisse sont plus risqués que les crédits par signature car ces derniers sont causés.

Cependant, il est tout à fait normal pour une entreprise, surtout lorsqu'elle est soumise à des contraintes de liquidité, de préférer la forme de crédit par caisse.

Les données de l'échantillon 2 indiquent que la moyenne de la part des crédits par caisse demandée par les entreprises défaillantes est supérieure à celle demandée par les entreprises saines (67% contre 57%). Mais, contre toute attente, la décision bancaire semble satisfaire plus la demande des entreprises les plus risquées en leurs accordant un crédit mixte plus risqué. En effet, la part des crédits par caisse moyenne accordée aux entreprises défaillantes est de 65% contre 51% pour les entreprises saines. Les données de l'échantillon 3 confirment cette tendance puisque la part des crédits par caisse accordés aux entreprises défaillantes est de 66% contre 57% pour les saines.

Ces aspects négatifs de la gestion bancaire du portefeuille crédit pourraient indiquer qu'on est en présence d'une forme de "x-inefficience" au sens de Leibenstein (1966). Cela est possible, surtout dans la situation actuelle du marché bancaire algérien où la pression concurrentielle n'est pas encore très dure. D'après Liebenstein, il y'a trois raisons attachées à la possibilité d'une performance variable pour une unité d'input donnée :

- Le caractère incomplet des contrats de travail.
- La fonction de production n'est pas complètement spécifiée ni connue.
- Les inputs ne sont pas tous échangeables et lorsqu'ils le sont, leur disponibilité n'est pas assurée en termes égales pour tous les acheteurs.

⁶ Voir K. Rogoff, « Le FMI et l'aléa moral » dans *Finance & Développement*, Sept. 2002.

La notion de "x-efficience" implique une approche à la théorie de la firme qui ne dépend pas de l'hypothèse de l'efficacité technique (minimisation des coûts).

Dans cette approche, le niveau du coût unitaire dépend, en quelques sortes, du degré de "x-efficience" qui dépend lui même des pressions concurrentielles et d'autres facteurs motivationnels.

Cette piste d'investigation, bien que potentiellement fertile à notre avis pour l'explication de pas mal de situations d'inefficience surtout dans les pays les moins avancés⁷, semble être abandonnée par les économistes (voir Stigler, 1976) au profit de la théorie de l'agence qui s'insère plus facilement dans la pensée économique dominante.

En effet, lorsque le manager n'est pas le propriétaire de la firme et étant donné l'asymétrie d'information qui pourrait exister entre les deux, il peut y avoir un problème d'agence c'est à dire une situation de conflit d'intérêt entre l'agent et le principal qui se solde, à l'équilibre, par une diminution de la valeur de l'entreprise qui est supportée en totalité par le principal. D'après Jensen & Meckling (1976), les coûts d'agence représentent la somme des dépenses de surveillance encourues par le principal, les dépenses de caution encourues par l'agent et la valeur du résidu perdu supportée par le principal et causé par le problème d'agence. La résolution de ces types de problèmes nécessite, entre autres, la mise en place d'un réseau de relations contractuelles appelées contrats incitatifs (voir Salanie, 1994).

Nakhla (1997) a examiné le problème de conflit d'intérêt entre le centre et les unités dans le cas des banques à succursales multiples.

Il s'interroge sur les différents mécanismes de coordination qu'on peut mettre en place dans l'activité d'octroi et de gestion de crédits. L'auteur résume le problème de planification de l'activité d'octroi de crédits en ces termes « toute incitation à la production augmente le niveau du risque, à l'inverse, tout contrôle sévère de la qualité produite réduit le niveau de la production. »

Dans ces conditions, l'auteur affirme que « l'efficacité économique repose sur deux points quasi contradictoires :

- l'intervalle du risque acceptable doit être suffisamment large pour assurer une certaine production au niveau de chaque unité.
- mais, en même temps, cet intervalle de risque doit être le plus faible possible sinon il dégrade la rentabilité attendue de l'activité. »

L'auteur souligne l'importance « de pouvoir réduire l'opportunisme des deux parties et de révéler l'information observable uniquement par l'unité pour qu'un dialogue s'établisse. »

⁷ Le rapport d'évaluation de la BEA du bureau d'étude BDA/ Deloitte & Touche (1993), abonde avec les termes "dépassements", "procédures non respectées", "non respect de la réglementation", etc. L'inefficacité observée, ici et là dans les pays les moins avancés, ne peut donc pas être suffisamment analysée par la seule approche économique.

Bennabi (1970) présente une analyse socioculturelle intéressante dans un milieu culturel caractérisé par un déséquilibre en faveur de "la Chose" et de "la Personne" au détriment de "l'idée".

Pour atteindre ce but, l'auteur insiste sur la satisfaction des deux conditions nécessaires suivantes:

« - une évaluation standardisée des risques de défaillance d'un client. Il s'agit de la mise en place d'un système d'aide à la décision et à l'évaluation des risques "scoring des dossiers".

- une "divisionnalisation" renforcée susceptible de favoriser la réactivité. »

Ainsi le crédit scoring est une méthode qui offre à la banque la possibilité d'une évaluation rapide, quantitative et synthétique des risques qui a le mérite d'être, à la fois, objective et homogène.

De plus, cette évaluation permet de servir de base de négociation entre centre et unités pour la fixation des niveaux de risques acceptables. Elle permet également de soutenir les arrangements de délégation des décisions du centre vers les unités.

En effet, l'auteur conclut en ses termes : « l'existence de scores offre au centre un nouveau moyen de déléguer la décision tout en contrôlant globalement la qualité de la production. Auparavant, seuls les volumes de production pouvaient être facilement suivis, la qualité ne se révélant que plus tard en fonction du comportement de l'emprunteur. »

Pour les banques publiques algérienne, la situation d'agence est plus complexe du fait du caractère publique de ces institutions d'une part et des difficultés de la période de transition de l'autre. D'après les données à notre disposition, les sources d'inefficience sont à trouver à tous les niveaux décisionnels.

Toutefois, la mise en place d'un système d'aide à la décision et d'évaluation des risques ne peut qu'alléger l'ampleur et la nature de l'inefficacité observée dans la gestion du risque crédit due, entre autres, aux formes multiples des conflits d'intérêt.

4. Présentation des Résultats Empiriques : Estimation et Interprétation

Nos résultats montrent que l'information comptable est informative. Cependant, elle n'est pas aussi informative pour les entreprises en difficulté⁸. Ceci pourrait être expliquer par le fait que l'asymétrie d'information entre la banque et l'entreprise en difficulté est plus importante que celle entre la banque et l'entreprise saine. De plus, lorsque l'information comptable est plus récente (tirée des états financiers de l'année précédente) elle permet, comme attendu, un pouvoir discriminatoire nettement plus élevé⁹ (ce qui confirme les analyses de profile de Beaver 1966). Toutefois, en présence de l'information extra comptable spécialement les variables 'comportement passé' et 'écart type des périodes créditrices', les variables comptables perdent sévèrement de leur pouvoir prévisionnel.

⁸ Pour l'échantillon 1, par exemple, les taux de bonne classification sont de l'ordre de 87% et de 50% pour les entreprises saines et les entreprises en difficulté respectivement.

⁹ Le taux de bonne classification est passé, pour l'échantillon 1, de 62.5% lorsque l'information comptable est tirée des documents anciens de deux années à 81% pour les documents de l'année précédente.

4.1. Les Résultats Empiriques sur l'Echantillon 1

Sur les 215 entreprises de l'échantillon 1, 170 entreprises dont 30 défaillantes ont été sélectionnées pour servir à la construction des modèles. La période de l'octroi des crédits pour ces entreprises varie du premier semestre de l'année 1994 au premier semestre de l'année 1997. Les 45 entreprises restantes ont bénéficié des crédits au deuxième semestre 1997, elles peuvent donc servir comme un échantillon de validation inter temporelle.

Effectivement, les résultats du modèle d'analyse discriminante montrent que cette méthode est puissante pour décrire et prévoir le comportement des entreprises même lorsque les hypothèses du modèle ne sont pas vérifiées. Sur l'ensemble des variables potentiellement explicatives dont plus de 60 variables comptables, la méthode "stepwise" de Lambda de Wilks n'a retenu que quatre variables. Le score d'un client est exprimé par l'expression linéaire suivante :

$$Z = - 10.83C64 - 4.84C65 + 2.59CP + 0.97ND - 2.44$$

Les variables CP et ND sont binaires et dénotent respectivement le comportement passé du client (1 pour un bon comportement et 0 sinon) et la nature de la demande (1 pour un renouvellement et 0 pour une demande initiale).

Quant à C64 et C65, elles représentent les comptes normalisés (par rapport au chiffre d'affaires) de « impôts et taxes » et « frais financiers ».

On peut donc affirmer, toutes choses étant égales par ailleurs, qu'une augmentation de la valeur de C64 ou C65 de 0.01 implique une diminution du score de l'ordre de 0.108 et de 0.048 respectivement. De même, la différence entre le score d'une demande initiale et celui d'un renouvellement est de 0.97 si le client a eu un bon comportement passé. Cette différence est de l'ordre de 1.62 pour un mauvais comportement passé.

Pour ce qui est de l'influence individuelle des variables, on note que la variable CP est la plus importante. Cela est vérifié à travers les coefficients standardisés ainsi qu'à travers la méthode suggérée par Joy & Tollefson (1978). En effet, le produit du coefficient par la distance entre les deux moyennes des deux groupes est de 2.59 pour la variable CP contre 0.97 pour ND, 0.29 pour C64 et 0.11 pour C65. Ainsi le pouvoir discriminatoire de CP est déterminant.

Le score moyen des entreprises saines est de 0.34 alors qu'il est de - 1.58 pour les défaillantes. Enfin, les taux de bonne classification sont 91.4% et 70% pour les entreprises saines et défaillantes respectivement, ce qui donne un taux global d'erreur de l'ordre de 12.4%. Il est à noter, faute d'information exacte, qu'on a utilisé des probabilités a priori selon les effectifs de l'échantillon.

Quant au modèle logit, la méthode pas à pas ascendante du maximum du rapport de vraisemblance a été utilisée pour sélectionner les variables les plus pertinentes pour l'explication et la prévision de la défaillance de l'entreprise. Les variables retenues sont les mêmes que celles du modèle de l'analyse discriminante.

Le tableau ci-dessous présente les coefficients estimés ainsi que leurs erreurs standard et les niveaux de signification.

VAR	COEF	S.E.	WALD	SIG
CP	2.88	0.53	29.5	0.000
ND	1.46	0.65	5.08	2.42%
C64	-12.34	5.71	4.67	3.07%
C65	-5.66	2.75	4.23	3.97%
CONST	-0.95	0.75	1.63	20.2%

On constate, une fois de plus, l'importance de la variable CP (comportement passé). Bien que toutes les variables sont significatives à 5%, la variable CP présente le niveau de signification le plus important ($\alpha < 10^{-3}$).

L'importance de cette variable est confirmée par le fait qu'elle permet à elle seule un taux de bonne classification de l'ordre de 85.8%, alors que ce taux n'est que de 87.7% pour toutes les variables combinées (91.43% des entreprises saines et 70% des défaillantes). Pour cet échantillon, la performance de classification du modèle logit (point de séparation est 0.6) est identique à celle du modèle de l'analyse discriminante pour toutes les entreprises.

Le modèle est significatif à un niveau de signification $\alpha < 10^{-3}$. En effet, selon le test du ratio de vraisemblance (LRT), on a :

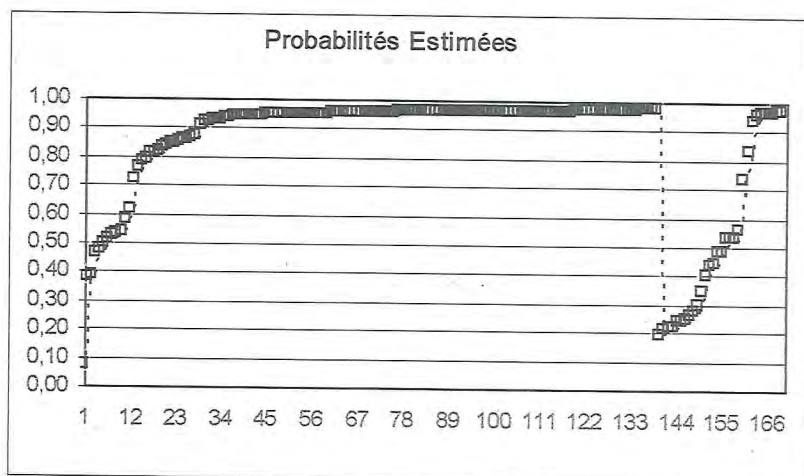
$\chi^2 = -2(\log(L_M) - \log(L_0)) = 51.43$ pour 4 degrés de liberté, ce qui montre qu'on rejette l'hypothèse :

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4$ vs $H_1 : \text{au moins un } \beta_j \neq 0$

Enfin, le coefficient de Macfaden est de 57.5%.

Le graphe suivant présente les probabilités (un moins probabilité de défaillance) estimées des entreprises saines (de 1 à 140) et des entreprises défaillantes (de 141 à 170) :

GRAPHE 1



La moyenne des probabilités de défaillance estimées est, comme prévue en théorie pour le modèle logit avec terme constant, égale au pourcentage observé soit 17.5%. Cette moyenne est estimée à 11.2% pour les entreprises saines et à 46.5% pour les entreprises en difficulté.

Comme on l'a déjà vu, l'impact d'une variable explicative sur la probabilité estimée de défaillance n'est pas linéaire mais dépend des caractéristiques individuelles de l'entreprise. En particulier cette influence est maximale lorsque la probabilité estimée est autour de 0.5.

Ainsi on considère trois entreprises, la première a une probabilité de défaillance estimée égale à celle d'une entreprise moyenne, la probabilité estimée de la deuxième est égale à celle d'une entreprise saine moyenne et enfin la troisième est représentative des entreprises en difficulté. Les probabilités de défaillance de ces trois entreprises sont 17.5%, 11.2% et 46.5% respectivement.

Pour déterminer l'impact de la variable CP sur la probabilité estimée, on constate, tout d'abord, que la moyenne des probabilités de défaillance estimées est de 8.7% pour les entreprises ayant un bon comportement passé et de 61.2% pour celles ayant un mauvais comportement, mais la différence qui est de 52.5% n'indique que l'effet brut de la variable CP. Pour déterminer l'effet net, on considère les trois entreprises citées ci-dessus. L'impact d'un changement de la variable CP de 0 à 1 sur les trois probabilités est donc une diminution de l'ordre de 16.3%, 10.5% et 41.8% respectivement. En effet, la variable CP est déterminante.

Pour ce qui est de l'impact de la variable C65 (frais financier sur chiffre d'affaires), on peut affirmer qu'une augmentation de ce ratio de 1% implique une diminution de la probabilité estimée de 0.8%, 0.5% et 1.4% pour les trois entreprises citées ci-dessus respectivement.

L'échantillon de validation est de taille 45 entreprises dont 8 défaillantes. Sur les 37 entreprises saines 36 ont été reconnues par le modèle logit en tant que telles ce qui donne un taux de 97.3% par contre sur les 8 entreprises défaillantes uniquement 50% ont été classées dans leur groupe d'origine. Le taux global de bonne classification est alors de 88.88%.

4.2. Les Résultats Empiriques sur l'Echantillon 3

L'échantillon 3 comprend 202 entreprises privées dont 36 pré contentieuses ou contentieuses. On observe pour chaque client, en plus des ratios financiers habituelles et quelques variables résumant les caractéristiques de l'entreprise et de son environnement, des précieuses informations sur le comportement passé du client à travers les deux variables CP_1 et CP (comportement vis à vis du dernier crédit accordé et vis à vis des autres crédits accordés dans le passé). On dispose également de quelques variables liées au fonctionnement du compte, en particulier

les variables MOYPC (moyenne périodes créditrices) et ETPC (écart type périodes créditrices).

La robustesse du modèle d'analyse discriminante est, une fois de plus, confirmée même si le modèle inclut des variables dichotomiques.

Les variables retenues dans le modèle par la méthode pas à pas sont CP, CP_1, MOYPC, ETPC et la variable CAC (chiffre d'affaires confié).

En particulier, aucune variable comptable n'a été retenue. Il semble qu'en présence de l'information sur le fonctionnement du compte ainsi que sur le comportement passé du client l'information comptable perd de son pouvoir discriminatoire.

La fonction score de l'entreprise est alors exprimé par :

$$Z=0.45CAC+0.24ETPC+ 0.03MOYPC+2.45CP+1.5CP_1 - 4.67$$

Toutes choses étant égales par ailleurs, une augmentation de la valeur de CAC de 0.01 implique une augmentation du score de l'ordre de 0.0045. De même, pour une journée supplémentaire dans ETPC ou MOYPC, le score s'améliore de 0.24 et de 0.03 respectivement. Quant aux variables CP et CP_1, par rapport à un mauvais comportement, un bon comportement passé ou dans le passé immédiat augmente le score de l'ordre de 2.45 et 1.5 respectivement..

En ce qui concerne l'influence individuelle des variables dans le pouvoir discriminatoire, on note l'importance déterminante des facteurs CP et CP_1 et d'un degré moindre ETPC.

Le score moyen des entreprises saines est de 0.41 alors qu'il est de - 1.88 pour les défaillantes. Enfin, les taux de bonne classification sont 94% et 69.4% pour les entreprises saines et défaillantes respectivement, ce qui donne un taux global d'erreur de l'ordre de 10.4%.

Dans le modèle logit, encore une fois, les variables retenues sont les mêmes que celles du modèle de l'analyse discriminante.

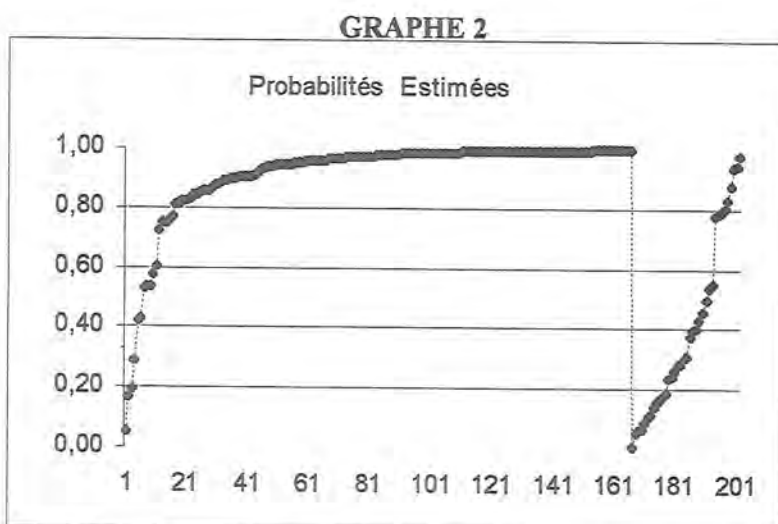
Le tableau ci-dessous présente les coefficients estimés ainsi que leurs erreurs standard et les niveaux de signification.

VAR	COEF	S.E.	WALD	SIG
CP	3.63	0.64	32.6	0.000
CP_1	2.69	0.63	18.1	0.000
CAC	1.88	0.56	11.5	0.001
MOYPC	0.077	0.03	6.6	0.01
ETPC	0.45	0.22	4.2	0.04
CONST	-6.33	1.22	26.7	0.000

Une fois de plus, l'importance des variables CP et CP_1 (comportement passé) est vérifiée.

Le taux global de bonne classification du modèle est de l'ordre de 90.1%, alors que ce taux n'est que de 75% pour les entreprises défaillantes. Cette performance est légèrement plus importante que celle du modèle de l'analyse discriminante.

Le graphe suivant présente les probabilités (un moins probabilité de défaillance) estimées des entreprises saines (de 1 à 166) et des entreprises défaillantes (de 167 à 202)



4.3. Les Résultats Empiriques sur l'Echantillon 2

Parmi les 215 entreprises de l'échantillon 2, 121 entreprises exhibent une information complète et homogène notamment celle concernant le fonctionnement du compte. Pour chaque entreprise, on observe les ratios financiers usuels et quelques variables extra comptable ainsi que des variables liées au fonctionnement du compte. Contrairement aux échantillons précédents, le comportement passé du client, par contre, n'est pas observable.

Les variables retenues dans le modèle d'analyse discriminante sont les ratios R10 (chiffre d'affaire sur investissement net), R18 (capitaux permanents sur total bilan), R26 (fonds de roulement sur chiffre d'affaires) et R29 (dettes à moyen et à long terme sur capitaux permanents) ainsi que les variables du fonctionnement du compte (ETPC et MOYPC). Ainsi les variables comptables trouvent leur importance en l'absence de l'information sur le comportement passé du client. La fonction score de l'entreprise est alors exprimé par :

$$Z = 0.08ETPC + 0.04MOYPC + 0.08R10 + 1.3R18 + 0.8R26 - 0.7 R29 - 1.6$$

Il semble que le pouvoir discriminatoire des variables comptables est important, notamment les variables R10 et R18.

Le score moyen des entreprises saines est de 0.43 alors qu'il est de -1.94 pour les défaillantes. Enfin, les taux de bonne classification sont 95% et 72.7% pour les entreprises saines et défaillantes respectivement. Ainsi, le taux global de classification correcte est de 91%.

Dans le modèle logit, les variables retenues sont ETPC, R10, R19 (capacité d'autofinancement sur total bilan), R29, R35 (résultat sur total bilan).

Le tableau ci-dessous présente les coefficients estimés ainsi que leurs erreurs standard et les niveaux de signification.

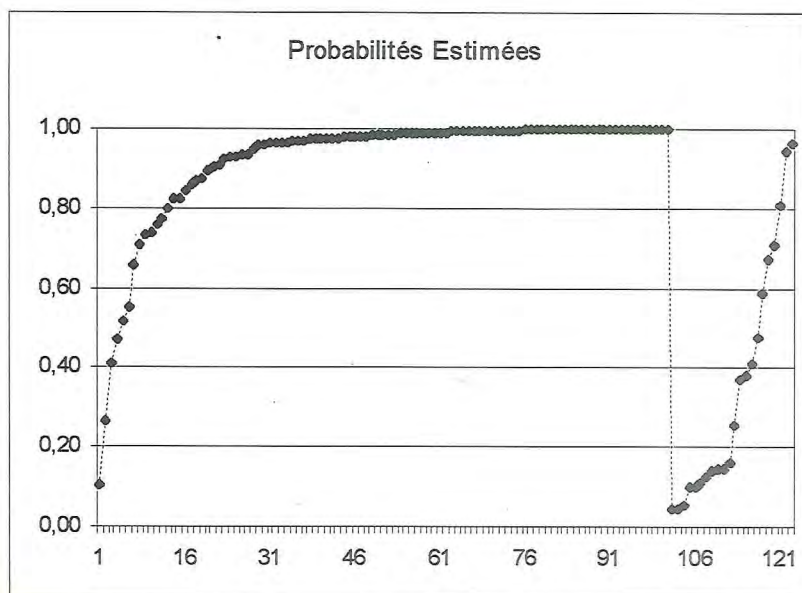
VAR	COEF	S.E.	WALD	SIG
R10	0.23	0.07	10.98	0.001
R19	6.29	2.21	8.11	0.004
R29	-1.41	0.46	9.39	0.002
R35	9.25	4.03	5.27	0.02
ETPC	0.25	0.1	6.43	0.01
CONST	-0.16	0.63	0.06	0.8

Ainsi toutes les variables sont significatives à un niveau de 5%.

Le taux global de bonne classification du modèle est de l'ordre de 91.7% et de 72.7% pour les mauvais clients. Encore une fois, la performance du modèle logit est légèrement meilleurs que celle de l'analyse discriminante même lorsque le nombre de variables retenues est inférieur.

Le graphe suivant présente les probabilités (un moins probabilité de défaillance) estimées des entreprises saines (de 1 à 99) et des entreprises défaillantes (de 100 à 121)

GRAHPE 3



Conclusion

Ce travail porte sur l'étude de la performance du portefeuille crédit des banques publiques algériennes ainsi que les problèmes méthodologiques et statistiques liés au développement d'outils fiables d'aide à la décision d'octroi de crédit. En particulier, à travers des échantillons de crédits d'exploitation accordés par quelques banques publiques algériennes au secteur privé, un modèle logistique est estimé afin d'évaluer le risque de crédit. La performance de ce modèle est comparée empiriquement à celle du modèle linéaire d'analyse discriminante.

D'après l'ancien ministre des finances algérien «Les fonctions bancaires sont mal assurées, la fonction crédit est très fragile» et le portefeuille des banques «n'est pas performant». En effet, pour les portefeuilles étudiés, on estime globalement que presque un crédit sur cinq est accordé à des entreprises précontentieuses et contentieuses. De même, le montant octroyé à ces entreprises représente le un dixième de la valeur totale des crédits accordés. Nos résultats ne peuvent que sous estimer l'ampleur de problème de l'inefficacité des portefeuilles de crédit étudiés. Vraisemblablement, les dossiers non observables, pour une raison ou une autre, sont souvent des dossiers de mauvais clients. Cette situation implique des risques considérables supportés par les banques publiques, surtout lorsque le coût du risque n'est pas du tout pris en compte dans la tarification d'un crédit. En outre, quelques aspects négatifs de la gestion bancaire du risque révèlent des traces d'inefficacité dues, entre autres, au problème du principal agent. En effet, bien que les entreprises défaillantes soient déjà plus endettées, la moyenne du ratio montant du crédit accordé sur chiffre d'affaire est supérieure pour ces entreprises (0.087% contre 0.061% pour le premier échantillon).

De plus, le délai de traitement d'une demande de crédit d'exploitation acceptée est autour d'un mois en moyenne, indiquant que le processus d'octroi de crédits demeure lent. A notre surprise, la durée de traitement d'un mauvais crédit, ex post, est plus courte en moyenne que celle d'un bon crédit. Cette différence est au voisinage d'une semaine (pour le deuxième échantillon et le troisième) et est maintenue presque à tous les niveaux décisionnels. Enfin, la part des crédits par caisse demandée par les entreprises défaillantes est supérieure à celle demandée par les entreprises saines (67% contre 57% 2^{ème} échantillon), mais contre toute attente, la décision bancaire semble satisfaire plus la demande des entreprises les plus risquées en leur accordant un crédit mixte plus risqué. En effet, la part moyenne des crédits par caisse accordée aux entreprises défaillantes est de 65% contre 51% pour les entreprises saines (66% contre 57% pour le 3^{ème} échantillon).

Ces traces d'inefficacité pourraient indiquer qu'on est en présence d'une forme de «x-inefficience» au sens de Leibenstein surtout dans la situation actuelle du marché bancaire algérien où la pression concurrentielle n'est pas encore très dure. De même, vraisemblablement ces traces indiquent aussi et surtout une situation de conflit d'intérêt entre le principal, en l'occurrence l'état dans notre cas, et l'agent (le manager) qui se solde, à l'équilibre, par une diminution de la valeur de l'entreprise, en l'occurrence la banque, qui est supportée en totalité par le principal.

Pour alléger l'ampleur et la nature de l'inefficacité observée dans la gestion du risque crédit et afin de pouvoir réduire l'opportunisme de l'agent et de révéler l'information observable uniquement par lui, Nakhla insiste sur la nécessité de la mise en place d'un système d'aide à la décision et à l'évaluation des risques "scoring des dossiers". Ainsi le crédit scoring est une méthode qui offre à la banque la possibilité d'une évaluation rapide, quantitative et synthétique des risques qui a le mérite d'être, à la fois, objective et homogène. Il offre également au centre un nouveau moyen de déléguer la décision tout en contrôlant globalement la qualité de la production. Les caractéristiques des entreprises saines semblent être différentes de celles des entreprises défaillantes. Cette constatation est vérifiée pour tous les échantillons à notre disposition, qu'il s'agisse de l'information comptable ou extra comptable. Pour ce qui est de l'information extra comptable, les entreprises défaillantes sont, souvent, plus jeunes que les entreprises saines, leur relation avec la banque est plus récente, leurs comportements passés révèlent des incidents de paiement plus fréquents et leurs comptes sont moins mouvementés.

Quant à l'information comptable, il semble que les entreprises risquées sont plus endettées, supportent des charges plus importantes et ont plus souvent des problèmes de rentabilité et/ou de liquidité. Nos résultats montrent que l'information comptable est informative. Lorsque cette dernière est plus récente (tirée des états financiers de l'année précédente) elle permet un pouvoir discriminatoire nettement plus élevé. Toutefois, en présence de l'information extra comptable spécialement les variables comportement passé et écart type des périodes créditrices, les variables comptables perdent sévèrement de leur pouvoir prévisionnel. De plus, les résultats du modèle d'analyse discriminante confirment la conclusion générale de Reichert, Cho et Wagner qui indique que le pouvoir prévisionnel du modèle est relativement indépendant de certaines hypothèses examinées. La robustesse du modèle est, une fois de plus, confirmée même s'il inclut des variables dichotomiques. Pour ce qui est de la performance relative des modèles, il semble que le modèle logit est légèrement meilleur (ce qui confirme la conclusion de Press et Wilson). En effet, pour deux échantillons le modèle logit présente des taux de classification un peu plus élevés que ceux de l'analyse discriminante même lorsque le nombre de variables retenues est inférieur. Les résultats des deux modèles sont, par contre, identiques pour le troisième échantillon. Le taux global de bonne classification est, sur l'ensemble des échantillons étudiés, autour de 90%. De même, ce taux est de plus de 70% pour les entreprises défaillantes. Cette performance, même en ignorant la nature (réelle et d'opportunité) et l'ampleur (capital non remboursé ou immobilisé et intérêts qui aurait pu être réalisés) des coûts attachés à l'erreur de type un et de type deux, est clairement plus importante que celle du décideur qui n'a réalisé que 80%. Enfin, les modèles estimés ont permis de vérifier l'opportunité et l'intérêt de l'application des outils d'aide à la décision d'octroi de crédit pour les banques publiques algériennes.

Références Bibliographiques

- Altman E. (1968).** "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Business Failure", *The Journal of Finance*.
- Altman E. and Mc Gough (1974).** "Evaluation of a Company as a Going Concern", *The Journal of Accountancy*.
- Altman E. (1976).** "A Financial Early Warning System for over-the-Counter Broker Dealers", *The Journal of Finance*.
- Altman E., Marco G. and Varetto F. (1994).** "Corporate Distress Diagnosis : Comparisons using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks", *Journal of Banking and Finance*.
- Altman E. and Haldeman R. (1995).** "Corporate Credit Scoring Models : Approaches and Tests for Successful Implementation», *The Journal of Commercial Lending*.
- Anderson T. (1975).** "An Introduction to Multivariate Statistical Analysis", *John Wiley and Sons*.
- Baudry C. (1994).** "L'Evaluation du risque de l'Entreprise par la Banque et par le Marché", *Revue Banque et Marché*.
- Beaver W. (1966).** "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research*.
- Beneteon A. and Pottien G. (1993).** "Huit Règles d'Oor du Crédit aux P.M.E.», *Revue Banque*.
- Bennabi M. (1970).** "Le Problème des Idées", *El bay'yinate*.
- Boyes W., Hoffman D. and Low S. (1989).** "An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem", *Journal of Econometrics*.
- Canarili P. and Ivanoff H. (1997).** "Intelligence Artificielle et Scoring Bancaire", *Revue Banque*.
- BDA/Deloite and Touche (1993).** "Politique et Procédures de Crédit" dans "Rapport d'évaluation de la Banque Extérieure d'Algérie pour le compte de la Banque d'Algérie".
- Cochran W. (1964).** "On the Performance of the Linear Discriminant Function", *Technometrics*.
- Conan J. and Holder M. (1979).** "Variables Explicatives de Performance et Contrôle de Gestion dans les P.M.E. ", *CEREG Université Paris Dauphine*.
- Coats P. and Fant L. (1992).** "A Neural Network Approach to Forecasting Financial Distress", *Journal of Business Forecasting*.
- Damel P. (1996).** "Score d'Entreprise : Mieux Apprécier le Risque de Défaillance", *Revue Banque*.
- De Bodt E., Gottrell M. and Levasseur M. (1995).** "Les Réseaux de Neurones en Finance : Principes et Revue de la Littérature", *Finance RAFF*.
- Deakin E. (1972).** "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*.

- Derwa L. (1979).** "Les Techniques Nouvelles d'Attribution des Crédits à la Société Générale de Banque : Le Crédit Scoring", *Revue Banque*.
- Dionne G., Artis M. And Guillàn M. (1996).** "Count Data Models for Credit Scoring System.", *Journal of Empirical Finance*.
- Dun and Bradstreet (1976).** "The Business Failure Record 1975", *Dun and Bradstreet. New York*.
- Edmister R. (1972).** "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.
- Eisenbeis R. (1977).** "Pitfalls in the Application of Discriminant Aanalysis in Business, Finance and Economics", *The Journal of Finance*.
- Eisenbeis R. (1978).** "Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models «, *Journal of Banking and Finance*.
- Foster G. (1980).** "Financial Statement Analysis", *Prentice Hall*.
- Ghosh S., Collins E. and Scofield L. (1990).** "Prediction of Mortgage Loan Performance with a Multiple Neural Network Learning System", *Proceedings of Eurasip Workshop, Sesimbra, Portugal*.
- Guilhot B. (1986).** "La méthode des Scores, Intérêts et Limites", 1ère Partie, *Revue Banque*.
- Guilhot B. (1987).** "La méthode des Scores, Intérêts et Limites. 2ème Partie, *Revue Banque*.
- Jensen M. and Meckling W. (1976).** "Theory of the Firm : Managerial Behavior, Agency Cost and Capital Structure", *Journal of Financial Economics*.
- Joy M. and Tollefson J. (1978).** "On the Financial Applications of Discriminant Analysis», *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.
- Leibenstein H. (1966).** "Allocative efficiency vs. "X-efficiency", *American Economic Review*.
- Leibenstein H. (1973).** "Competition and "X-efficiency" », *Journal of Political Economy*.
- Maddala G. (1983).** "Limited Dependent and Qualitative Variables in Econometrics", *Cambridge University Press*.
- Madev G. and Denton J. (1990).** "Credit Evaluation with Missing Data Fields", *Proceedings of Eurasip Workshop, Sesimbra, Portugal*
- Mardia K., Kent T. and Bibby J.M. (1979)** "Multivariate Analysis", *Academic Press*.
- Moyer C. (1977).** "Forcasting Financial Failure : A Re-examination", *Financial Management*.
- Nakhla M. (1997).** "Décentralisation de l'Organisation : Quelle Stratégie pour gérer les Risques Crédits ?", *Revue Française de Gestion*..
- Olivier N. (1995).** "La Relation Banque Entreprise : Analyse du Risque Crédit Entreprise", *Mémoire de 3ème cycle C.N.A.M.*
- Press J. and Wilson S. (1978).** "Choosing between Logistic Regression and Discriminant Analysis", *Journal of the American Statistical Association*.
- Poole K. (1980).** "The Equivalence of two Rules of Classification for two Population", *The American Statistician*.

- Reichert. E., Cho C. and Wagner G. (1983).** "An Examination of the Conceptual Issues Involved in Developing Credit Scoring Models", *Journal of Business and Economic Statistics*.
- Rogoff K. (2002).** "Le FMI et l'Aléa Moral», *Finances and Développement*,
- Saint-Sever P. (1987).** "Les Méthodes des Scores sont-elles Efficaces ?" *Revue Banque*.
- Salanie B. (1994).** "Théorie des Contrats", *Editions Economica*.
- Sireyjol N. (1987).** "Les Apports du Crédit Scoring", *Revue Banque*.
- Smith M. (1990).** "Loan Underwriting by a Neural Network", *Proceedings of Eurasip Workshop, Sesimbra, Portugal*.
- Stigler G. (1976).** "The "Xistence" of "X-efficiency"", *The American Economic Review*.
- Tam K. and Kiang M. (1992).** "Managerial Applications of Neural Networks : The Case of Bank Failure Predictions", *Management Science*.
- Winginton J. (1980).** "A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.