

Introduction à la méthode des scores : les difficultés financières des exploitations agricoles

Dominique DESBOIS

INRA-ESR Nancy et SCEES

251 rue de Vaugirard, 75732 Paris Cedex 15.

Fax : +33 1 49 55 85 00 Mél : desbois@jouy.inra.fr

RÉSUMÉ : cette note propose une introduction aux techniques de « credit scoring » à partir d'une étude de cas sur les difficultés financières des exploitations agricoles servant de support pédagogique à des formations initiales et continuées en analyse des données. On présente tout d'abord la problématique de l'évaluation du risque financier, les contraintes qu'impose la collecte de données comptables dans un tel contexte, et la batterie des critères micro-économiques retenus pour mesurer le degré d'insolvabilité des exploitations agricoles. L'information fournie par cette batterie de ratios financiers est ensuite analysée aux moyens de techniques statistiques multidimensionnelles telle que l'analyse en composantes principales, les nuées dynamiques et l'analyse discriminante. Les résultats fournis par ces techniques d'analyse factorielle, de classification et de classement permettent de montrer l'intérêt méthodologique de ces outils pour ce type d'étude micro-économique. Les résultats obtenus sont interprétés directement à partir des sorties du logiciel.

MOTS-CLÉS : méthode des scores, credit scoring, analyse financière, exploitation agricole, analyse en composantes principales, analyse discriminante, nuées dynamiques, lambda de Wilks, test de Box.

Etude de cas Agro2000



Agriculteur du Cher, ... à l'heure des comptes ?

Source : Photothèque, Ministère de l'Agriculture, de l'Alimentation, de la Pêche et des Affaires Rurales.

Objectif de l'étude¹ : proposer une base méthodologique de détection du risque financier applicable aux exploitations agricoles à l'intention des organismes publics (directions départementales et régionales) ou professionnels (offices techniques) en charge de l'agriculture, ainsi que pour les partenaires de la profession agricole spécialisés dans l'encadrement technique et le conseil de gestion (chambres d'agriculture, centres d'économie rurale).

¹ Cette étude de cas, tirée de travaux réalisés au ministère de l'agriculture, a été initialement proposée en travaux dirigés aux étudiants du diplôme d'agronomie approfondie « Gestion du vivant et stratégies patrimoniales » de l'Institut national agronomique de Paris-Grignon dans le cadre du cours d'Analyse des données dispensé par Jean-Pierre Fénelon. En hommage à la mémoire de Jean-Pierre Fénelon que nous admirions tous pour ces talents de pédagogue.

I/ Prévenir les défaillances financières en agriculture : éléments de problématique

Dans un contexte de transition issu de la réforme de la PAC (Agenda 2000) et de l'élargissement de l'Union européenne aux pays d'Europe centrale et orientale (PECO), il est vraisemblable que la problématique de l'évaluation des risques financiers en agriculture connaisse un regain d'intérêt compte tenu de la multiplication des crises agricoles (dioxine, ESB, fièvre aphteuse). En effet, on a pu noter au cours des années 80 que le resserrement des contraintes économiques dans ce secteur avait provoqué une multiplication des défaillances financières. Les procédures d'aide accompagnant ce mouvement de restructuration ont alors constitué une composante importante des politiques agricoles nationales et européennes. L'expérience de cette décennie a montré que les mesures de redressement peuvent être efficaces à condition que les actions préventives soient engagées rapidement. D'où la nécessité de disposer d'une méthode de détection précoce et rapide des risques financiers en agriculture.

L'analyse des risques financiers en agriculture s'appuie sur la notion de « viabilité » des exploitations mise en avant par l'Etat et les organisations professionnelles agricoles depuis la mise en place de politiques de modernisation puis de régulation de la production agricole. Après versement des aides aux investissements, des compléments de prix pour certains produits et des indemnités de handicap naturel décidées dans le cadre des politiques publiques de soutien à l'agriculture, une exploitation agricole viable doit assurer à l'agriculteur un revenu de parité avec celui des autres catégories socioprofessionnelles.

La viabilité peut également être définie « en creux » par l'identification des groupes d'exploitation non viables. De ce point de vue, les études menées en France durant les années précédentes dans le contexte d'une agriculture familiale permettent de répartir de manière schématique les exploitations non viables en deux groupes d'exploitation. Le premier groupe rassemble des exploitations agricoles de faible dimension économique, peu modernisées donc peu endettées mais dont les résultats sont insuffisants pour assurer une rémunération correcte du travail familial. A l'opposé, dans le second groupe, on retrouve des exploitations agricoles de taille moyenne voire de grande taille, engagées dans un processus de modernisation avec un endettement considérable sans que les résultats soient suffisants pour faire face à la fois aux engagements financiers et aux prélèvements privés nécessaires à l'entretien de la famille de l'exploitant.

Ainsi le diagnostic du risque financier d'une part nécessite de disposer de critères de viabilité mais d'autre part passe également par la délimitation de sous-populations « à risque » au sein de l'univers des exploitations agricoles, deux dimensions que l'on retrouvera associées au cours de cette étude.

A partir des comptabilités d'exploitation, la méthode des scores ou « credit scoring » vise à diagnostiquer de manière préventive les difficultés financières des entreprises. L'idée originelle est de sélectionner des ratios comptables qui soient prédictifs à court et moyen terme des difficultés financières des entreprises. Cette sélection de ratios et de valeurs de référence une fois effectuée, on peut chercher à combiner les différents jugements émis d'après la comparaison des résultats de l'entreprise aux seuils de référence établis. En agrégeant ces jugements exprimés sous forme de notes par l'intermédiaire de différents procédés de sommation au sein d'une fonction, généralement notée Z et désignée sous le terme générique de « fonction score », on dispose alors d'un indicateur synthétique, le « score » permettant d'appréhender le risque financier.

II/ Introduction à l'évaluation du risque financier

Plusieurs phénomènes peuvent concourir à fragiliser les exploitations agricoles sur le plan financier :

- la baisse des prix des produits agricoles ;
- la hausse du coût des consommations intermédiaires ;
- le renchérissement du crédit et la modification des règles de financement.

Cette fragilisation financière des exploitations agricoles se traduit notamment par :

- une croissance des charges financières ;
- une baisse des résultats d'exploitation ;
- une recrudescence des incidents et des retards de paiement.

La disponibilité de données micro-économiques annuelles sur les exploitations agricoles européennes offerte par le Réseau d'information comptable agricole (RICA) conjointement à l'utilisation des techniques multivariées d'analyse statistique permet d'envisager l'élaboration d'un indicateur global de la situation financière de ces exploitations.

Pour appréhender correctement cette situation, l'indicateur doit permettre :

- de déceler, parmi les exploitations agricoles soumises à un tel diagnostic, les symptômes de vulnérabilité observés sur les exploitations agricoles en difficulté ;
- de détecter les difficultés au cours de l'exercice courant mais également antérieurement à la défaillance afin de pouvoir préconiser des mesures d'aide ou de redressement, ce diagnostic s'effectuant sur la base d'un « tableau clinique normalisé » ;
- de conserver un bon pouvoir prédictif dans le court-moyen terme (3 à 5 ans) ;
- d'organiser un suivi des difficultés financières des exploitations agricoles, à partir des données comptables et financières du RICA afin de pouvoir être estimé annuellement.

L'utilisation d'une « fonction score » pour diagnostiquer les difficultés financières remonte aux travaux pionniers de Beaver (méthode univariée, 1966) et d'Altman (méthode multivariée, 1968) appliquant les techniques d'analyse discriminante à une batterie de ratios financiers pour juger de la viabilité des entreprises. Cette approche consiste à discriminer les entreprises en faillite des autres entreprises en sélectionnant les facteurs déterminant les difficultés financières pour proposer un système de détection du risque de faillite (Bardos, 1985). La construction d'une fonction discriminante par combinaison linéaire ou non de ces déterminants permet de classer chaque exploitation agricole selon la probabilité d'appartenance au groupe des exploitations défaillantes et ainsi d'évaluer la vulnérabilité ou la bonne santé financière d'une exploitation agricole.

En appliquant cette méthodologie aux données comptables et financières du RICA, on peut attribuer un score à chaque exploitation agricole, en déduire un niveau de risque financier à lui attribuer, puis estimer l'effectif des différents groupes de risque sur la population française ou européenne des exploitations agricoles.

Pour juger de la santé financière des exploitations agricoles ou de leur relative vulnérabilité, il faut pouvoir disposer de critères objectifs. Pour les entreprises commerciales ou industrielles, on utilise habituellement leur situation définie par des critères juridiques : liquidation de biens, règlement judiciaire voire cessation d'activités. Cependant, pour les exploitations agricoles, les liquidations judiciaires ne concernent qu'une faible part des cessations d'activités, la plus grande part étant réalisée de gré à gré entre l'agriculteur et ses principaux créanciers. Le critère juridique n'offre donc pas une mesure précise des situations de crise financière. D'autre part, la cessation d'activités n'est pas toujours l'expression d'une crise financière.

Il convient donc de substituer au critère strictement juridique de faillite celui économique d'insolvabilité, séparant ainsi les exploitations agricoles « saines » des « défaillantes » par un critère similaire ou « proxy ». L'insolvabilité se définit comme la situation dans laquelle se trouve une exploitation incapable d'honorer les obligations générées par les dettes existantes que sont le paiement des intérêts et le remboursement des emprunts. Les pratiques financières et bancaires courantes assimilent en effet la situation d'insolvabilité à une situation de difficultés financières : même si l'exploitation agricole n'est pas déclarée en faillite, elle ne peut faire face à ses engagements.

Une fois retenu ce critère de classification des exploitations agricoles, deux problématiques distinctes de la mesure des difficultés financières peuvent être explorées :

- quelles sont les principales caractéristiques qui permettent de distinguer les exploitations insolvable par rapport aux exploitations solvables ?
- en quoi l'insolvabilité est-elle la traduction de difficultés financières au sein de l'entreprise ?

La réponse à la première question peut être envisagée à partir de l'analyse des ratios économiques et financiers pour l'année où apparaît l'insolvabilité et également les années précédant immédiatement cette apparition.

Répondre à la seconde question suppose de pouvoir évaluer le degré de permanence des difficultés financières frappant les exploitations agricoles, et donc de disposer d'un suivi comptable et financier de ces exploitations sur une période de plusieurs années. En effet si l'ensemble des exploitations insolvable éprouve temporairement des difficultés financières, ces situations ne conduisent pas obligatoirement à la faillite.

L'échantillon dont nous disposons permet de répondre à la première question en essayant d'identifier les particularités des exploitations en difficulté sur la base des ratios comptables relativement aux exploitations saines et ainsi de pouvoir caractériser financièrement la situation d'insolvabilité des ces exploitations. Pour répondre à la seconde question, il serait nécessaire de disposer d'une cohorte sur plusieurs années permettant une comparaison des trajectoires comptables et financières suivies par ces deux sous populations.

III) La méthodologie de collecte des données

La constitution d'échantillons pour ce type d'études s'avère très coûteuse du point de vue de la collecte des données, pour des raisons techniques liées à l'harmonisation des pratiques comptables des entreprises agricoles en difficulté mais également en raison des règles strictes de confidentialité imposées par la nature des informations comptables et financières. Les exploitations en difficulté financière ont été identifiées à partir d'enquêtes exhaustives auprès des principaux créanciers des agriculteurs que sont les banques du secteur, les caisses de sécurité sociale agricole (MSA²) et les coopératives agricoles. Les données financières et comptables sont issues des comptabilités d'exploitation tenues par les centres de gestion spécialisés des départements étudiés, en particulier les centres d'économie rurale. La sélection s'est effectuée sur la base de données comptables disponibles et fiables pour des exercices distants d'au moins deux années. Le procédé de sélection n'étant pas aléatoire (échantillon ad hoc ou raisonné), on s'est efforcé dans chaque département d'équilibrer la constitution des échantillons de façon à avoir approximativement les mêmes caractéristiques structurelles du point de vue de la dimension économique et de l'orientation de production pour les deux groupes étudiés, les exploitations jugées « saines » (sans incident de trésorerie) d'une part et d'autre part les exploitations jugées « défailtantes » (avec incident de trésorerie).

Cet échantillon peut donc être considéré comme raisonnablement représentatif des exploitations professionnelles modernisées. Cependant, comme pour toutes les études sur les agriculteurs en difficulté, cet échantillon souffre d'un biais de sélection relativement à la population des exploitations de faible dimension économique pour lesquelles, en deçà d'un seuil de chiffre d'affaires fixé forfaitairement, il n'y a pas d'obligation légale de tenir une comptabilité. Ce biais de sélection est renforcé par le retard du secteur agricole dans l'utilisation des outils comptables et la désaffection fréquente des centres de gestion pour les exploitations agricoles en situation financière très dégradée.

² Mutualité sociale agricole.

IV) La mesure de l'insolvabilité : critères économiques et financiers

L'échantillon utilisé pour cette étude comporte 1 260 exploitations issues des départements de l'Eure-27 (348 exploitations), du Nord-59 (282 exploitations), de l'Orne-61 (333 exploitations), et de la Seine-Maritime-76 (297 exploitations) comparables dans leurs productions agricoles dominantes car spécialisées pour la plupart dans les grandes cultures. Les sous-échantillons sont équilibrés dans leur effectif et l'observation réalisée couvre la période 1988 à 1994. La structure de ces échantillons est décrite par les variables suivantes :

DEPT	Numéro de département ;
DIFF	Incident de paiement. (0 = Sain ; 1 = Défaillant) ;
STATUT	Statut juridique (1=Exploitant individuel. ; 0=Société) ;
HECTARE	Surface agricole utilisée – SAU (en hectares) ;
OTEX	Code d'orientation technico-économique (OTEX) ;
TERRE	Présence de terres au bilan (O = Oui ; N = Non) ;
AGE	Age de l'exploitant (ou âge du plus jeune exploitant) ;
RECOLTE	Année de récolte concernée.

La batterie de critères économiques et financiers comporte 22 ratios sélectionnés selon les thèmes suivants :

Structure financière

- r1 dette totale / total bilan ;
- r2 capitaux propres / capitaux permanents ;
- r3 dette à court terme / dette totale ;
- r4 dette à court terme / total bilan ;
- r5 dette à long et moyen terme / total bilan ;

Poids de la dette

- r6 dette totale / produit brut ;
- r7 dette à long et moyen terme / produit brut ;
- r8 dette à court terme / produit brut ;

Liquidité

- r11 fonds de roulement / produit brut ;
- r12 fonds de roulement / (charges réelles – frais financiers) ;
- r14 dette à court terme / actif circulant ;

Service de la dette

- r17 frais financiers / dette totale ;
- r18 frais financiers / produit brut ;
- r19 (frais financiers + remboursement de capitaux à long et moyen terme) / produit brut ;
- r21 frais financiers / excédent brut d'exploitation ;
- r22 (frais financiers + remboursement de capitaux à LMT) / excédent brut d'exploitation ;

Rentabilité du capital

- r24 excédent brut d'exploitation / total bilan ;

Résultat

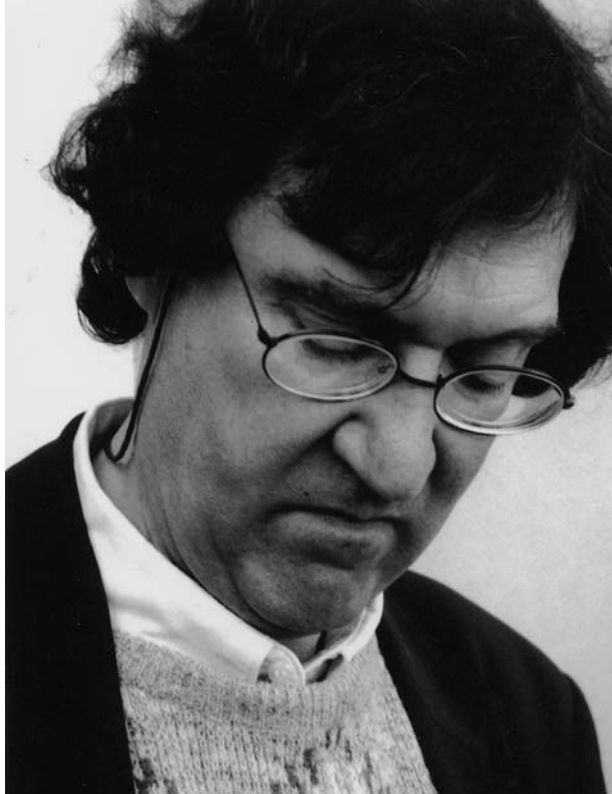
- r28 excédent brut d'exploitation / produit brut ;
- r30 revenu disponible / produit brut ;
- r32 (excédent brut d'exploitation - frais financiers) / produit brut ;

Activité productive

- r36 actifs immobilisés / produit brut ;
- r37 produit brut / total bilan ;

Jean-Pierre Fénelon 1940-2002

« Certes, il est d'apparences simples parce que sans formules. Mais la simplicité n'implique pas la facilité, [...] » **in Qu'est-ce que l'Analyse des Données ?**

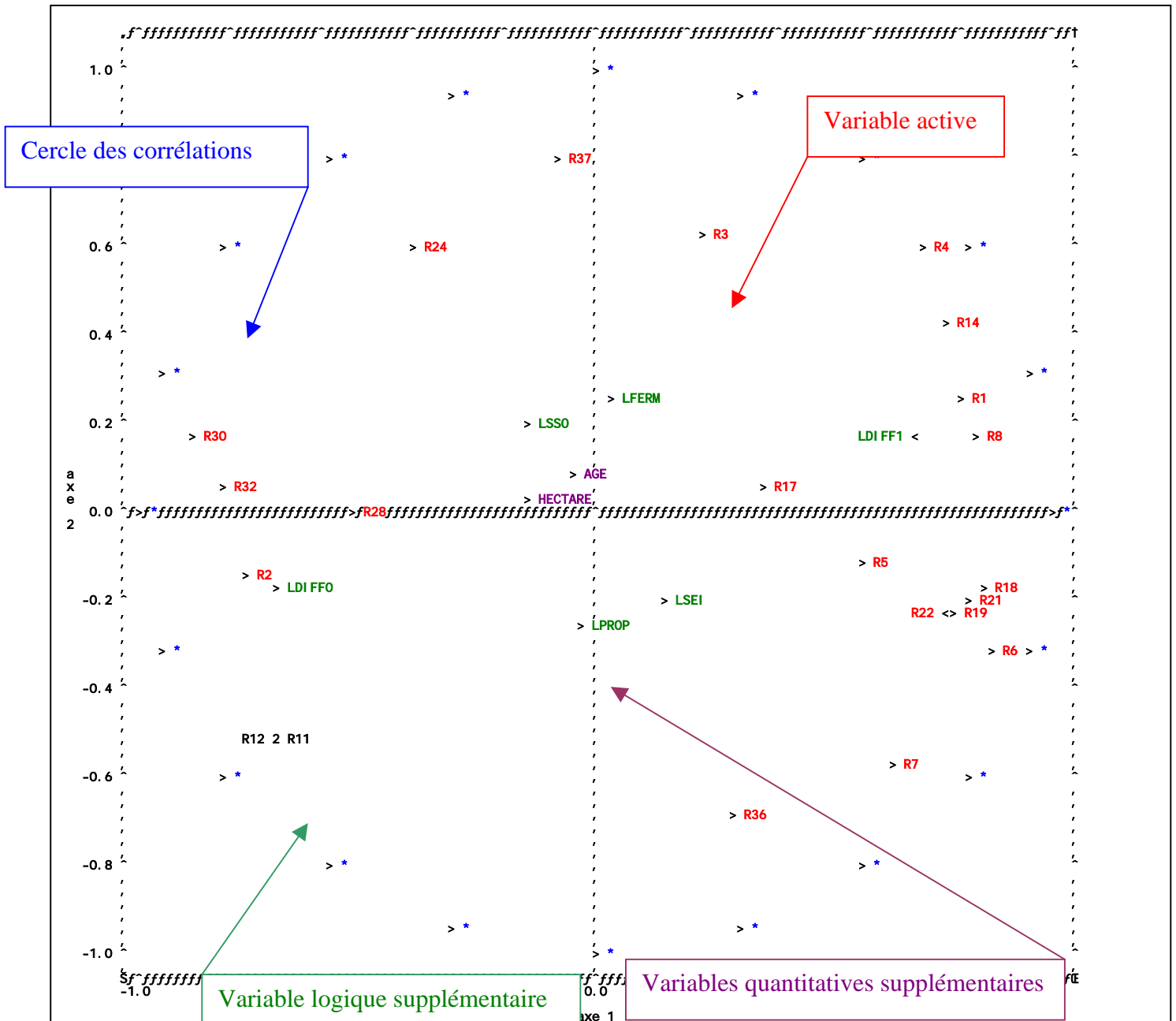


Source : Marie-Odile Lebeaux, archives personnelles

V) Analyse factorielle de la variabilité des ratios financiers

Afin de synthétiser l'information apportée par cette batterie de ratios financiers, une analyse en composantes principales a été effectuée à partir des variables centrées-réduites (ACP normée ou standardisée).

Figure 1 : projection des ratios financiers dans le premier plan factoriel de l'ACP normée et cercle des corrélations.



Graphique genere par le macro-programme %PLOTACP
 (cf. [Isnard et Sautory, 1994])

L'axe *F1* représente près de 47 % de la dispersion des valeurs des ratios comptables. Les variables actives les mieux corrélés à cet axe du coté positif sont :

- deux ratios qui représentent le poids de la dette, soient le rapport dette totale / produit brut (*r6*) et la dette à court terme / produit brut (*r8*) ;
- deux ratios qui représentent le service de la dette, soient le rapport frais financiers / produit brut (*r18*) et le rapport frais financiers / excédent brut d'exploitation (*r21*) ;
- un ratio qui représente la structure financière, soit le rapport dette totale / total bilan (*r1*) constituant ce qu'on appelle le taux d'endettement général (TEG) ;
- un ratio qui représente les besoins en liquidité, soit le rapport dette à court terme / actif circulant (*r14*).

Du coté négatif de l'axe *F1*, les variables actives les mieux corrélées sont :

- deux ratios concernant le résultat, soient le rapport revenu disponible / produit brut (*r30*) et le rapport (excédent brut d'exploitation – frais financiers / produit brut (*r32*))
- un ratio du poids de la dette, rapport des capitaux propres / capitaux permanents (*r2*)
- deux ratios de liquidité, soient le rapport *r11*, fonds de roulement / produit brut et le rapport *r12*, fond de roulement / (charges réelles – frais financiers).

Les variables actives les moins bien corrélées à cet axe sont :

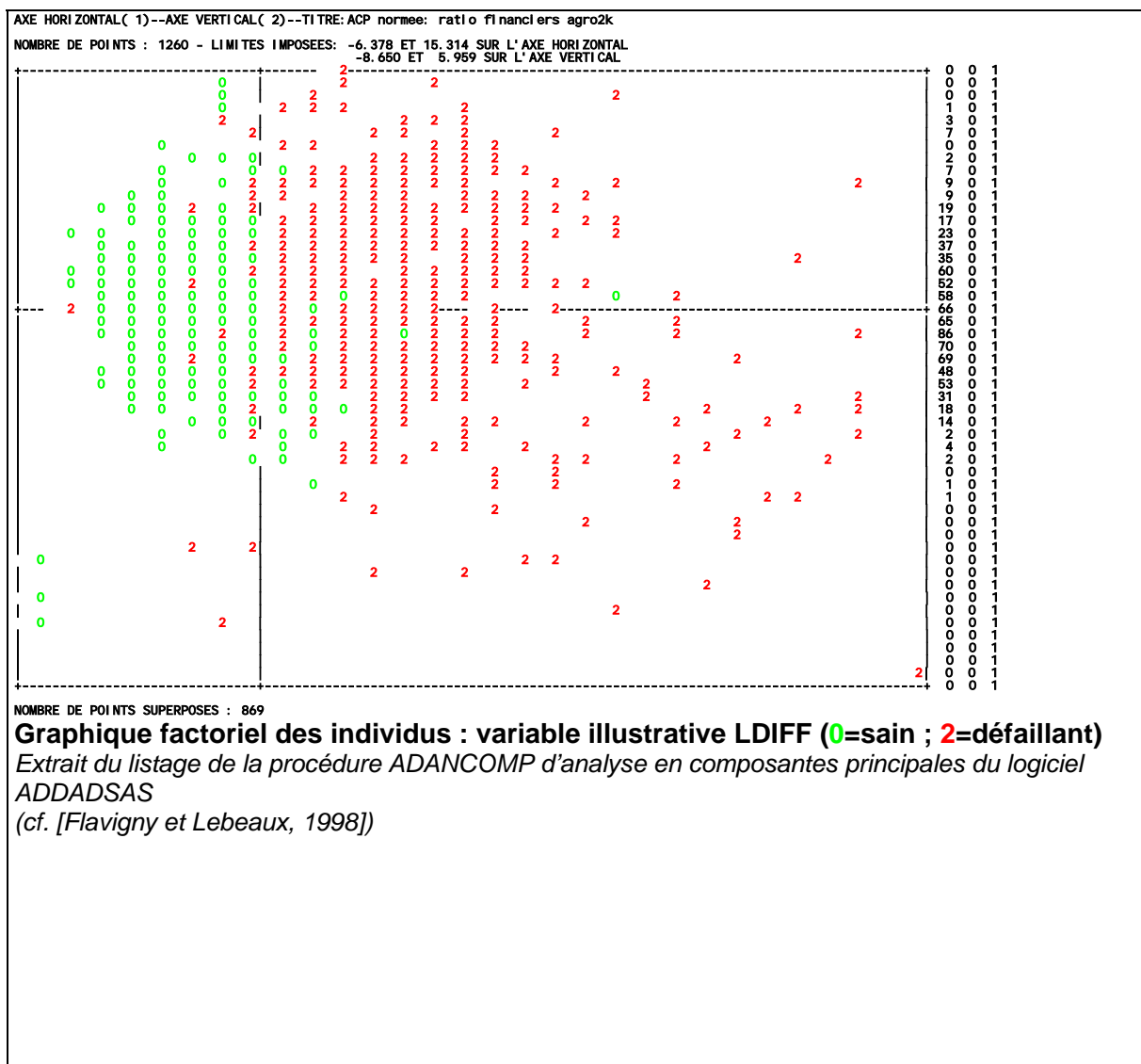
- deux ratios d'activité productive, soient le rapport des immobilisations / produit brut (*r36*) et le rapport produit brut / total bilan (*r37*) ;
- le ratio de structure financière, dette à court terme / dette totale (*r3*).

Les variables supplémentaires quantitatives décrivant la structure de l'échantillon, telles que l'âge du chef d'exploitation (AGE) ou la surface de l'exploitation (HECTARE) s'avèrent corrélées à un niveau insuffisant avec les deux premiers facteurs pour que leurs projections dans le premier plan factoriel puissent être interprétées.

S'il en va de même pour l'ensemble des variables logiques supplémentaires codant les modalités des variables qualitatives décrivant la structure de l'échantillon, on notera cependant que les variables logiques LDIFF0 et LDIFF1 codant pour les deux modalités de la variable qualitative repérant les difficultés financières se situent à proximité du cercle des corrélations. On peut en déduire que leur corrélation avec les axes factoriels, en particulier le premier, est suffisamment élevée pour qu'on interprète leurs localisations respectives sur l'axe *F1* comme des indicateurs d'absence (LDIFF0) ou de présence (LDIFF1) de difficultés financières pour les entreprises agricoles se situant dans la même région du plan (demi-axe $F1 < 0$, respectivement demi-axe $F1 > 0$).

Cette interprétation est confirmée par l'utilisation de l'indicateur de difficultés financières DIFF comme variable illustrative dans la projection des individus sur le premier plan factoriel : chaque exploitation est alors repérée par la valeur codant la modalité (étiquette **0** si aucune difficulté financière, étiquette **2** sinon). On obtient ainsi un graphique de densité qui confirme par la localisation respective des étiquettes le pouvoir de séparation du premier axe factoriel entre le groupe des « exploitations saines » (étiquette 0) et le groupe des « exploitations défailtantes » (étiquette 2).

Figure 2 : projection des exploitations agricoles dans le premier plan factoriel de l'ACP normée des ratios financiers.



Ainsi, la projection en variable illustrative des deux modalités de la variable « incidents de paiement » montre que ce premier axe est fortement lié à l'expression pour les entreprises agricoles des difficultés financières que constituent les incidents de trésorerie (variable *diff*).

Le calcul de corrélation entre l'axe *F1* et les indicatrices de codage des autres variables qualitatives ne montre pas d'indice de liaison manifeste avec une autre variable de structure. La projection des autres variables qualitatives décrivant la structure des exploitations agricoles ne met pas en évidence une ségrégation des modalités selon ce premier axe, validant ainsi l'effort pour obtenir une composition de l'échantillon équilibrée en termes de variables de structure relativement aux deux groupes étudiés.

L'axe *F1* est donc constitué par une opposition entre un groupe de ratios traduisant l'importance de l'endettement en terme de structure financière, de poids de la dette et de liquidité ($F1 > 0$) opposé à un groupe de ratios covariant en sens inverse et traduisant l'importance des résultats ($F2 < 0$). Les exploitations agricoles ayant des difficultés financières se caractérisent ainsi par un endettement important que traduisent des valeurs élevées des ratios correspondants et des valeurs faibles pour les ratios de revenu.

L'axe *F2* représente près de 17 % de la variabilité des ratios et s'interprète en termes de structure de la dette et d'efficacité productive. En effet, les ratios les mieux corrélés à l'axe *F2* sont, au plan de l'efficacité productive :

- dans le demi-plan $F2 > 0$ le ratio d'activité productive *r37*, rapport du produit brut sur le total du bilan et le ratio *r24* de rentabilité du capital, excédent brut d'exploitation / total du bilan ;
- qui s'opposent dans le demi-plan $F2 < 0$ au ratio *r36* immobilisation / produit brut, fonction quasi inverse du précédent ratio d'activité productive *r37* ;

et au plan de la structure de la dette :

- les ratios de structure financière dans le demi-plan $F2 > 0$, soit *r3*, dette à court terme / total bilan, et *r4*, dette à court terme / total bilan ;
- s'opposent au poids des emprunts à long et moyen terme *r7*, et à l'importance relative des fonds de roulement *r11* et *r12*.

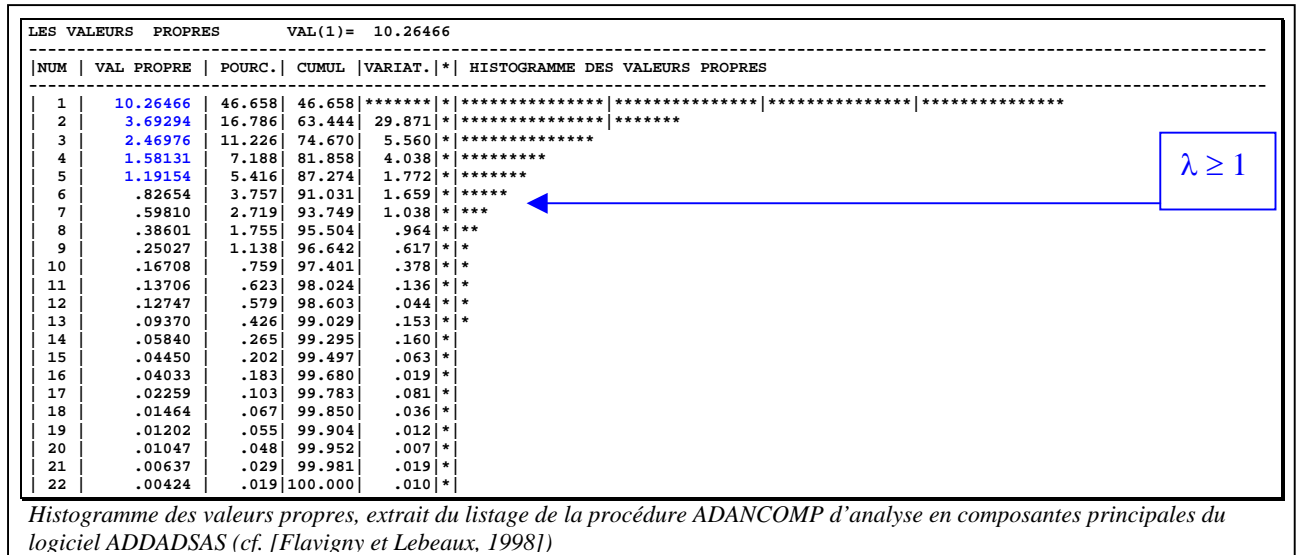
L'axe *F2* traduit donc un lien entre la plus ou moins grande efficacité productive et le montant plus ou moins élevé de la dette à court terme par rapport à l'endettement global. Les exploitations les plus intensives ayant un besoin en fonds de roulement plus important que les exploitations plus extensives, l'absence de fonds propres disponibles génère un endettement relativement plus important sur le court terme pour couvrir ce besoin. Le sous-nuage des exploitations défailtantes apparaissant plus dispersé selon l'axe *F2* que le sous-nuage des exploitations saines dans le premier plan factoriel, cela vient conforter cette hypothèse.

L'interprétation des axes de rang supérieur s'avère plus délicate :

- l'axe *F3* semble caractériser un sous-groupe d'exploitation où au contraire l'efficacité productive (ratios *r24* de rentabilité du capital et *r28* ratio de résultat, rapport de l'EBE au produit brut) est corrélée positivement à un endettement sur le moyen et long terme important (ratio *r5*) et négativement à un faible endettement sur le court terme (ratio *r3*) ;
- l'axe *F4* semble spécifique d'un sous-groupe caractérisé par un EBE important (*r28*) dégageant un bon résultat au prix de fortes immobilisations par rapport à leur produit brut (*r36*) ;
- enfin l'axe *F5* apparaît spécifique d'exploitations ayant des frais financiers importants par rapport au montant de leur dette (*r17*) pouvant signaler des situations extrêmement dégradées sur le plan financier.

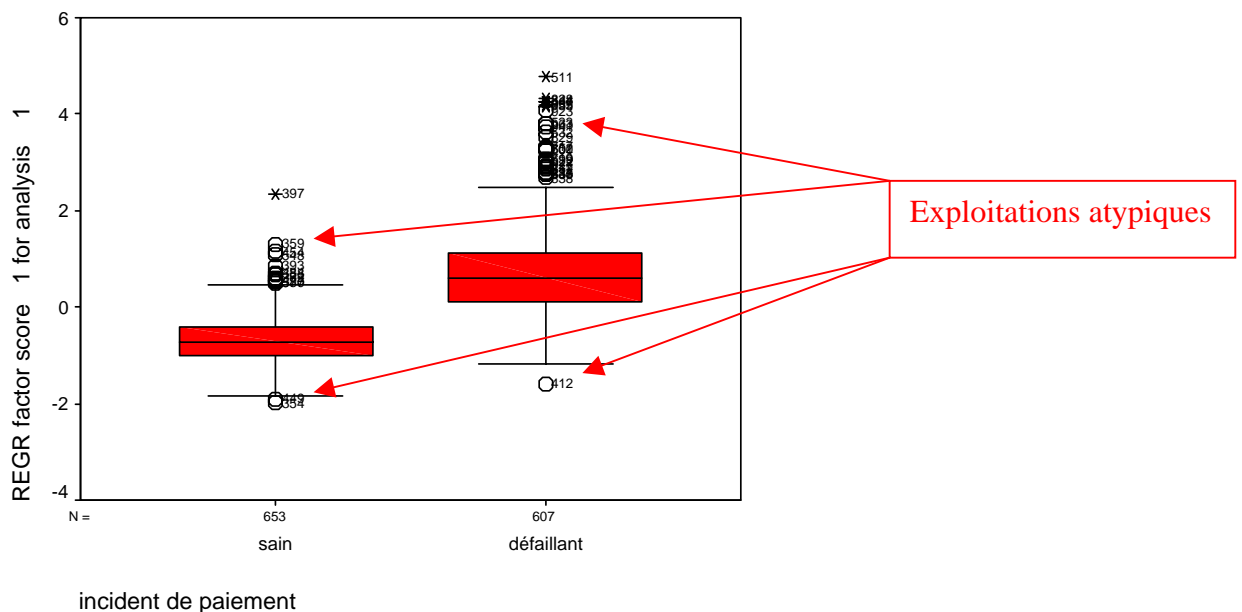
Les valeurs propres correspondantes aux axes de rang supérieur à 5 sont inférieures à l'unité (cf. graphique des valeurs-propres en figure 3) et n'offrent pas de corrélation intéressante (supérieures à 0,3 en valeur absolue) en termes de projection factorielle. On choisit donc de considérer cette part d'inertie (13%) comme résiduelle.

Figure 3 : sélection des valeurs propres supérieures à 1.



Le sous-espace des cinq premières composantes principales rassemble plus de 87 % de l'inertie et donc constitue un bon résumé de la variabilité de notre échantillon pour la batterie de ratios financiers étudiés. Le premier plan factoriel rassemble quant à lui plus de 63 % de cette inertie. Si l'on considère les projections respectives du groupe des exploitations saines et défailtantes, l'axe $F1$ pourrait être utilisé comme indice de classement.

Figure 4 : répartition des deux sous-groupes selon le premier axe factoriel.



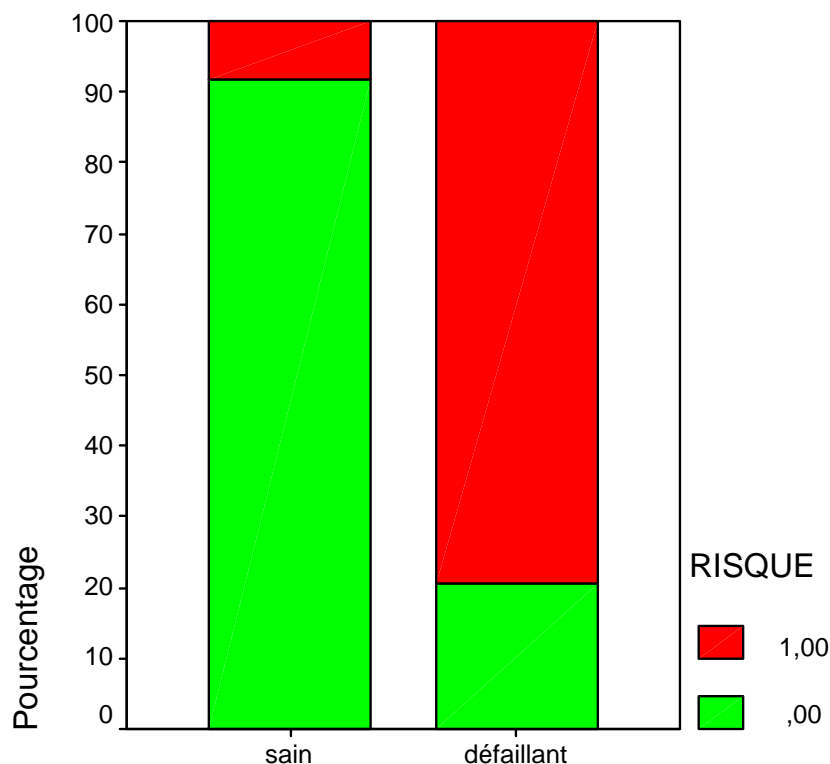
La coordonnée moyenne du groupe des « sains » sur l'axe $F1$ est égale environ à $\mu_0 = -0,6754$ tandis que la coordonnée moyenne du groupe des « défaillants » est égale environ à $\mu_1 = 0,7266$.

Une règle de classement géométrique pour une exploitation agricole i_0 n'appartenant pas à l'échantillon d'apprentissage consiste à la positionner par rapport au « point pivot », point médian du segment des deux barycentres sur l'axe $F1$, soit $\frac{\mu_0 + \mu_1}{2} = 0,0256$:

- si $F1(i_0) < 0,0256$, alors la gestion de l'exploitation agricole est déclarée sans risques (RISQUE=0) ;
- si $F1(i_0) > 0,0256$, alors la gestion de l'exploitation agricole est déclarée à risques (RISQUE=1) ;
- si $F1(i_0) = 0,0256$, alors l'affectation de l'exploitation agricole à l'un des deux groupes peut être effectuée sur la base d'un tirage aléatoire.

L'application de cette règle à l'échantillon d'apprentissage nous donne un pourcentage de bien-classés satisfaisant pour les exploitations « saines » (91,7 %) mais moins bon pour les exploitations « défaillantes » (79,6 %).

Figure 5 : résultat du classement selon la première coordonnée factorielle pour chaque sous-groupe .



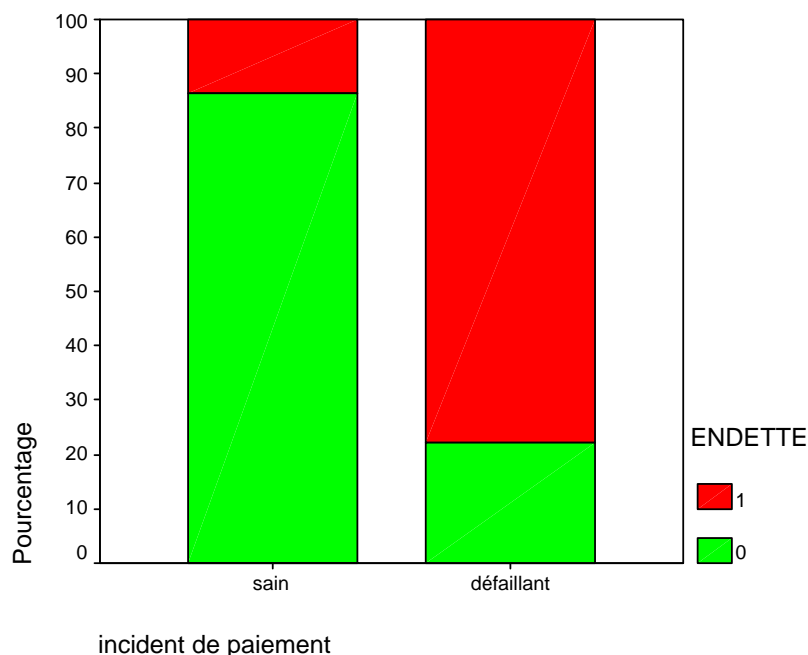
incident de paiement

Même si cette règle ne tient pas compte des différences dans la dispersion des deux groupes à classer, elle est cependant meilleure qu'une règle basée sur un seul ratio. En effet, prenons comme ratio témoin le taux d'endettement $r1$ car il est très utilisé par les professionnels de la gestion sous la dénomination taux d'endettement global (TEG) d'une part et d'autre part il est bien corrélé avec l'axe $F1$ ($r=0,81$). Avec un TEG médian des exploitations agricoles françaises de 28 %, nous classons correctement la quasi-totalité des exploitations défaillantes (99 %) mais près de 66 % au sein des exploitations saines sont déclarées sur-endettées.

En utilisant le troisième quartile plutôt que la médiane, soit un TEG limite de 48 %, nous améliorons notre pourcentage de bien-classés chez les sains, soit 74 %, mais notre pourcentage de mal-classés au sein du groupe des défaillants grimpe à 11,5 %.

En utilisant pour le TEG l'information fournie par l'échantillon et la même règle géométrique de classement (utilisation du point pivot) que précédemment, nous obtenons avec l'indicateur ENDETTE des pourcentages de biens classés meilleurs dans les deux groupes (86,4 % pour les sains et 77,8 % pour les défaillants) cependant ses performances de classement demeurent inférieures à celui basé sur l'axe $F1$ qui, comme combinaison linéaire de tous les ratios comptables, réalise un compromis plus pertinent par rapport au phénomène de défaillance financière.

Figure 6 : résultat du classement selon le taux d'endettement global pour chaque sous-population.



Ainsi, selon la position institutionnelle (emprunteur, prêteur ou régulateur), on aura intérêt à privilégier, l'un ou l'autre critère. Le banquier privilégiera le premier critère (TEG médian) car il minimise le risque encouru de non-remboursement. Par contre ce critère pourra apparaître abusif à un emprunteur potentiel qui aurait à supporter le coût de l'erreur de classement commise sur les exploitations « saines ». Sous réserve que les coûts soient symétriques, un régulateur privilégiera un critère présentant des taux d'erreur similaires pour chacune des parties contractantes voire un taux d'erreur global sur l'ensemble du classement.

Cependant, même si la première composante principale se révèle être un facteur discriminant acceptable pour un régulateur privilégiant l'intérêt général, l'utilisation d'une technique spécifiquement conçue pour maximiser globalement le score de bien-classés peut nous permettre d'améliorer les performances du classement. L'analyse discriminante permet d'atteindre cet objectif :

- en recherchant des directions de projection qui maximise la variabilité inter-groupes et qui minimise la variabilité intra-groupes ;
- en prenant en compte la dispersion relative de chacun des groupes ;
- en proposant un modèle probabiliste pour minimiser le risque d'erreur de classement lors de l'affectation des individus.

VI) Analyse discriminante à partir des ratios financiers

Afin de discriminer au mieux les deux groupes d'exploitations agricoles répertoriés du point de vue des difficultés financières, nous allons utiliser l'analyse discriminante pour, sur la base des ratios financiers les plus pertinents, prédire l'appartenance de chaque exploitation au groupe défini par la valeur de la variable qualitative à deux modalités « incidents de paiement » :

- si aucun incident de paiement n'est intervenu ($ldiff=0$), l'exploitation est considérée comme financièrement saine ;
- sinon ($ldiff=1$), l'exploitation est considérée comme défailante.

À partir de combinaisons des ratios financiers utilisés comme variables explicatives (exogènes) dans l'analyse, l'analyse discriminante construit des fonctions discriminantes permettant d'affecter les exploitations agricoles à l'un des groupes prédéfinis, soit sur la base d'une règle géométrique, soit sur la base d'une règle probabiliste bayésienne.

Afin de valider les résultats obtenus, nous utiliserons une procédure de validation-croisée qui consiste pour chaque individu de l'échantillon à réaliser son classement sur la base de la fonction linéaire discriminante obtenue avec les autres individus de l'échantillon. Cela revient à effectuer autant d'estimations qu'il y a d'individus dans l'échantillon. Selon cette procédure, chaque individu classé sert d'échantillon-test pour le calcul du pourcentage de bien-classés et le classement s'effectue sur la base d'un échantillon d'apprentissage constitué par les $n-1$ individus restants.

Tableau 1: résultats du classement bayésien pour chaque sous-population, estimés à partir d'une procédure de validation-croisée.

Résultats du classement^{b,c}

		LDIFF	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			0	1	
Original	Effectif	0	605	48	653
		1	98	509	607
	%	0	92,6	7,4	100,0
		1	16,1	83,9	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	0	605	48	653
		1	99	508	607
	%	0	92,6	7,4	100,0
		1	16,3	83,7	100,0

a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse. Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.

b. 88,4% des observations originales classées correctement.

c. 88,3% des observations validées-croisées classées correctement.

Avec cette procédure de classement³, on obtient des pourcentages de bien-classés meilleurs pour le groupe des exploitations « défailtantes », soit 83,7 % avec la fonction linéaire discriminante D contre 78,6 % avec la première composante principale $F1$ de l'ACP. Pour le groupe des exploitations « saines », les résultats sont pratiquement équivalents, soit 92,6 % pour l'analyse discriminante linéaire contre 92,5 % avec l'ACP.

³ La procédure de classement utilisée pour obtenir ces résultats suppose l'égalité des matrices de variance-covariance locales à chacun des groupes. Dans ce cas, la règle de classement est linéaire et les cloisons obtenues entre les groupes sont des hyperplans (ici pour deux groupes, une droite dans un plan).

Dans une optique exploratoire, nous utiliserons un algorithme de sélection pas à pas des ratios financiers les plus pertinents pour construire la fonction linéaire discriminante D permettant de discriminer les deux groupes d'exploitations agricoles définies par les valeurs respectives de l'indicateur de difficultés financières : g_0 , groupe des exploitations considérées comme financièrement saines et g_1 , groupe des exploitations considérées comme financièrement défaillantes. La sélection des ratios financiers est basée sur une estimation de leur pouvoir discriminant. Le critère de sélection que nous utilisons pour estimer ce pouvoir discriminant est le lambda de Wilks multivarié, calculé sur l'ensemble des ratios financiers qui compose la fonction D par combinaison linéaire. Cette statistique peut être calculée pour une seule variable (lambda de Wilks univarié) pour permettre de juger du pouvoir discriminant de chacun des ratios financiers. Sa valeur varie entre 0 (pouvoir discriminant absolu) et 1 (pouvoir discriminant nul) : de faibles valeurs indiquent des différences fortes entre les groupes et de fortes valeurs indiquent des différences faibles entre les groupes.

Tableau 2 : test d'égalité des deux sous-groupes pour chacun des ratios financiers.

Tests d'égalité des moyennes des groupes

	Lambda de Wilks	F	ddl1	ddl2	Signification
dette totale / total bilan	,580	909,310	1	1258	,000
capitaux propres / capitaux permanents	,601	836,696	1	1258	,000
dette à court terme / dette totale	,930	94,186	1	1258	,000
dette à court terme / total bilan	,625	753,274	1	1258	,000
dette à LMT / total bilan	,821	274,251	1	1258	,000
dette totale / produit brut	,696	548,662	1	1258	,000
dette à LMT / produit brut	,853	216,115	1	1258	,000
dette à court terme / produit brut	,659	651,260	1	1258	,000
FDR / produit brut	,692	560,774	1	1258	,000
FDR / (charges réelles - FF)	,679	595,992	1	1258	,000
dette à court terme / actif circulant	,601	834,464	1	1258	,000
frais financiers / dette totale	,891	153,789	1	1258	,000
frais financiers / produit brut	,665	634,839	1	1258	,000
(FF + rbt.cap.LMT) / produit brut	,779	356,637	1	1258	,000
frais financiers / EBE	,779	357,187	1	1258	,000
(FF + rbt. capitaux LMT) / EBE	,828	261,308	1	1258	,000
EBE / total bilan	,956	58,160	1	1258	,000
EBE / produit brut	,848	226,257	1	1258	,000
revenu disponible / produit brut	,681	588,130	1	1258	,000
(EBE - FF) / produit brut	,669	622,098	1	1258	,000
actifs immobilisés / produit brut	,990	12,243	1	1258	,000
produit brut / total bilan	,997	3,491	1	1258	,062

Rappelons que pour deux groupes, la statistique F , rapport de la variance inter-groupes sur la variance intra-groupes, est équivalente au carré d'une statistique t de Student à variance commune.

On peut vérifier sur le tableau 2 que le lambda de Wilks univarié, mesurant le pouvoir discriminant de chacun des ratios, est une fonction inverse de la statistique F , soit:

$$\Lambda = \frac{1}{[1 + F/(n - 2)]} = \frac{1}{[1 + 909,310/(1258)]} \approx 0,580$$

Ce tableau indique donc que le ratio au pouvoir discriminant le plus fort est bien le taux d'endettement global, ratio $r1$ utilisé communément par l'ensemble des professionnels de la gestion financière. Cependant d'autres ratios possèdent également un fort pouvoir discriminant comme le pourcentage de fonds propre ($r2$) qui est également un ratio du poids de la dette, mais également $r14$, la dette à court terme rapporté à l'actif circulant, qui est un ratio de liquidité.

Dans le cas multivarié, la matrice de variance-covariance totale T est décomposée en matrice de variance-covariance entre les groupes B et en matrice de variance-covariance à l'intérieur des groupes W : $T = B + W$

Avec deux groupes, nous ne pouvons obtenir qu'une seule fonction discriminante, ci-dessous l'expression du lambda de Wilks multivarié associé à cette fonction linéaire discriminante D_1 , comme rapport des déterminants des matrices de variance-covariance intra-groupes (W) et inter-groupes (B):

$$\Lambda = \frac{\det(W)}{\det(B)}$$

Tableau 3 : valeur du lambda de Wilks multivarié associée à la fonction linéaire discriminante.

Lambda de Wilks

Test de la ou des fonctions	Lambda de Wilks	Khi-deux	ddl	Signification
1	,420	1088,410	9	,000

La statistique associée au lambda de Wilks suit une distribution du χ^2 à $p(K-1)=9$ degrés de libertés sous l'hypothèse nulle d'égalité des moyennes des $K=2$ groupes pour les $p=9$ variables introduites dans le modèle. Le niveau du risque de première espèce, moins de une chance sur mille, conduit à rejeter cette hypothèse nulle et à affirmer que les scores moyens des deux groupes d'après la fonction linéaire discriminante diffèrent significativement.

Une autre mesure du pouvoir discriminant de la fonction linéaire discriminante est le coefficient de corrélation canonique entre le sous-espace engendré par les variables indicatrices des deux groupes et le sous-espace des combinaisons linéaires des ratios financiers :

Tableau 4 : valeur propre et coefficient de corrélation canonique associé à la fonction linéaire discriminante.

Valeurs propres

Fonction	Valeur propre	% de la variance	% cumulé	Corrélation canonique
1	1,383 ^a	100,0	100,0	,762

a. Les 1 premières fonctions discriminantes canoniques ont été utilisées pour l'analyse.

Comme en analyse de la variance, l'hypothèse d'homogénéité des variances est importante dans le choix des estimations réalisées : si les groupes ont des matrices de variance-covariance locales similaires, les fonctions discriminantes seront estimées à partir d'une matrice de variance-covariance intra-classes commune et les fonctions seront linéaires, sinon elles seront estimées à partir des K matrices de variance-covariance, c'est-à-dire pour chacun des groupes, et les fonctions seront quadratiques.

Tableau 5 : logarithme népérien du déterminant de la matrice de variance-covariance intra-classes pour chaque groupe d'exploitation et résultat du test multivarié de Box.

Déterminants Log

LDIFF	Rang	Déterminant Log
0	22	-137,658
1	22	-99,610
Intra-groupes combinés	22	-106,509

Les rangs et logarithmes naturels des déterminants imprimés sont ceux des matrices de covariance du groupe.

Résultats du test

M de Box		16128,311
F	Approximativement	62,605
	ddl1	253
	ddl2	4769909
	Signification	,000

Teste l'hypothèse nulle de matrices de covariance à égales populations.

La statistique M de Box, basée sur le logarithme népérien du déterminant de chaque matrice de variance-covariance locale, permet de construire un test multivarié pour la comparaison des matrices de variance-covariance : le seuil de risque de première espèce associé à la valeur d'un ratio F associé à la statistique M de Box pour une distribution de Fisher-Snedecor, moins d'une chance sur mille, conduit au rejet de l'hypothèse nulle d'égalité des matrices de variance-covariance des deux groupes. Ce test statistique confirme les conclusions tirées de la projection graphique des individus des deux groupes dans le premier plan factoriel. Cependant, comme son homologue univarié, le test multivarié de Box est très sensible à l'hypothèse de normalité des distributions. Cette normalité n'étant pas acquise, en raison du caractère asymétrique des distributions des différents ratios, il convient de considérer le résultat du test comme un indice supplémentaire mais non comme une preuve de l'hétéroscédasticité de la distribution des ratios relativement à ces deux groupes d'exploitations agricoles.

Comme en régression multiple, le processus de sélection pas à pas tient compte des corrélations entre variables discriminantes :

Tableau 6 : sélection pas à pas des critères discriminant les deux groupes d'exploitations selon le critère de la minimisation du lambda de Wilks.

Variables introduites/éliminées^{a,b,c,d}

Pas	Introduite	Éliminée	Lambda de Wilks							
			Statistique	ddl1	ddl2	ddl3	F exact			
							Statistique	ddl1	ddl2	Signification
1	r1		,580	1	1	1258,000	909,310	1	1258,000	,000
2	r32		,502	2	1	1258,000	624,223	2	1257,000	,000
3	r14		,467	3	1	1258,000	478,407	3	1256,000	,000
4	r17		,453	4	1	1258,000	378,131	4	1255,000	,000
5	r2		,445	5	1	1258,000	312,664	5	1254,000	,000
6	r3		,437	6	1	1258,000	268,833	6	1253,000	,000
7	r36		,429	7	1	1258,000	237,793	7	1252,000	,000
8	r21		,423	8	1	1258,000	212,917	8	1251,000	,000
9	r7		,422	9	1	1258,000	190,439	9	1250,000	,000
10	r18		,419	10	1	1258,000	173,322	10	1249,000	,000
11		r1	,420	9	1	1258,000	192,062	9	1250,000	,000

A chaque pas, la variable qui minimise le lambda de Wilks global est introduite.

- a. Le nombre maximum de pas est 44.
- b. Le F pour introduire partiel minimum est 3.84.
- c. Le F pour éliminer partiel maximum est 2.71.
- d. Seuil du F, tolérance ou VIN insuffisant pour la poursuite du calcul.

Par exemple, le ratio *r1* du taux d'endettement global, introduit lors de la première étape car il s'agit de la variable la plus discriminante, est éliminé à la dernière étape du processus car il peut se reconstituer de manière suffisamment approchée comme une combinaison linéaire des autres ratios introduits dans les étapes précédentes.

Il en résulte une fonction discriminante D_i qui s'exprime comme une combinaison linéaire des variables discriminantes centrées réduites, avec des « coefficients standardisés » :

Tableau 7 : coefficients standardisés de la fonction discriminante permettant de calculer le score de chaque exploitation.

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques standardisées

	Fonction
	1
r2	-,568
r3	,499
r7	,473
r14	,304
r17	,455
r18	-,311
r21	-,200
r32	-,413
r36	,111

$$\text{Soit : } D_i(i_0) = -0,568 * Z_{r2} + 0,499 * Z_{r3} + 0,473 * Z_{r7} + 0,314 * Z_{r14} + 0,455 * Z_{r17} - 0,311 * Z_{r18} - 0,2 * Z_{r21} - 0,413 * Z_{r32} + 0,111 * Z_{r36}$$

où Z_{r_j} est la valeur centrée réduite du ratio r_j .

La valeur du score $D_l(i_0)$ ainsi obtenue peut être comparée aux scores moyens des groupes et l'exploitation agricole i_0 affectée à l'un des groupes sur la base de la règle géométrique élaborée à partir du point médian du segment joignant les barycentres des deux groupes, soit la valeur $c=0,086$.

- si le score $D_l(i_0) < c$, alors l'exploitation est classée comme « saine » ;
- si le score $D_l(i_0) > c$, alors l'exploitation est classée comme « défailante » ;
- si le score $D_l(i_0) = c$, alors l'exploitation est classée par tirage aléatoire du groupe .

Tableau 8 : valeur moyenne de la fonction linéaire discriminante pour chaque groupe d'exploitations.

Fonctions aux barycentres des groupes

	Fonction
LDIFF	1
0	-1,133
1	1,219

Fonctions discriminantes canoniques non standardisées évaluées aux moyennes des groupes

Pour effectuer le classement prévisionnel d'une exploitation agricole qui n'appartient pas à l'échantillon-test, nous utiliserons pour des raisons de commodité l'expression de la combinaison linéaire à partir des variables d'origine, avec des coefficients non standardisés :

Tableau 9 : coefficients non standardisés pour le calcul du score à partir des variables d'origine.

Coefficients des fonctions discriminantes canoniques

	Fonction
	1
r2	-2,542
r3	2,398
r7	1,099
r14	,604
r17	18,702
r18	-6,798
r21	-,622
r32	-4,163
r36	,192
(Constante)	-,444

Coefficients non standardisés

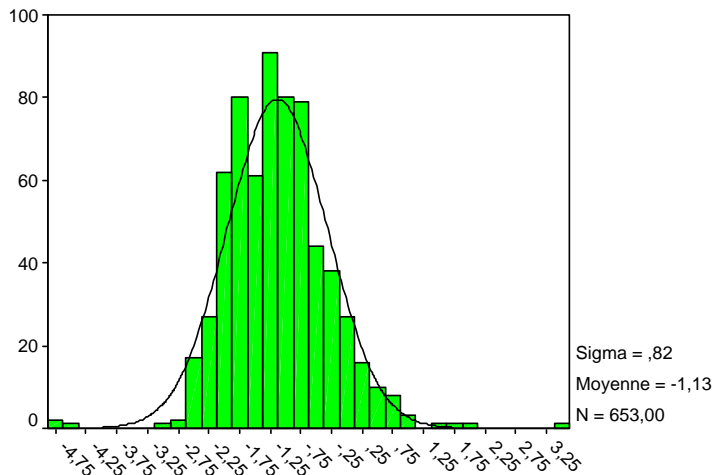
Soit :

$$D_l(i_0) = -2,542 * r2 + 2,398 * r3 + 1,099 * r7 + 0,604 * r14 + 18,702 * r17 - 6,798 * r18 - 0,622 * r21 - 4,163 * r32 + 0,192 * r36 - 0,444$$

Si l'on consulte la distribution de valeurs des scores discriminants selon les groupes :
Figure 7 : distribution des scores discriminants pour les exploitations « saines ».

Fonction discriminante canonique 1

LDIFF = 0

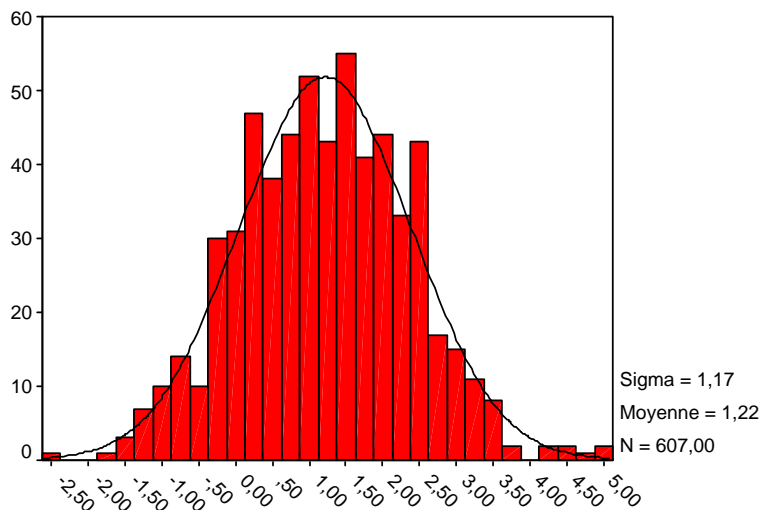


on constate que les scores discriminants se distribuent selon une distribution approximativement gaussienne autour du score moyen du groupe.

Figure 8 : distribution des scores discriminants pour les exploitations « défailtantes ».

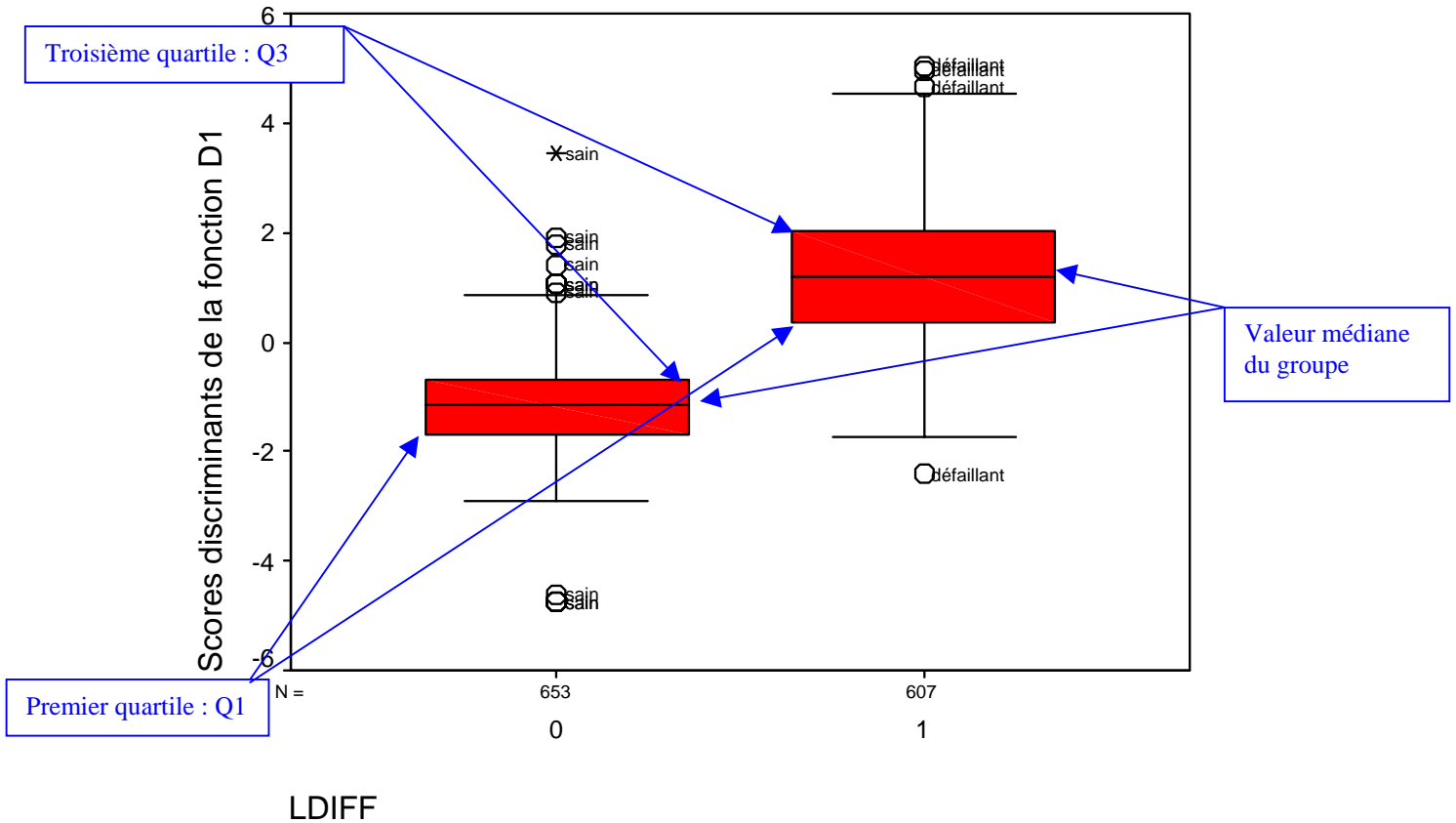
Fonction discriminante canonique 1

LDIFF = 1



Le groupe des « défailtantes » présente une dispersion plus forte (écart-type de 1,17) que le groupe des « saines » (écart-type de 0,82).

La boîte à moustaches permet de comparer les deux distributions de scores discriminants et de constater leur symétrie, ce qui n'était pas le cas des variables d'origine.
Figure 9 : comparaison des deux distributions de scores, « saines » versus « défailtantes ».



On obtient des résultats quasiment identiques en utilisant une fonction discriminante quadratique (option de classement à partir des matrices de variance-covariance locales à chacun des groupes), avec cependant une légère amélioration du pourcentage global de bien-classés due la prise en compte de la différence de dispersion entre les deux groupes. Le groupe des défaillants améliore son pourcentage de bien-classés de 2% tandis que le groupe des sains est légèrement plus mal classé (-0,6%) :

Tableau 10 : résultats d'un classement bayésien fondé sur une règle de discrimination quadratique.

Résultats du classement^a

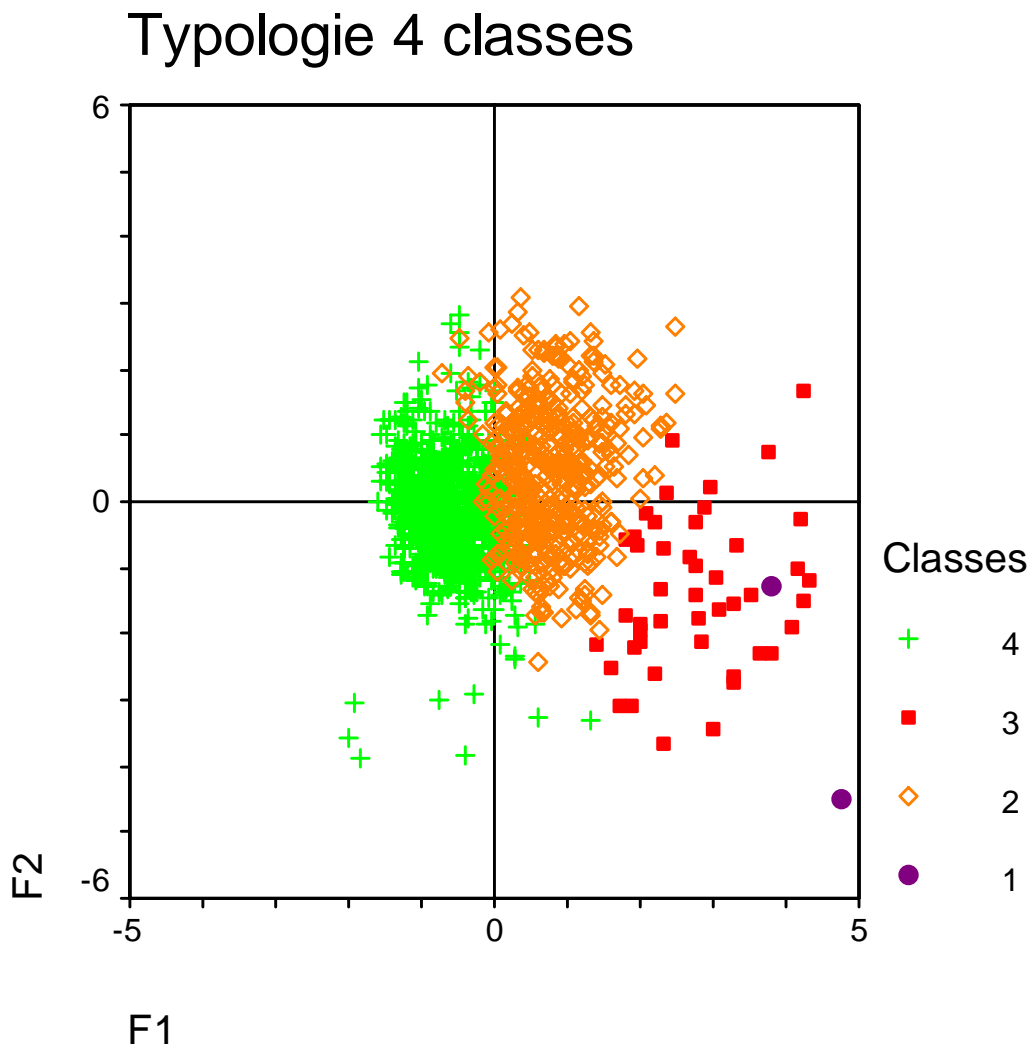
	Effectif	LDIFF	Classe(s) d'affectation prévue(s)		Total
			0	1	
Original	0		601	52	653
	1		87	520	607
%	0		92,0	8,0	100,0
	1		14,3	85,7	100,0

a.
89,0% des observations originales classées correctement.

Afin de pouvoir caractériser plus finement le risque financier, on se propose de réaliser une typologie des comportements financiers décrits par la batterie des ratios sélectionnés en utilisant les méthodes de la classification automatique. En effet, pour tester la faisabilité de cette approche dans un contexte professionnel, on souhaite caractériser plus précisément ces comportements financiers en utilisant un nombre plus important de classes de risque.

Etant donné le nombre important d'observations à classifier, on utilisera la méthode des nuées dynamiques (*K-means*) avec, comme critère d'optimisation, la minimisation de l'inertie intra-classes de la partition. Une première épreuve de validité pour les classes ainsi obtenues sera la projection de ces classes dans le premier plan factoriel de l'ACP des ratios financiers qui d'une part résume une part importante de l'inertie du nuage des observations (plus de 63 %) et dont l'axe F1 est bien corrélé avec la variable difficultés financières :

Figure 10 : projection de la typologie en 4 classes dans le premier plan factoriel de l'ACP normée des ratios financiers.



Ainsi, pour une typologie en 4 classes, on constate que les classes obtenues sont relativement bien discriminées par l'axe F1, lié aux difficultés financières. Une épreuve simple de validité de cette approche consiste à vérifier les pourcentages d'exploitations « saines » et « défailtantes » au sein de chaque classe :

Tableau 11 : composition des 4 classes de la typologie en termes d'exploitations « saines » et « défailtantes ».

Tableau croisé incident de paiement * Nombre d'observations classification hiérarchique

			Classes de la typologie				Total
			1	2	3	4	
incident de paiement	sain	Effectif		39	1	613	653
		% dans incident de paiement		6,0%	,2%	93,9%	100,0%
		% dans Classes de la typologie		8,5%	2,2%	81,3%	51,8%
	défaillant	Effectif	2	419	45	141	607
		% dans incident de paiement	,3%	69,0%	7,4%	23,2%	100,0%
		% dans Classes de la typologie	100,0%	91,5%	97,8%	18,7%	48,2%
Total	Effectif	2	458	46	754	1260	
	% dans incident de paiement	,2%	36,3%	3,7%	59,8%	100,0%	
	% dans Classes de la typologie	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	

On constate que la classe C4 située du côté négatif de l'axe F1 est formée à 81,3 % d'exploitations « saines » et elle représente la quasi-totalité des exploitations « saines » (93,9 %). Les classes les plus excentrées du côté positif de l'axe F1 sont les classes C1 et C3 qui sont formées quasi-exclusivement d'exploitations « défailtantes » (taux global de 97,9%). La classe C2 est composée de 8,5 % d'exploitations « saines » et de 91,5 % d'exploitations « défailtantes ».

Sur la base de ces résultats, on peut proposer une typologie en trois groupes :

- un groupe d'exploitations au risque financier faible, G1=C4 (vert) ;
- un groupe d'exploitations au risque financier important, G2=C2 (orange) ;
- un groupe d'exploitations au risque financier très élevé, G3=C1&C3 (rouge et violet) ;

Afin de caractériser ces comportements financiers, on peut utiliser à nouveau l'analyse discriminante pour identifier les ratios les plus sélectifs pour cette nouvelle typologie a posteriori. On obtient ainsi deux fonctions linéaires permettant de discriminer ces trois groupes :

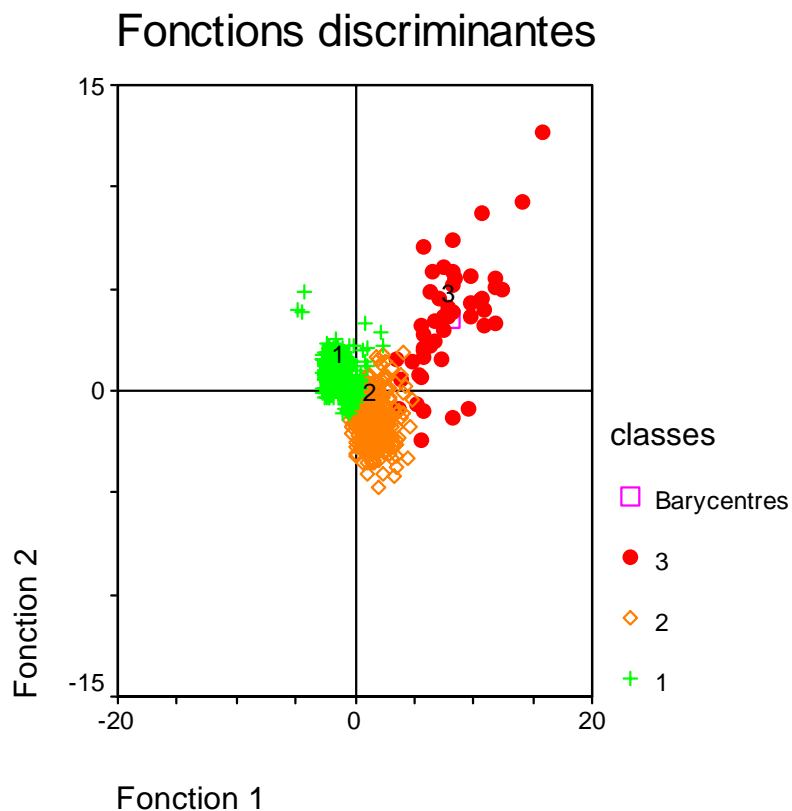
Tableau 12 : coefficients standardisés pour le calcul des scores selon les deux premiers axes discriminants.

**Coefficients des fonctions discriminantes
canoniques standardisées**

	Fonction	
	1	2
r1	-,203	-,288
r2	-,099	,749
r3	,237	-,228
r6	1,120	1,719
r7	-,239	-,804
r8	-,331	-,544
r11	-,500	-,768
r12	,231	,956
r14	,277	-,239
r18	-,499	-,784
r19	,358	,383
r21	,682	,751
r24	-,019	,340
r37	,154	,333

On peut visualiser cette discrimination dans le plan des deux fonctions linéaires discriminantes :

Figure 11 : projection de la typologie en 3 classes dans le premier plan discriminant.



Le pourcentage de bien-classés obtenu par validation croisée est de 97,3 % :

Tableau 12 : résultats du classement bayésien d'affectation aux 3 classes de la typologie, estimés à partir d'une validation-croisée.

Résultats du classement^{b,c}

		CLASSE	Classe(s) d'affectation prévue(s)			Total
			1	2	3	
Original	Effectif	1	743	11	0	754
		2	15	443	0	458
		3	0	6	42	48
	%	1	98,5	1,5	,0	100,0
		2	3,3	96,7	,0	100,0
		3	,0	12,5	87,5	100,0
Validé-croisé ^a	Effectif	1	743	11	0	754
		2	16	442	0	458
		3	0	7	41	48
	%	1	98,5	1,5	,0	100,0
		2	3,5	96,5	,0	100,0
		3	,0	14,6	85,4	100,0

- a. La validation croisée n'est effectuée que pour les observations de l'analyse. Dans la validation croisée, chaque observation est classée par les fonctions dérivées de toutes les autres observations.
- b. 97,5% des observations originales classées correctement.
- c. 97,3% des observations validées-croisées classées correctement.

Le diagnostic financier pour une nouvelle exploitation pourra s'appuyer sur le calcul des scores discriminants à l'aide des coefficients non standardisés :

Tableau 13 : coefficients non standardisés pour le calcul des deux scores discriminant les 3 classes de la typologie.

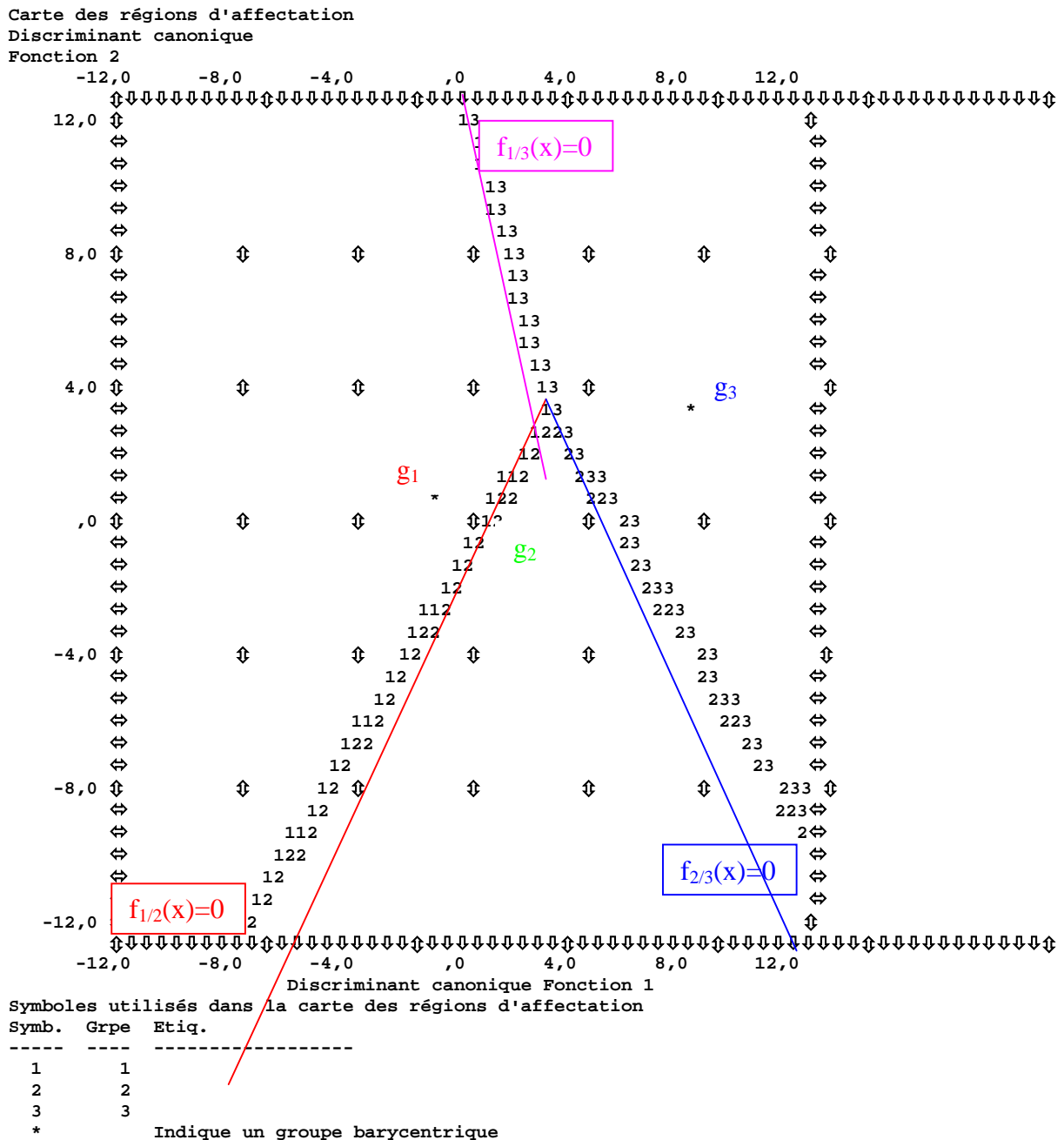
Coefficients des fonctions discriminantes canoniques

	Fonction	
	1	2
r1	-,871	-1,235
r2	-,474	3,598
r3	1,158	-1,111
r6	2,566	3,938
r7	-,634	-2,130
r8	-1,498	-2,459
r11	-1,651	-2,535
r12	,502	2,077
r14	,656	-,565
r18	-12,606	-19,778
r19	3,845	4,110
r21	3,093	3,403
r24	-,225	4,114
r37	,709	1,532
(Constante)	-2,668	-4,403

Coefficients non standardisés

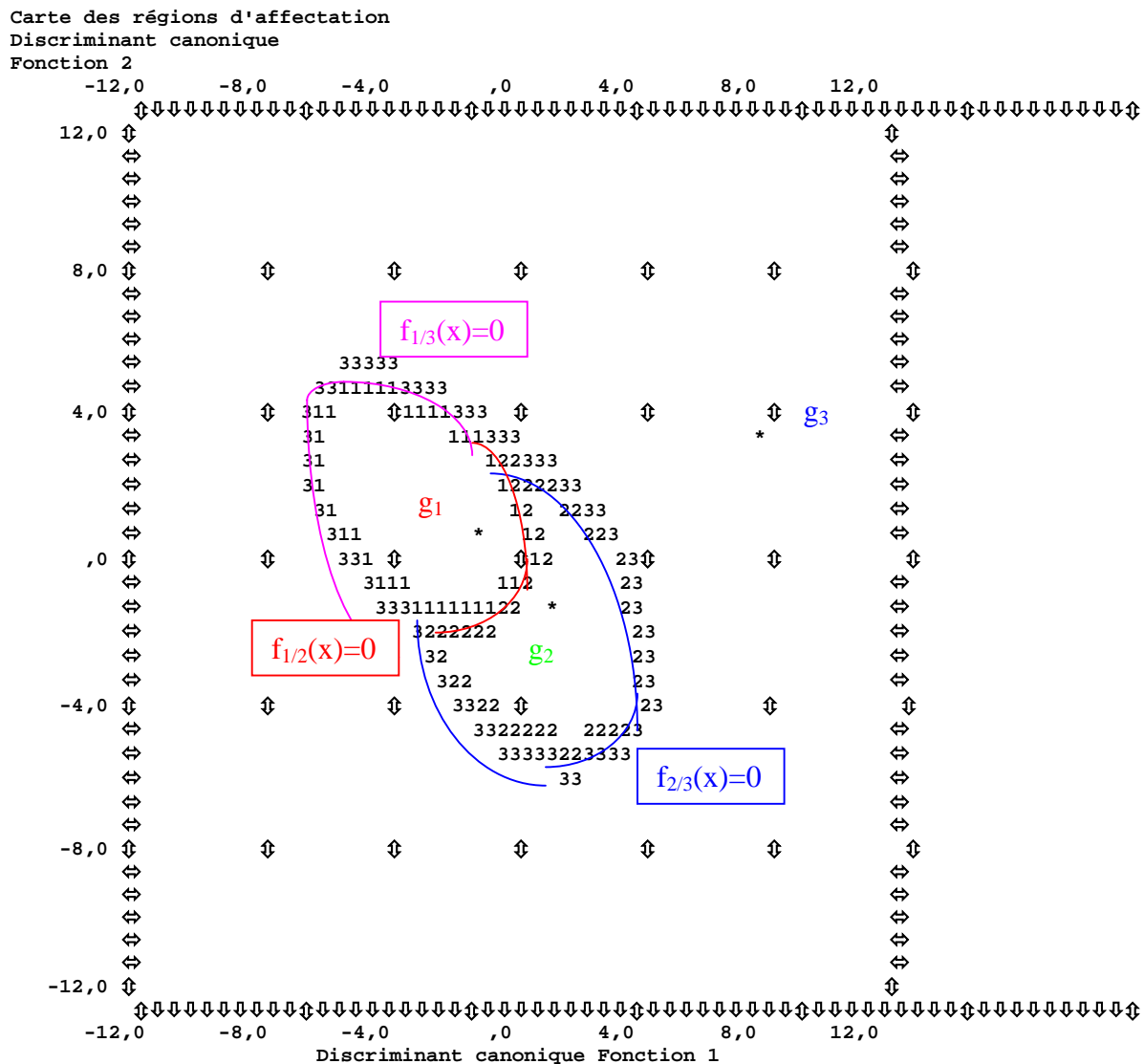
Les scores obtenus pourront être projetés sur la carte territoriale permettant l'affectation selon une règle géométrique, en projetant le point représentant l'exploitation agricole sur le graphique selon ses coordonnées factorielles discriminantes et en le situant par rapport à chacune des cloisons permettant de séparer le groupe i du groupe j (hyperplans médiateurs d'équation $f_{i,j}(x) = 0$) :

Figure 11 : carte des régions d'affectation obtenues à partir du plan factoriel discriminant, fonctions linéaires.



On peut vérifier que les cloisons obtenues avec des fonctions quadratiques ne sont plus des hyperplans comme avec les fonctions linéaires mais des quadriques (surface algébrique de degré 2), en témoigne leurs projections dans le plan des deux premières fonctions discriminantes qui sont des courbes coniques et non plus des droites :

Figure 12: carte des régions d'affectation obtenues à partir du plan factoriel discriminant, fonctions quadratiques.



Symboles utilisés dans la carte des régions d'affectation

Symb. Grpe Etiq.

1 1

2 2

3 3

* Indique un groupe barycentrique

Bibliographie

Altman E.I. (1968) « Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy » *Journal of Finance*, septembre 1968.

Bardos M. (2001) *Analyse discriminante : application au risque et scoring financier*, Dunod, Paris, 224 p.

Bardos M. (1985) « Le risque de défaillance d'entreprises », *Cahiers Economiques et Monétaires*, n°19, Banque de France.

Beaver W. (1966) « Financial Ratios as Predictors of Failures," in *Empirical Research in Accounting, selected studies*, supplément au *Journal of Accounting Research*, janvier 1967.

Blogowski A., Colson F., Léon Y. (1992) « Les exploitations agricoles en difficulté financière dans la CEE », *Note INRA/Ministère de l'Agriculture et de la Forêt*, avril, 40 p.

Colson F., Blogowski A., Dechambre B., Chia E., Désarménien D., Dorin B. (1993) « Prévenir les défaillances financières en agriculture. Application de la méthode des scores », *Cahiers d'économie et de sociologie rurales*, n° 29, pp. 22-44.

Dietsch M. (1989) « La mesure des difficultés financières des exploitations agricoles à partir du RICA », *Rapport final - Convention SCEES*, Institut d'Etudes Politiques, Strasbourg, 51 p.

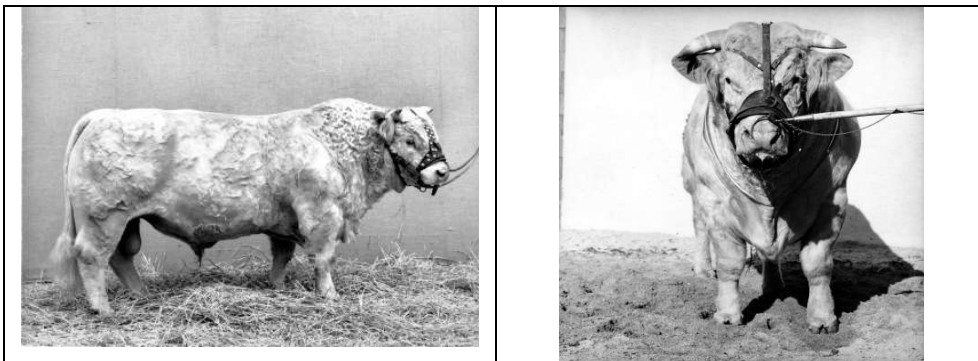
Fénelon J-P. (1999) *Qu'est-ce que l'Analyse des Données*, LEFONEN, 2^e édition, 311 p.

Flavigny P-O. et Lebeaux M-O. (1998) *Manuel d'utilisation des procédures ADDADSAS, version SAS/Toolkit 94-98*.

IGER (1989) *Le mot juste*, 168 p.

Isnard M. et Sautory O. (1994) *Les macros SAS d'analyse des données*, Document de travail n° F 9405, Direction des Statistiques Démographiques et Sociales, INSEE, 153 p.

Lebart L., Morineau A., Piron M.(1995) *Statistiques exploratoires multidimensionnelles*, DUNOD, 439 p.



Hommage à Jean-Pierre Fénelon : deux plans de projection orthogonaux révélant la morphologie de la race charolaise ...

Source : Photothèque, Ministère de l'Agriculture, de l'Alimentation, de la Pêche et des Affaires Rurales.