



Ecole de Gestion de l'Université

UNIVERSITÉ DE LIÈGE

Centre d'Etude de la Performance des Entreprises (C.E.P.E)

**APPORTS DE L'ANALYSE FACTORIELLE DES CORRESPONDANCES
MULTIPLES À L'ÉTUDE DE LA DÉTECTION DES SIGNAUX
ANNONCIATEURS DE FAILLITE PARMIS LES P.M.E.**

**Cahier de Recherche 9301
Reprint 2010**

par DIDIER VAN CAILLIE

*Docteur en Administration des Affaires
Premier Assistant*

Contact : D.VanCaillie@ulg.ac.be

I. Introduction¹

Le cap des 6.000 faillites enregistrées sur base annuelle au cours de l'année 1992 constitue un record tristement historique qui ramène à l'avant-plan de l'actualité le problème de la détection précoce des faillites des entreprises en général, des Petites et Moyennes Entreprises en particulier.

Les PME belges représentent 98 % du nombre des employeurs (DONCKELS e.a., 1993) et sont caractérisées à la fois par leur extrême jeunesse et une très grande vulnérabilité, conséquences directes du souffle de renouveau de l'esprit d'entreprise qui a conduit dès 1985 à une véritable explosion du nombre de créations (et, avec un léger décalage dans le temps, de disparitions) d'entreprises souvent de très petite taille (BRAGARD e.a., 1990).

Pour leurs clients, leurs fournisseurs, leurs conseillers extérieurs et plus généralement pour l'ensemble de leurs partenaires extérieurs, la détection précoce de signes annonciateurs d'une éventuelle défaillance devient, de facto, une des préoccupations majeures d'une saine politique de gestion des risques commerciaux.

Les caractéristiques propres et les spécificités du comportement des Petites et Moyennes Entreprises ne facilitent toutefois guère la mise en oeuvre d'une telle politique de détection.

En effet, qualitativement, la PME² apparaît caractérisée (VAN CAILLIE, 1992):

- Par la place prépondérante qu'y occupent l'entrepreneur et, au sein des entreprises familiales, sa famille: véritable moteur de l'activité de la PME, l'entrepreneur est à la base de l'ensemble des décisions de gestion stratégiques qui orientent le comportement futur de l'entreprise et, souvent, exerce simultanément un rôle important dans la gestion quotidienne de la PME. Ses objectifs, ses motivations, sa formation et son expérience passée sont dès lors des facteurs qui influencent fortement le comportement de la PME et donc déterminent ses forces et faiblesses, tant stratégiques qu'opérationnelles.
- Par la concentration des responsabilités de gestion et du pouvoir de décision et de contrôle dans les mains de l'entrepreneur et, parfois, de quelques collaborateurs: cette concentration a pour conséquence que les décisions de

¹ *Cette note de recherche se base d'un point de vue théorique sur une vaste étude critique de la littérature consacrée à la détection des faillites et la plupart des éléments et arguments sous-jacents à notre exposé ressortent d'une ou, plus généralement, de plusieurs études aux apports semblables: aussi, afin de ne pas alourdir inutilement l'exposé, nous avons choisi de reprendre en bibliographie la liste des études et recherches que nous avons soumises à une analyse critique et de limiter au strict minimum les renvois aux différents auteurs de la littérature dans le corps du texte.*

² *Normativement, le concept de PME reste par ailleurs mal défini, malgré l'abondance des définitions économiques et légales proposées par le Législateur national (plus d'une cinquantaine à ce jour).*

gestion opérationnelle et plus encore la définition des orientations stratégiques de l'entreprise émanent d'une ou de quelques personnes et sont donc déterminées par les objectifs et les compétences de ces quelques personnes.

- Par la forte dépendance de la PME à l'égard des diverses composantes de son environnement, et notamment à l'égard de ses clients, de ses fournisseurs et de ses apporteurs de capitaux. Au fil de son existence toutefois, la PME se professionnalise et acquiert une expérience propre: elle devient elle-même un acteur économique actif dans l'environnement d'autres entreprises et, plus généralement, dans la vie économique et sociale de sa région, et sa dépendance à l'égard de ses divers partenaires s'atténue progressivement, sans jamais toutefois totalement disparaître.

Les multiples facettes que peuvent prendre ces caractéristiques et leur lien étroit avec les motivations, compétences et potentialités de l'entrepreneur rendent toutefois difficile la modélisation du fonctionnement, tant stratégique qu'opérationnel, des Petites et Moyennes Entreprises, notamment dans une perspective de détection de signes annonciateurs de faillite.

En outre, l'analyste externe se heurte souvent en pratique au problème de l'accessibilité, de l'homogénéité et de la crédibilité des données, notamment relatives à la gestion interne, disponibles auprès des PME: fondamentalement, seuls les états financiers, considérés comme outil de l'activité de signalisation de la PME, s'avèrent utilisables par lui.

Depuis les travaux liminaires de ALTMAN (1968), les états financiers des entreprises ont été à maintes reprises exploités par application de diverses techniques statistiques multivariées, généralement paramétriques (analyse discriminante et analyse logistique essentiellement), qui ont débouché sur l'élaboration d'une série de modèles de prédiction de faillite¹ aux performances variables.

Elaborés au départ de données financières publiées essentiellement par de grandes entreprises, ces modèles s'avèrent généralement difficilement applicables au sein des PME, notamment par manque de données disponibles, crédibles et homogènes.

Il nous paraît dès lors intéressant de développer un modèle de détection de signaux financiers annonciateurs de faillite spécifique aux Petites et Moyennes Entreprises et qui tiennent compte des reproches adressés par la littérature spécialisée aux modèles traditionnels de détection de faillite.

Pour ce faire, nous adoptons la démarche suivante:

* d'abord, nous procédons à un examen critique de la littérature consacrée à la détection de signaux annonciateurs de faillite dans les Petites ou Moyennes Entreprises;

* puis nous effectuons un relevé systématique des faiblesses conceptuelles et des problèmes méthodologiques pratiques mis en évidence dans cette même littérature spécialisée;

¹ Sur ce point, voir les articles synoptiques de ALTMAN (1984) et KEASEY et WATSON (1991).

* nous proposons ensuite, pour chacun des problèmes méthodologiques ainsi mis en évidence, un ensemble de solutions adaptées aux caractéristiques des Petites ou Moyennes Entreprises, notamment en matière de données disponibles et homogènes;

* nous intégrons ensuite ces solutions méthodologiques dans une méthodologie d'analyse propre aux états financiers des Petites ou Moyennes Entreprises et centrée sur l'utilisation de la technique statistique non paramétrique que constitue l'analyse factorielle des correspondances multiples;

* puis nous analysons logiquement les résultats de l'application de cette méthodologie aux états financiers déposés au cours de la période 1986-1989 par un échantillon représentatif de la population des PME et riche de 1.536 individus et par la sous-population des 1.464 PME débutantes créées en janvier 1985;

* enfin, à titre de conclusion, nous soulignons les apports de l'analyse factorielle des correspondances multiples à la mise en évidence des signaux financiers annonciateurs de faillite dans les PME.

2. Examen critique de la littérature spécialisée

2.1. Les apports de la littérature

L'exploitation des états financiers de la PME considérés comme le reflet, certes tardif, des différentes décisions de gestion stratégique et opérationnelle prises par ses dirigeants est facilitée par la connaissance des apports et faiblesses de la littérature scientifique consacrée spécifiquement à la détection des faillites des PME (VAN CAILLIE, 1992). Celle-ci comprend essentiellement trois courants, présentés par ordre de complexité croissant:

1°) L'examen critique des facteurs annonciateurs de faillite recensés par la littérature montre logiquement, compte tenu des caractéristiques propres aux PME qui viennent d'être rappelées, l'importance des facteurs liés à la personnalité, aux compétences et aux motivations de l'entrepreneur.

Au niveau de la gestion même de la PME, les facteurs liés à son comportement stratégique apparaissent être des indicateurs fondamentaux de défaillance, car ils déterminent le comportement de l'entreprise pour une longue période: mettons particulièrement en évidence la qualité de la planification et de la préparation des choix stratégiques de la PME, la nature de ces choix, la manière dont ils se reflètent dans l'adéquation des produits aux exigences des marchés et dans un plan marketing complet, cohérent et réaliste.

Au plan opérationnel, les facteurs comptables et financiers (et tout particulièrement le faible niveau des fonds propres par rapport aux besoins réels de l'entreprise, une structure de l'endettement privilégiant le court terme, la tenue d'une comptabilité inappropriée et des difficultés dans la conduite d'une politique financière cohérente, notamment au niveau du financement du cycle d'exploitation) et les problèmes liés à la production des biens et à la gestion des ressources humaines sont les indicateurs symptomatiques de défaillance les plus

fréquemment cités.

2°) Les modélisations du processus de défaillance proposées par ARGENTI (1976) et MARCO (1989), plus conceptuelles, ont le mérite de faire apparaître la faillite d'une PME comme le résultat d'une dégradation progressive de son comportement économique due au dysfonctionnement de tout ou partie de ses constituants fonctionnels et/ou organisationnels, mettant ainsi l'accent sur les véritables causes de cette dégradation et non plus sur ses conséquences.

Elles ont par ailleurs le mérite de faire apparaître explicitement l'influence des différents partenaires de l'entreprise sur le processus de dégradation économique de la santé d'une PME et sur la décision ultime de mise en faillite.

Une telle modélisation du processus de défaillance ne peut toutefois que difficilement être mise en pratique par un analyste extérieur à l'entreprise, car elle nécessite l'acquisition, par examen d'un grand nombre de cas, d'une expertise en matière de détection de faillites, la prise de connaissance d'un volume important d'informations émanant du contrôle interne de la PME et la conduite d'entretiens qualitatifs, souvent longs et nombreux, avec l'entrepreneur et/ou ses collaborateurs.

Faute d'informations en quantité et de qualité suffisantes, l'analyste externe ne peut donc généralement pas mettre en oeuvre de telles modélisations conceptuelles.

3°) La modélisation des états financiers de la PME dans une perspective de détection de faillite débouche quant à elle sur un ensemble d'apports utiles pour l'analyste mais s'avère également se heurter à quelques problèmes méthodologiques lors d'une éventuelle mise en oeuvre au sein d'ensembles de PME non homogènes. Cette modélisation emprunte deux voies;

3.1°) L'analyse des flux de fonds, qui semble à l'origine offrir une voie fructueuse de recherche basée sur le comportement dynamique de la PME, débouche empiriquement sur des résultats contradictoires, dûs à la multiplicité des présupposés normatifs qui conduisent à la construction des variables de flux, à la diversité des objectifs et des contraintes légales de présentation des variables et tableaux de flux, et aux nombreuses représentations du comportement financier sous-jacentes aux études empiriques publiées; toutefois, les études les plus récentes laissent toutefois apercevoir que les variables de flux, utilisées de façon complémentaire par rapport aux variables bilantaires traditionnelles, possèdent un contenu informationnel non négligeable.

3.2°) Le principal apport de l'analyse statistique multivariée du comportement de ratios financiers réside, au premier abord, dans la synthèse en une seule note (score discriminant, probabilité de défaillance ...) de l'ensemble du contenu informationnel des états financiers d'une entreprise. D'essence multivariée, cette approche a cependant un effet réducteur, dans la mesure où deux comportements en sens contraire pour deux variables intégrées dans un modèle de ce type se compensent. Dès lors, à un stade ultérieur, l'analyste doit analyser les constituants de la note obtenue: cette approche permet alors de mettre en lumière l'évolution des différents aspects du comportement financier de l'entreprise et débouche sur un ensemble d'apports ponctuels qui, pris isolément, sont

conformes à la logique financière.

Ainsi, conformément à la logique financière, il ressort de la plupart des modèles statistiques de détection de faillite spécifiques aux PME que le risque de défaillance augmente lorsque:

- la rentabilité des activités de l'entreprise ou de ses fonds propres est faible,
- la valeur ajoutée engendrée est faible et/ou absorbée pour une part importante par les charges financières et/ou les frais de personnel,
- l'endettement, notamment à court terme, est élevé et donc lorsque les fonds propres sont faibles,
- la capacité d'autofinancement ne permet de couvrir qu'une faible part de l'endettement, notamment à court terme,
- la position de liquidité et/ou de trésorerie est faible,
- la structure bilantaire de l'entreprise, et notamment la structure de financement de son cycle d'exploitation, est déséquilibrée.

Dès lors, les apports communs aux multiples modèles développés sur base d'une analyse multivariée de données financières semblent constituer des "tendances fondamentales" sous-jacentes à la problématique de la détection des faillites.

2.2. Les faiblesses de la littérature

La qualité de la plupart des études réalisées en matière de détection de faillite est difficile à évaluer et leur application pose globalement maints problèmes pratiques, ce qui conduit certains auteurs (tels ROBERTSON et MILLS, 1991) à souligner les abus liés à leur utilisation. En effet:

1°) La plupart des études discriminantes tiennent généralement peu compte des hypothèses sous-jacentes à la technique statistique de l'analyse discriminante (à savoir essentiellement la normalité de la distribution des variables et l'égalité des matrices de variance-covariance des populations d'entreprises faillies et actives étudiées) et accordent trop peu d'attention au problème particulier de la corrélation existant entre variables et donc à la sélection des ratios sur base desquels les modèles sont développés.

2°) Les modèles, notamment discriminants ¹, sont généralement spécifiques aux échantillons à partir desquels ils sont développés et affichent des performances de reclassement moindres lorsqu'ils sont appliqués à des échantillons de contrôle: se pose ici le problème de la validation de ces modèles.

3°) La plupart des modèles, notamment discriminants, sont lourds à mettre en oeuvre et nécessitent une révision périodique, notamment au niveau de leurs coefficients et du score critique ou de la règle de décision qui leur est associé: se pose en fait ici le problème de la stabilité au cours du temps de ces modèles.

De plus, ils ne permettent pas de prendre en compte des variables qualitatives ou binaires sans enfreindre les hypothèses statistiques sous-jacentes.

¹ On en répertorie plus de 100 dans la littérature ! (KEASEY, WATSON, 1991).

4°) Enfin, la plupart des modèles, constitués au départ d'indicateurs issus généralement exclusivement des états financiers des entreprises, ne mettent en évidence que les conséquences de la dégradation de la santé économique de l'entreprise, et non ses causes.

2.3. Problèmes particuliers posés par l'étude des PME

Dans le cas particulier des Petites et Moyennes Entreprises, les problèmes liés au développement de modèles de détection de faillite englobent, outre les problèmes déjà mentionnés dans le cas des modèles de portée générale, plusieurs problèmes liés aux caractéristiques et à la spécificité du comportement des PME (STOREY e.a., 1987) qui rendent dès lors les modèles traditionnels peu opérants ¹:

1°) D'abord, les petites entreprises ont généralement une gamme de produits peu diversifiée et n'ont parfois que quelques clients importants, ce qui les rend extrêmement dépendantes des donneurs d'ordre et particulièrement vulnérables aux fluctuations économiques conjoncturelles, même d'importance moyenne. Or, de telles influences sont rarement prises en compte par les modèles traditionnels.

2°) Ensuite, leurs possibilités d'accès aux capitaux diffèrent radicalement de celles des grandes entreprises: la seule source de financement des PME, autre que l'autofinancement ou les fonds personnels de l'entrepreneur, est généralement constituée par les crédits fournisseurs et, dans une moindre mesure, par les crédits bancaires à court terme.

3°) Par ailleurs, leur structure managériale se limite souvent à l'entrepreneur et à quelques éventuels collaborateurs, souvent issus de la famille même du dirigeant: tout événement imprévisible (maladie, accident, ...) peut conduire très rapidement à la faillite de l'entreprise, quasi indépendamment de sa santé financière.

4°) Enfin, la plupart des PME qui font faillite sont jeunes: dans ce cas, l'absence de véritable donnée relative à leur performance passée signifie que des modèles de prédiction de faillite peuvent difficilement être calibrés.

3. Faiblesses conceptuelles et problèmes méthodologiques apparents dans la littérature spécialisée

3.1. Faiblesses conceptuelles de la littérature

Une fois effectué cet examen critique des apports et faiblesses de la littérature consacrée à la détection des faillites des Petites ou Moyennes Entreprises, il nous paraît que l'analyste

¹ *Les résultats décevants obtenus lorsqu'ils font usage de techniques statistiques multivariées paramétriques alternatives (modèles discriminants, factoriels, logit et probit) conduisent STOREY et alii (1987) à penser que les solutions statistiques destinées à permettre le développement de modèles de détection de faillite adaptés aux Petites et Moyennes Entreprises seraient plutôt de type non paramétrique, dans le prolongement des premiers travaux de FRYDMAN et alii (1985), BARNIV et RAVEH (1989) et GUPTA et alii (1990).*

préoccupé par le diagnostic des signes annonciateurs de faillite dans les PME est confronté essentiellement à trois faiblesses conceptuelles (VAN CAILLIE, 1992), matérialisées par trois problèmes:

1°) Le problème de la quasi-absence d'un cadre de référence théorique, notamment financier, représentatif du processus de défaillance des PME, validé empiriquement et permettant la prise en compte de ses attentes propres.

Certes, des modélisations théoriques du processus de défaillance existent (telles celles d'ARGENTI et MARCO (1989)) et prennent même en compte de façon embryonnaire les objectifs et l'impact du comportement des partenaires de l'entreprise. Toutefois, aucun de ces modèles n'a fait l'objet de validations empiriques complètes auprès de Petites ou Moyennes Entreprises. Par ailleurs, aucun de ces modèles ne permet de prendre véritablement en compte la multiplicité des attentes et des objectifs des partenaires de l'entreprise, utilisateurs potentiels de ces modèles.

2°) Le problème du choix de la technique statistique permettant d'exploiter au mieux de ses objectifs les informations, essentiellement financières, dont il dispose.

L'analyse de la littérature laisse en effet apparaître que de nombreuses techniques statistiques ont été à maintes reprises utilisées et que leurs résultats sont relativement convergents, confirmant de ce fait l'existence de composantes structurelles, notamment financières, constitutives du risque de défaillance.

Toutefois,

- pour des raisons pratiques, il s'avère souvent difficile de vérifier que les hypothèses statistiques sous-jacentes à ces techniques sont rigoureusement respectées;
- les données traitées dans la littérature proviennent le plus souvent de grandes entreprises, souvent américaines, dont les états financiers font l'objet d'un contrôle de qualité rigoureux, tant au plan interne qu'externe: rares sont les études basées sur le traitement de données financières en provenance de PME et plus rares encore sont les études qui proposent des solutions aux multiples problèmes d'obtention, de contrôle de fiabilité et de retraitement de ces données;
- enfin, les techniques statistiques utilisées sont généralement des techniques à but prédictif qui visent à associer une probabilité de défaillance à une entreprise sur base de l'analyse de ses seuls états financiers: ces techniques ne permettent donc pas véritablement de prendre en compte les attentes des utilisateurs potentiels des modèles ainsi élaborés.

3°) Le problème du coût du modèle: le développement d'un modèle adapté au cas des PME se révèle généralement plus onéreux que le développement d'un modèle semblable adapté aux grandes entreprises, en raison de la plus grande accessibilité, ponctualité et fiabilité des données publiées par les grandes entreprises.

Pratiquement, le chercheur disposant d'un échantillon initial important et représentatif du monde des PME peut, après un examen attentif de ses données, se retrouver avec un échantillon substantiellement réduit et non représentatif, en

raison par exemple de données manquantes ou de la constitution d'un échantillon contenant beaucoup plus de Moyennes Entreprises que de Petites Entreprises; par ailleurs, il est souvent difficile d'établir la date de défaillance exacte d'une PME, du fait de sa petite taille qui la rend difficilement repérable physiquement et du délai de délivrance de ses états financiers, particulièrement long pour les années qui précèdent directement la défaillance; ensuite, les valeurs prises par des ratios de nature financière, au lieu de refléter fidèlement une "réalité économique" sous-jacente à la problématique de la faillite, peuvent ne refléter que les choix d'une politique comptable ou seulement illustrer les conséquences du choix d'une technique d'analyse statistique particulière¹; enfin, en raison du profil extrêmement varié présenté par les PME, il est difficile de construire UN échantillon représentatif de l'ensemble des Petites et Moyennes Entreprises: il s'avère nettement plus pertinent de construire des échantillons de PME issues d'un même secteur d'activité, d'une même zone géographique ou de taille identique.

3.2. Problèmes méthodologiques pratiques

Au terme d'une revue détaillée d'études empiriques consacrées en Belgique à l'élaboration de modèles financiers de prédiction de faillite, OOGHE et JOOS (1990) soulèvent une série de **problèmes méthodologiques pratiques** qui freinent le développement de tels modèles.

Ces problèmes, corollaires des faiblesses conceptuelles précédemment identifiées, relèvent des 3 problématiques suivantes:

1°) Le choix des individus à étudier: idéalement, le chercheur doit sélectionner des échantillons qui sont aussi représentatifs que possible de la population et donc des phénomènes qu'il étudie. Or, au niveau belge et en matière comptable, cette tâche est rendue difficile:

* Par l'**existence de deux schémas de présentation des comptes annuels des entreprises** et par le fait qu'en cours d'existence, une entreprise peut être amenée à présenter ses comptes annuels successivement sous deux schémas différents: ceci conduit le chercheur à prévoir deux versions du modèle qu'il teste et/ou à opérer un fastidieux travail de réconciliation de certains comptes, notamment lorsqu'il envisage de prendre en considération l'évolution du comportement financier de l'entreprise².

* Par le fait que **la qualité des comptes annuels présentés, notamment sous la forme abrégée, est très faible** (JEGERS, BUIJINK, 1987).

¹ Cette constatation est valable également dans le cas des grandes entreprises.

² L'étude dynamique du comportement financier d'une entreprise contraint en pratique l'analyste à prendre en considération les comptes annuels de deux ou plusieurs exercices comptables. Se pose dans ce cas le problème additionnel de l'évolution des Législations Comptables et de ses conséquences sur la présentation et la tenue des comptes.

En effet, malgré l'existence d'obligations légales de tenue et de publication des comptes ¹, les données financières mises à la disposition des analystes externes présentent des défauts parfois importants, dûs soit à la structure déficiente de l'organisation comptable et administrative de l'entreprise déposante, soit à de multiples manipulations mécanographiques successives (dépôt d'une copie dactylographiée, vérification et corrections manuelles, multiples encodages et transferts informatiques, ...).

En matière d'analyse des états financiers d'entreprises en état de faillite, le problème est encore plus crucial ² et se manifeste par un volume important de données manquantes ou illogiques d'un point de vue comptable et/ou mathématique. Or, de telles données ne permettent que difficilement l'application de méthodes statistiques traditionnelles de sélection de ratios (comme par exemple l'analyse factorielle ou l'analyse discriminante), car ces dernières reposent sur des hypothèses statistiques qui peuvent s'avérer non maintenues du fait de la faible qualité des données disponibles.

Cet état de fait oblige le chercheur à effectuer un très important travail d'analyse et de correction, car l'élimination pure et simple des individus présentant des données erronées conduirait à l'obtention d'un échantillon peu, voire pas du tout représentatif de la population réellement étudiée ³.

2°) Le choix des variables: En l'absence d'un véritable modèle théorique sous-jacent décrivant le processus de dégradation de la santé financière des entreprises, l'analyste doit se rabattre sur l'utilisation d'un certain nombre de variables financières globales caractéristiques du comportement financier de l'entreprise et dont les interactions sont prises en compte par l'application d'une technique statistique multivariée.

Mais, nous l'avons déjà souligné, d'une part ces techniques statistiques reposent en règle générale sur un ensemble d'hypothèses statistiques qui sont rarement satisfaites et d'autre part les variables financières ainsi mises en exergue sont généralement bien connues des praticiens

¹ *Sur ce point, voir l'Article 80 des Lois Coordonnées sur les Sociétés Commerciales tel que modifié par la loi du 18 juillet 1991 (Moniteur Belge du 26 juillet 1991).*

² *Mentionnons, à titre purement indicatif, ces quelques chiffres, avancés par OOGHE et JOOS (1991) en préambule à la présentation de travaux en cours de réalisation visant à actualiser le modèle développé en 1982 par OOGHE et VERBAERE:*

- * 33 % des entreprises faillies reprises dans l'échantillon qui doit servir de base à leur nouvelle étude n'ont jamais publié de comptes;
- * 77 % des comptes 1 an avant faillite, 26 % des comptes 2 ans avant faillite et 10 % des comptes 3 ans avant faillite n'ont pas été publiés par les entreprises faillies reprises dans leur échantillon;
- * enfin, l'ensemble des comptes non déjà éliminés à ce stade s'est avéré présenter des erreurs logiques, arithmétiques ou comptables.

³ *Soulignons toutefois que ce fait, notamment en ce qui concerne les comptes publiés par les entreprises faillies, n'est pas propre au cas belge (ZMIJEWSKI, 1984).*

et des chercheurs depuis fort longtemps, ce qui conduit certains entrepreneurs à redessiner de façon adéquate l'image donnée par leurs comptes annuels par des mouvements financiers simples et souvent tout à fait légaux (problématique dite du "window dressing").

3°) Le passage effectif de l'optique "prédiction de faillite", sous-jacente à la plupart des modèles de détection de faillite existants, **à l'optique "prévention de faillite",** qui permet à l'analyste d'identifier les aspects particuliers de la gestion de l'entreprise qui nécessitent correction.

Le résultat traditionnel des modèles prédictifs classiques est en effet un chiffre synthétique, utilisé en pratique comme une mesure du risque de défaillance pesant sur l'entreprise: en l'espèce, le concept de "Prédiction de faillite" signifie en fait simplement que le modèle indique à l'utilisateur que la situation financière d'une entreprise est relativement comparable à celle d'un groupe d'entreprises de même type qui ont fait faillite dans le passé (caractère rétrospectif du modèle).

Les techniques statistiques sous-jacentes à ces modèles, en raison de leur fréquent aspect dichotomique (faillite / non faillite), ne permettent donc pas de faire apparaître un véritable processus de dégradation financière, ni de mettre en évidence des profils de comportement financier susceptibles de mener une entreprise à la défaillance: de ce fait, il est difficile d'utiliser ces modèles prédictifs dans une optique de prévention de faillite.

4. Propositions de solutions méthodologiques

Nous nous proposons d'apporter **les solutions méthodologiques** suivantes aux problèmes soulevés par OOGHE et JOOS (1990):

4.1. L'existence de 2 schémas de présentation des comptes annuels belges

Pour éviter de développer des modèles empiriques dédoublés en raison de l'existence de 2 schémas de présentation des comptes, nous proposons de ne prendre en considération que des ratios financiers mettant en jeu des rubriques comptables présentes ¹ à la fois dans le schéma abrégé et dans le schéma complet des comptes annuels. Ceci nous conduit en fait à ne prendre en compte que le contenu informationnel du schéma abrégé des comptes annuels ².

¹ *Au cours de cette étude, seuls les ratios mettant en jeu des postes de l'Annexe nécessitent d'ajouter plusieurs rubriques de l'Annexe du Schéma Complet pour retrouver l'équivalent d'un poste de l'Annexe du Schéma Abrégé.*

² *L'examen des bandes magnétiques de la Centrale des Bilans de la Banque Nationale de Belgique montre que 88 % des entreprises belges ont déposé leurs comptes annuels 1991 selon le schéma abrégé: la non exploitation du contenu informationnel plus riche du schéma complet des comptes annuels ne concerne donc que 12 % des entreprises..*

L'utilisation du seul schéma abrégé des comptes annuels implique toutefois de ne pas

4.2. L'existence de données exceptionnelles

Ce problème comporte lui-même deux aspects (BARNETT, LEWIS, 1980):

(a) L'identification des données au profil exceptionnel: Le caractère exceptionnel d'une donnée peut naître:

* d'une erreur logique dans la présentation ou l'exploitation des comptes annuels (un montant brut considéré en lieu et place de sa valeur absolue, un sous-total non calculé alors que les données sous-jacentes sont présentes, ...): une correction logique et mathématique de ces valeurs est donc réalisable;

* du caractère exceptionnel du comportement financier de l'entreprise sous-jacente: l'identification des données exceptionnelles dépend alors de la qualité de l'expertise de l'analyste et comporte une part d'arbitraire importante, une donnée exceptionnelle pour un analyste pouvant paraître normale aux yeux d'un autre.

(b) La correction des données qui présentent un profil exceptionnel: L'examen de la théorie statistique consacrée au traitement des données exceptionnelles ("outliers") permet d'isoler, parmi d'autres, deux solutions simples d'un point de vue méthodologique et susceptibles d'être mises en pratique par l'analyste (BARNETT, LEWIS, 1980):

- la première consiste à pratiquer un patient travail de redressement de tous les comptes analysés, lorsque de tels redressements s'avèrent possibles, et à remplacer ensuite les valeurs aberrantes par la valeur médiane prise par la variable concernée (méthode choisie par VAN WYMEERSCH e.a., 1991);
- la seconde consiste à transformer les données brutes en données discrètes, rangées en un nombre limité de catégories pertinentes, et à manipuler ces données discrètes par une technique statistique d'analyse de données judicieusement choisie (BOUROCHE, SAPORTA, 1983)^{1, 2}, telle que l'analyse factorielle des

pouvoir utiliser de variables qui font référence au chiffre d'affaires (dont la mention est facultative dans ce type de schéma) et de ne pas pouvoir analyser en détail l'évolution des immobilisations de la PME (en raison d'annexes réduites).

¹ *Le principe de l'utilisation de classes et de catégories pour juger de la santé financière d'une entreprise a déjà été mis en pratique par HORREZ (1984, 1985), en raison notamment de la difficulté qu'il y a à trouver un traitement approprié des données financières présentant un profil exceptionnel.*

² *BOUROCHE et SAPORTA (1983) justifient comme suit le passage de données continues à des données groupées en classes: "la mise sous forme disjonctive est bien plus qu'une commodité mathématique.*

Puisque un caractère numérique peut être transformé en un caractère qualitatif par découpage en classes de ses valeurs, il est possible d'étudier des tableaux comportant un mélange de caractères numériques et qualitatifs: il suffit de tout rendre qualitatif et

correspondances multiples mise à l'honneur par BENZECRI et son équipe.

Nous préconisons la voie de la transformation des données brutes en données discrètes et de l'exploitation de ces données discrètes par la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples¹, malgré la perte d'information entraînée par ce procédé réducteur², pour les deux raisons essentielles suivantes:

- * il nous paraît peu réaliste pour un analyste externe, en termes de temps, de coût et d'accès à l'information, de vérifier et redresser à tout coup les comptes des entreprises qu'il analyse;
- * ce procédé permet de vider simultanément de sa substance le problème de l'identification et celui du traitement des données exceptionnelles, les valeurs brutes les plus extrêmes étant inévitablement rangées parmi les catégories

d'effectuer une analyse des correspondances multiples.

A la limite, un tableau individus-caractères numériques que l'on étudie usuellement par l'analyse en composantes principales (ACP) peut être rendu qualitatif, mis sous forme disjonctive et soumis à une analyse des correspondances.

Une telle démarche peut surprendre puisque, à première vue, on perd de l'information en rendant qualitatif un caractère numérique.

L'intérêt est qu'en procédant ainsi on peut prendre en compte des liaisons non linéaires éventuelles entre caractères. En effet, l'ACP repose essentiellement sur l'étude des corrélations; or, le coefficient de corrélation ne mesure que la forme plus ou moins linéaire de la dépendance entre deux caractères.

Un coefficient de corrélation voisin de zéro ne signifie pas forcément qu'il y a indépendance; il peut exister une relation non linéaire, parabolique par exemple. De plus, la recherche des composantes principales est limitée par principe aux combinaisons linéaires des caractères initiaux.

Par contre, lorsque l'on transforme un caractère numérique en caractère qualitatif et que l'on considère toutes les combinaisons linéaires des indicatrices (c'est-à-dire toutes les quantifications possibles), on envisage en fait toute une gamme de fonctions autres que linéaires transformant un caractère numérique en un autre caractère numérique.

On conçoit alors que l'étude des relations linéaires entre des fonctions non linéaires des caractères revient à celle des relations non linéaires entre caractères" (BOUROCHE, SAPORTA, 1983).

¹ Nous exposons plus en détail, à la Section 4.5., les raisons méthodologiques essentielles qui nous poussent à privilégier cette technique par rapport à d'autres.

² Les résultats d'une première application de cette technique à un échantillon de PME faillies en 1985 et de PME saines sont présentés dans VAN CAILLIE (1991b).

extrêmes ³.

Pratiquement, ce procédé consiste en fait à remplacer le score financier que constitue la valeur d'un ratio par une modalité d'une variable qualitative, identique à celle qu'un analyste attribuerait à une entreprise compte tenu de la valeur du ratio qu'il a calculée comparativement à d'autres entreprises.

	<u>1989</u>	<u>Règle de décision</u>	<u>Rang</u>
		si valeur est:	vaut
1er décile	0.400	< 0.400	1
2ème décile	0.718	de 0.401 à 0.718	2
3ème décile	0.928	de 0.719 à 0.928	3
4ème décile	1.062	de 0.929 à 1.062	4
5ème décile	1.192	de 1.063 à 1.192	5
6ème décile	1.457	de 1.193 à 1.457	6
7ème décile	1.831	de 1.458 à 1.831	7
8ème décile	2.640	de 1.832 à 2.640	8
9ème décile	5.127	de 2.641 à 5.127	9
		> 5.127	10

Tableau 1. Répartition par déciles des valeurs du ratio "Liquidité au sens large"
calculée sur un échantillon représentatif de 1.536 PME (Source: VAN CAILLIE,
1992)

Illustrons cette transformation par un exemple (voir le Tableau 1): si l'entreprise B présente un profil financier caractérisé par des liquidités abondantes et une quasi absence de dettes à court terme qui l'amènent à afficher une valeur du ratio de liquidité au sens large de 16, l'analyste attribue la note 10 à la situation de liquidité de l'entreprise B: ce faisant, il ne prend pas en considération la valeur brute initiale tout à fait exceptionnelle, plus de 3 fois supérieure à la valeur affichée par 90 % des PME (5.127), mais conserve le contenu informationnel le plus pertinent dans

³ *En cas de rangement des valeurs brutes en déciles, par exemple, les quelques valeurs beaucoup plus élevées que les autres sont ainsi rangées parmi le décile le plus élevé: l'information contenue dans leur rang est partiellement conservée, alors que leur composante exceptionnelle est "gommée" par leur assimilation à une classe d'individus.*

son optique, à savoir l'excellente position de liquidité de l'entreprise B.

4.3. Le traitement des données manquantes ¹

L'examen des études consacrées à l'élaboration de modèles de détection de faillite montre que 2 solutions s'offrent à l'analyste pour résoudre ce problème:

- La première consiste à nouveau à pratiquer un patient travail de redressement de tous les comptes analysés, lorsque de tels redressements s'avèrent possibles, et à remplacer ensuite les valeurs manquantes par la valeur médiane prise par la variable concernée (méthode également choisie par VAN WYMEERSCH e.a., 1991). Cette méthode comporte cependant une part d'arbitraire non négligeable, car elle accroît parfois considérablement le poids des individus moyens dans l'analyse.
- La seconde consiste à éliminer purement et simplement les individus affichant des données manquantes pour plusieurs variables indépendantes les unes des autres: cette solution peut toutefois avoir pour conséquence indirecte d'obliger l'analyste à constituer à l'origine des échantillons d'effectif important, en prévision d'un taux d'élimination des individus potentiellement élevé.

Nous privilégions cependant cette seconde solution, malgré le coût, en termes d'argent et de temps, qui résulte de cet inconvénient.

4.4. La sélection de variables financières

Afin de permettre la prise en compte de la diversité des attentes et objectifs des différents partenaires de l'entreprise, l'analyste doit constituer un ensemble de variables financières reflétant tous les aspects de la gestion de la PME ² et permettant d'appréhender le processus d'évolution de son comportement financier.

Pour ce faire, nous préconisons l'usage d'un vaste ensemble de ratios financiers, de deux types:

- d'abord, un ensemble de ratios financiers "statiques": rapports de rubriques comptables issues des états financiers d'un même exercice comptable, ils reflètent les différents aspects du comportement financier de la PME à un instant bien

¹ *Les données nulles ne doivent pas être assimilées à des données manquantes: le fait pour une PME de ne pas contracter de dettes à long terme, par exemple, est un acte de gestion tout à fait justifiable qui ne doit pas entraîner l'éventuelle élimination de cette PME d'un échantillon pour cause de donnée manquante.*

² *Cette proposition s'inscrit dans le prolongement des suggestions formulées par HOARAU (1991) en matière d'analyse des flux financiers et se fonde sur le fait que "déterminer les fondements théoriques de l'action financière dans l'entreprise représente une démarche périlleuse", notamment "pour l'analyste, confronté à la diversité des buts poursuivis par l'entreprise et à la multiplicité des acteurs qui influencent les décisions".*

précis (valeur ajoutée, rentabilité, solvabilité, liquidité, structure de l'actif, structure financière, mesure de la performance);
- ensuite, un ensemble de ratios financiers "dynamiques": rapports de rubriques comptables issues des états financiers de plusieurs exercices comptables, ils permettent de représenter la dynamique du comportement financier sur plusieurs exercices.

Dans ce domaine, la plus grande source de biais réside toutefois dans les éventuelles corrélations entre variables: une analyse préalable de la "matrice des corrélations" entre variables doit dès lors permettre d'indiquer les ratios au contenu informatif redondant et de rejeter ainsi les variables mesurant systématiquement les mêmes aspects du comportement financier de la PME (MALECOT, 1988a).

Aussi, afin de ne prendre en considération que les ratios financiers qui reflètent effectivement une composante spécifique du comportement financier de la PME et traiter de ce fait le problème de la multicollinéarité, nous préconisons de mener une analyse de clustering¹ au départ de la matrice des corrélations entre ratios financiers, de façon à en extraire un ensemble limité de variables représentatives des grappes formées, elles-mêmes représentatives des différentes facettes du comportement financier des PME.

4.5. Le passage de l'optique "prédiction de faillite" à l'optique "prévention de faillite"

OOGHE et JOOS (1990) estiment que les techniques statistiques qui permettraient de classer les entreprises dans différentes classes de profil de risque pourraient s'avérer très utiles dans une perspective de prévention de faillite: ces techniques permettraient ainsi de réaliser de façon naturelle le passage de l'optique "prédiction de faillite", prédominante dans les modèles déjà existants, à l'optique "prévention de faillite", en mettant en exergue d'une part l'évolution de l'entreprise au cours du temps parmi les différentes classes de risque et d'autre part l'évolution des différentes composantes qui conduisent à ranger une entreprise dans une classe de risque bien particulière.

Pratiquement, de nombreuses techniques statistiques permettant ce passage ont déjà fait l'objet d'applications publiées dans le domaine de la détection des faillites et certaines ont été spécifiquement appliquées à des données discrètes voisines de celles que nous nous proposons d'utiliser dans le cadre de la présente étude.

¹ *Pour rappel, le but de l'analyse de clustering est de détecter les interrelations existantes entre variables, en proposant d'amalgamer, au cours d'un processus itératif, les variables présentant les mesures de similarité ou d'association les plus élevées: au début de l'analyse, chaque variable est assimilée à un cluster (ou grappe), alors qu'au terme de l'analyse toutes les variables sont regroupées dans une seule et même grappe (ANDERBERG, 1973) (HARTIGAN, 1990). Au terme de la procédure, l'analyste obtient un arbre d'amalgamation qui représente les grappes de variables ayant un profil de comportement semblable. Selon les besoins de son étude, l'analyste choisit ensuite de ne considérer qu'un nombre relativement restreint de variables, représentatives des différentes grappes qui se dessinent parmi les variables de base.*

A notre connaissance, la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples, pourtant fréquemment utilisée dans le domaine de la gestion et plus spécialement lors de l'identification de profils de comportement, n'a encore fait l'objet d'aucune application publiée en matière de détection de faillite, alors qu'elle présente des caractéristiques¹ qui permettent le traitement des données discrètes dont nous préconisons l'usage dans la perspective de l'identification de profils de comportement suggérée par OOGHE et JOOS.

En fait, la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples s'applique à des données de contingence et peut être présentée comme l'analyse en composantes principales d'un nuage de points dans un espace muni d'une distance particulière (HILL, 1974). Appliquée dans le domaine financier notamment par HIRIGOYEN (1984) et BESCOS (1989), elle débouche sur la mise en évidence d'axes, dits "factoriels", sur lesquels les modalités des variables les plus représentatives du comportement financier de l'entreprise se dispersent le plus. La signification de ces axes apparaît grâce à l'examen des combinaisons de variables qui ont participé le plus à leur positionnement.

L'examen de la position des modalités des variables financières représentatives du comportement des PME permet ensuite de mettre en évidence divers profils dans le comportement financier de ces dernières et la projection sur les graphes factoriels obtenus, au titre de variables passives ou illustratives, des modalités des variables reconnues dans la littérature comme reflétant le risque de défaillance qui pèse sur l'entreprise permet enfin de faire le lien entre le profil de comportement financier de l'entreprise et le risque de défaillance qui pèse sur elle: le passage de l'optique "prédiction de faillite" à l'optique "prévention de faillite" s'effectue dès lors de façon naturelle².

5. Elaboration d'une méthodologie propre aux états financiers des PME

Après avoir proposé un ensemble de solutions méthodologiques aux différents problèmes posés par l'étude des états financiers des PME dans une perspective de prévention de faillite, nous nous proposons à présent d'intégrer ces propositions dans une méthodologie d'analyse utilisable par tout analyste externe désireux de développer un modèle représentatif du comportement financier propre au sous-ensemble de PME qu'il est chargé d'étudier. Cette méthodologie comprend 4 phases:

¹ Pour un exposé de ces caractéristiques, voir BENZECRI e.a. (1979) et HILL (1974).

² En effet, grâce aux graphes factoriels obtenus, l'analyste dispose de valeurs de référence (à savoir les bornes des classes issues de la répartition en déciles des valeurs des variables financières actives calculées pour les PME des échantillons représentatifs utilisés) qui peuvent servir de normes lors de l'examen des comptes d'une nouvelle PME: l'examen des valeurs de ses ratios permet de positionner d'une part le risque de défaillance qui pèse sur la nouvelle entité analysée par rapport à celui qui pèse sur d'autres PME et d'autre part de porter un jugement sur les différentes composantes de ce risque, toujours comparativement à d'autres PME.

* 1ère phase: Réduction de la batterie de ratios (appelés "variables de base"), tant statiques que dynamiques, représentatifs du comportement financier au sens large de ma PME considérés initialement en un nombre limité de ratios caractéristiques des principales composantes du comportement financier de cette même PME.

Afin d'atténuer autant que faire se peut l'impact de la présence de valeurs exceptionnelles, nous répartissons les valeurs prises par les variables de base en percentiles ¹ et nous procédons à une analyse de type "Cluster" ² sur ces variables. Une fois ces variables réparties en clusters, l'examen de la matrice des corrélations entre les variables reprises dans chacun des clusters permet d'isoler, au sein de chaque groupe, un ratio que l'analyste peut considérer comme caractéristique du comportement financier d'une Petite ou Moyenne Entreprise: appelons ces variables "ratios sélectionnés".

* 2ème phase: Pour chaque entreprise de l'échantillon, calcul d'un indicateur de santé financière au sens large, adapté aux comptes annuels déposés par la majorité des PME.

Il s'agit par exemple du score Z' de ALTMAN (1983) ³, dont la pertinence en tant

¹ *La répartition en percentiles constitue généralement un bon compromis entre la répartition en rangs, qui a pour conséquence de ne perdre que l'information relative à l'écart séparant deux valeurs adjacentes d'une variable tout en étant peu "parlante" aux yeux de l'analyste externe, et la répartition en déciles, dont la signification apparaît rapidement aux yeux de l'analyste mais qui a pour conséquence de perdre à la fois l'information relative à l'écart séparant deux valeurs adjacentes d'une variable et l'information relative à la position d'une valeur de la variable par rapport à celle de ses plus proches voisines.*

Pour exécuter ces calculs, l'analyste peut par exemple avoir recours à la Procédure RANK de la programmation SAS (SAS Procedures Guide, SAS Institute, Cary, North-Carolina, Version 6, 3ème édition, pp. 493-504): la procédure RANK permet de répartir les valeurs d'une variable numérique en un certain nombre de groupes d'effectif égal; la répartition en 100 groupes permet d'affecter à une valeur le numéro du percentile auquel elle appartient compte tenu des valeurs prises sur l'échantillon concerné par la variable.

² *Pour ce faire, l'analyste peut par exemple faire appel au module IM de la programmation BMDP (HARTIGAN, 1990, pp. 807-816). Pour les besoins des applications décrites à la Section 6, la mesure de similarité prise en considération est la corrélation existante entre variables et le critère de liaison choisi est le "single linkage": la distance séparant deux grappes étant assimilée à la corrélation maximale existante entre deux variables présentes chacune dans une et une seule des grappes, les deux grappes séparées par la distance minimale (donc caractérisées par la corrélation la plus élevée) sont amalgamées à chaque itération du programme (ANDERBERG, 1973) (EVERITT, 1974).*

³ *Le modèle Z' de ALTMAN est préféré au modèle de OOGHE et VERBAERE (1982), bien que ce dernier soit propre au cas belge et que sa pertinence ait été confirmée à maintes reprises dans le contexte belge (LISMAN, 1987). Ce choix est justifié par la spécificité des individus que étudiés (les Petites ou Moyennes Entreprises), qui conduit à ce que, en*

qu'instrument de mesure du risque de défaillance des entreprises au niveau belge est validée par VAN CAILLIE (1986), sur base d'un échantillon composé essentiellement de PME.

* 3ème phase: Pour chaque entreprise de l'échantillon, transformation en variables qualitatives discrètes des valeurs prises par les ratios sélectionnés au terme de la 1ère phase et par son indicateur de santé financière.

Pour ce faire, les valeurs affichées par les variables considérées sont rangées en déciles^{1, 2}.

* 4ème phase: Mise en oeuvre d'une analyse factorielle des correspondances multiples³ appliquée aux ratios sélectionnés transformés en variables qualitatives discrètes.

Cette analyse prend en considération les valeurs de l'indicateur de santé financière réparties en déciles comme variable passive (expliquée) et les transformations qualitatives des ratios jugés pertinents au terme de la phase 1 comme variables actives (explicatives).

A l'issue de cette étape se trouve construit un cadre de référence financier, sur lequel l'analyste peut baser l'examen des états financiers d'une Petite ou Moyenne Entreprise dans une perspective de détection de faillite en fonction de ses objectifs propres.

pratique, deux des 5 ratios repris dans le modèle général de OOGHE et VERBAERE ("Dettes échues envers le fisc et l'ONSS / Fonds de tiers à court terme" et "Stocks de produits finis et de produits en cours de fabrication / Actifs circulants d'exploitation") ont des valeurs non calculables en raison de la publication des états financiers des PME étudiées selon le schéma abrégé.

¹ *Deux critères, aux implications opposées, sous-tendent le choix de cette répartition en 10 groupes, qui résulte dès lors d'un compromis:*

- d'une part, maximiser la lisibilité des informations et graphiques fournis par l'analyse statistique,

- d'autre part, minimiser la perte de précision de l'information de base liée à toute transformation de données continues en données discrètes.

Par ailleurs, la procédure PROC RANK, déjà utilisée préalablement, peut à nouveau être utilisée ici pour réaliser automatiquement le travail de transformation mécanique des valeurs brutes d'un ratio en valeurs discrètes associées à une variable qualitative.

² *Les bornes d'appartenance à un groupe sont, pour chaque variable, déterminées sur base de la répartition en 10 groupes de même effectif des valeurs affichées pour chaque variable par les entreprises de l'échantillon constitué.*

³ *Pour ce faire, nous proposons de faire appel au programme Fortran MULTMC développé par LEBART et alii (1979, 1982, 1984) ou à la procédure SAS CORRESP.*

6. Exemples d'applications

6.1. Les données utilisées

A titre d'exemple, nous appliquons la méthodologie ainsi élaborée:

- dans un premier temps, à un échantillon de 1.536 Petites ou Moyennes Entreprises (définies comme des entités économiques occupant moins de 100 travailleurs), choisies indépendamment de tout autre critère de sélection: les comptes annuels des PME de cet échantillon sont analysés sur une durée de 4 ans, à partir de l'année civile 1985;

le but de cette application est de faire apparaître un ensemble de profils dans le comportement financier, tant statique que dynamique, des Petites ou Moyennes Entreprises au sens large;

- dans un second temps, notre attention se porte plus spécifiquement sur le comportement financier des Petites ou Moyennes Entreprises débutantes, indépendamment à nouveau de tout critère de sélection, afin d'une part de faire ressortir les spécificités de leur comportement financier liées à leur caractère "débutant" et d'autre part d'étudier la manière dont leur comportement évolue jusqu'à ce qu'il devienne identique à celui des Petites ou Moyennes Entreprises au sens large;

nous appliquons dès lors notre méthodologie aux états financiers publiés au terme de chacune des 4 premières années de leur existence par la sous-population des Petites ou Moyennes Entreprises débutantes créées en janvier 1985¹.

Nous appliquons de ce fait la méthodologie proposée dans deux contextes à la fois fort proches (en raison du caractère "PME" commun aux ensembles étudiés) et fort différents (en raison du caractère "débutant" spécifique aux entités du second ensemble étudié) l'un de l'autre.

Par ailleurs, avant de passer à l'examen des résultats de l'application de cette méthodologie, il nous paraît indispensable de s'attarder un instant sur le choix des variables financières utilisées.

Afin de refléter dans la mesure du possible tous les aspects, tant statiques que dynamiques, de la gestion financière de la PME, nous constituons une batterie de 80 ratios différents², choisis pour leur fréquence d'apparition dans la littérature spécialisée dans le domaine (ASSEAU, QUINTIN, 1988) (BOULOT e.a., 1978) (COHEN, 1987) (GILLET e.a.,

¹ *Il ressort en effet de l'étude des statistiques de création d'entreprises que l'année 1985 constitue une année charnière qui marque le début du véritable renouveau de l'esprit d'entreprise en Belgique (PAQUET-GATELIER, 1991).*

² *L'analyse étant menée au départ des données publiées par les PME de nos échantillons respectivement en 1986, 1987, 1988 et 1989, chaque ratio donne lieu au calcul de 4 indicateurs statiques (un pour chacune des années étudiées) et de 6 indicateurs dynamiques (mesurant respectivement les évolutions 87/86, 88/86, 88/87, 89/86, 89/87, 89/88).*

1985) (LURKIN e.a., 1990) (OOGHE, HOUTHOOFD, 1991) (OOGHE, VAN WYMEERSCH, 1985).

Les ratios utilisés sont représentatifs des dimensions financières suivantes: l'affectation de la valeur ajoutée; le niveau et la nature de l'activité; la rentabilité; les déterminants de la rentabilité; la structure du résultat; la solvabilité; la structure de l'actif; l'équilibre bilantaire; le financement du cycle d'exploitation; la liquidité; la croissance bilantaire ; la croissance de l'activité.

Enfin, nous intégrons à cette batterie de ratios les 5 variables nécessaires au calcul du score Z' de ALTMAN (1983) utilisé en tant qu'indicateur du risque de défaillance qui pèse sur l'entreprise.

Lorsqu'il sont disponibles, les comptes annuels de 1986 à 1989 publiés par les entreprises reprises dans nos échantillons sont analysés; ceci nous autorise donc à comparer la valeur prise par un ratio une année avec celles prises par ce même ratio les années précédentes, mettant ainsi l'accent sur l'évolution dynamique du comportement financier de chaque PME.

La batterie de 80 ratios proposée nous conduit au bout du compte à calculer 263 indicateurs statiques et 477 indicateurs dynamiques, soit un total de 740 indicateurs financiers différents.

Pour une liste complète des indicateurs utilisés, voir l'Annexe 1.

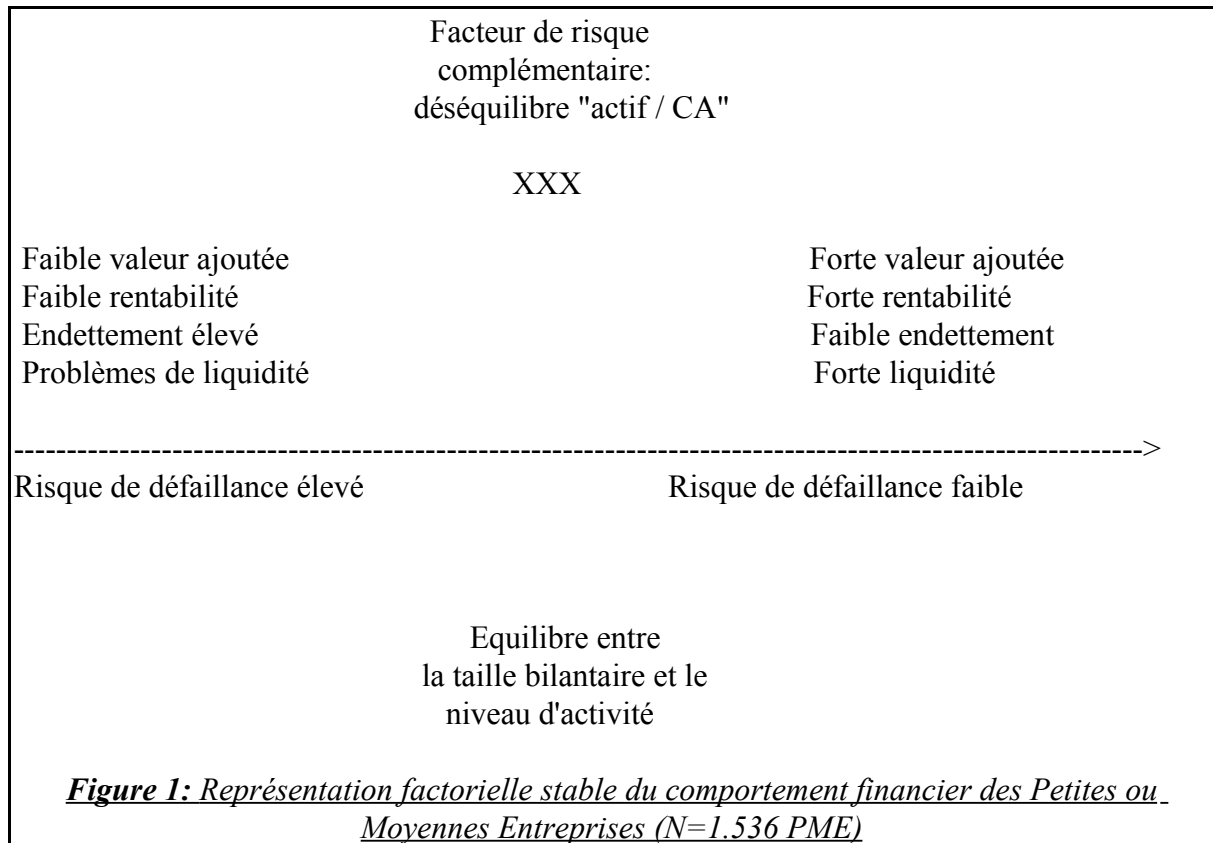
¹ *Nous avons choisi d'analyser l'évolution au cours du temps des principaux agrégats bilantaires par rapport au total du bilan, car cette dernière mesure s'avère plus stable au cours du temps et plus à même de traduire la croissance structurelle de l'entreprise que le chiffre d'affaires (remarque formulée par le Professeur R. TAFFLER au cours du "Workshop on Accounting and Finance", Vlerick School of Management, R.U.G., Gand, Mars 1991).*

² *La formulation originale du modèle Z' de ALTMAN (1983a) prend en compte le ratio "Chiffre d'Affaires / Actif Total"; près de la moitié des entreprises de notre échantillon n'ayant toutefois pas fourni ce renseignement facultatif, nous avons approximé ce ratio par le rapport "Marge Brute d'Exploitation / Actif Total".*

Cette approximation ne pose en elle-même aucun problème de validation, car nous utilisons le modèle de ALTMAN en tant qu'indicateur de santé financière et non en tant qu'outil prédicteur de faillite.

6.2. Les résultats ¹

L'examen des graphes factoriels issus de l'application de la méthodologie proposée aux états financiers déposés au cours de la période 1986-1989 par un échantillon de 1 536 entreprises représentatives du monde des Petites et Moyennes Entreprises permet de mettre en évidence l'existence d'une représentation factorielle stable du comportement financier des Petites ou Moyennes Entreprises, reproduite à la Figure 1.



L'examen de cette représentation factorielle permet:

* D'abord de retrouver et de confirmer les apports conceptuels issus des modèles traditionnels (discriminants, logistiques, ...) de détection de faillite développés sur base d'échantillons de PME.

Soulignons particulièrement que cette concordance de résultats survient alors que les applications proposées sont réalisées auprès d'entreprises souvent de (très) petite taille, qui délivrent des états financiers au contenu informationnel moindre que celui des grandes entreprises ² et dont la qualité est parfois faible, et concentrées dans un nombre limité de secteurs (commerce, HORECA et services

¹ Pour une présentation détaillée de ces résultats, voir VAN CAILLIE (1992).

² Pour lesquelles la plupart des modèles présentés dans la littérature sont développés.

aux entreprises ou aux personnes ³).

Les principales caractéristiques du comportement financier des PME mises en évidence au terme de cette application confirment la logique financière, à savoir que le risque de défaillance augmente lorsque:

- la valeur ajoutée engendrée est faible et/ou absorbée pour une part importante par les charges financières et/ou les frais de personnel,
- la rentabilité des activités de la PME ou de ses fonds propres est faible,
- l'endettement, notamment à court terme et/ou contracté auprès d'institutions bancaires, est élevé et lorsque les fonds propres sont faibles,
- la capacité d'autofinancement ne permet de couvrir qu'une faible part de l'endettement, notamment à court terme,
- le financement du cycle d'exploitation n'est pas réalisé par des ressources de courte durée ou, a contrario, lorsque le financement de l'immobilisé repose pour une part extrêmement importante sur des ressources financières de courte durée;
- la position de liquidité et/ou de trésorerie est faible.

Ces éléments constituent des facteurs de risque conformes à la littérature financière et s'enchaînent généralement mutuellement pour conduire l'entreprise à sa perte.

* Ensuite, de retrouver la dynamique suggérée par la modélisation financière du "Chemin de la Faillite" remise à l'honneur par OOGHE et VAN WYMEERSCH (1990).

Cette modélisation théorique se retrouve dans l'évolution le long de la courbe en forme de demi-cercle reliant les différents états du score Z' (indicateur de santé financière issu de l'application du modèle Z' de ALTMAN (1983) et projeté au titre de variable illustrative sur les graphes factoriels développés) et dans l'examen de la configuration des graphes factoriels obtenus.

Le positionnement séquentiel logique des 10 catégories d'entreprise le long de cette courbe entraîne en effet une représentation du risque de défaillance assimilable, après analyse, à une matérialisation empirique de la modélisation théorique du "Chemin de la Faillite".

Cette observation permet dès lors de faire le lien entre le modèle théorique du "Chemin de la Faillite" et le modèle Z' empirique de ALTMAN (1983) et autorise l'ébauche d'une modélisation à la fois théorique et empirique, encore incomplète toutefois, du processus de défaillance d'une PME.

Cette modélisation est dominée par deux aspects:

- l'un, fondamental et pourtant rarement pris en compte dans les modèles traditionnels, est la valeur ajoutée engendrée par l'entreprise: plus le taux de valeur ajoutée qu'elle engendre est élevé et plus le risque de défaillance est faible;
- l'autre, plus symptomatique, est la structure financière de l'entreprise et plus particulièrement la part que les fonds propres représentent dans le financement de la PME: plus cette part est élevée, plus le risque de défaillance est faible; cet

³ Les PME belges, notamment débutantes, sont en effet majoritairement actives dans un nombre extrêmement limité de secteurs.

aspect est très fréquemment pris en compte par ailleurs, tant dans les modèles traditionnels de détection de faillite des PME que parmi les études destinées à mettre en évidence des facteurs annonciateurs de faillite.

* Enfin, de mettre en évidence, dominant l'axe 2, le facteur de risque complémentaire que constitue le déséquilibre de la taille bilantaire de la PME et de son niveau d'activité.

Ce facteur ressort de l'étude du noyau d'entreprises (matérialisé par le sigle XXX sur la Figure 1) dont le comportement financier apparaît se détacher de la masse des autres PME: l'étude de ce noyau fait apparaître que ces PME sont caractérisées par une disproportion marquée entre la taille de leur actif (notamment immobilisé) et leur niveau d'activité (matérialisé par leur chiffre d'affaires).

Ce facteur de risque complémentaire des facteurs fondamentaux reflétés par les modèles traditionnels de détection de faillite (tels que le modèle Z' de ALTMAN) apparaît, de par sa position centrale sur l'axe 1 (axe dominé par l'indicateur de santé financière de la PME et donc par son risque de défaillance) et de par sa position décentrée sur l'axe 2 (dominé par le déséquilibre Chiffre d'Affaires vs. Actif Total), devoir accélérer l'évolution des PME de ce noyau le long de la courbe dite du "Chemin de la Faillite".

Dès lors, au terme de cet examen des résultats de cette première application, il apparaît que, confronté à l'évaluation du comportement financier d'une PME dans une perspective de prévention de faillite, l'analyste externe peut utilement calculer son score Z', positionner ce score Z' dans le décile qui lui correspond (grâce à la grille empirique qu'il a élaborée au départ de l'analyse des états financiers des PME qu'il étudie) et examiner ensuite visuellement la position que ce décile occupe sur la courbe du "Chemin de la Faillite": il obtient ce faisant une bonne idée de la position de la PME sur le chemin d'une éventuelle défaillance.

Ensuite, l'examen de la configuration du graphe factoriel (à savoir les composantes actives proches de la position occupée sur ce "Chemin de la Faillite" par la PME qu'il étudie) lui permet d'avoir une idée des facteurs financiers explicatifs de cette position: il peut donc mettre en lumière les aspects du comportement financier de la PME qu'il convient de surveiller, en limitant son examen aux seules composantes pertinentes compte tenu de ses objectifs propres.

Enfin, la stabilité au cours du temps de cette représentation factorielle autorise la projection sur celle-ci des données issues de plusieurs états financiers successifs d'une PME: l'analyse visuelle graphique de l'évolution de ces données sur le graphe factoriel fournit dès lors une image de l'évolution dynamique du comportement financier de la PME.

L'examen des graphes factoriels issus de l'application de la méthodologie proposée aux états financiers déposés au cours de la période 1986-1989 par la sous-population des 1.464 PME débutantes créées en janvier 1985 permet ensuite de confirmer globalement les apports de la technique de l'analyse des correspondances à l'étude des états financiers des PME dans une perspective de détection de faillite.

Les spécificités suivantes, propres au comportement financier des PME débutantes, ressortent toutefois de cette application:

- après 4 années d'existence, les Petites et Moyennes Entreprises débutantes étudiées affichent un profil de comportement financier fort proche de celui des Petites et Moyennes Entreprises en général;
- au cours des 3 premières années de leur activité, les PME débutantes affichent globalement un comportement financier non stabilisé, fluctuant d'une année sur l'autre: au cours de cette période, les PME débutantes sont à la recherche d'un équilibre, tant au niveau de leur taille (recherche de l'actif total qui correspond à la nature de l'activité exercée) qu'au niveau de leur structure de financement.

7. Les principaux apports de la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples à la détection des signaux financiers annonciateurs de faillite dans les PME

Les apports de la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples à l'étude, dans une perspective de détection de faillite, de données financières issues de Petites ou Moyennes Entreprises, nous semblent relever de deux catégories:

- * les apports méthodologiques, liés à l'exploitation technique de données financières émanant de PME,
- * les apports conceptuels, liés à la mise en évidence et à la compréhension des facteurs financiers constitutifs d'un processus de défaillance au sein des PME.

7.1. Apports Méthodologiques

Les caractéristiques de la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples¹ donnent, à nos yeux, naissance à 6 apports méthodologiques:

1°) La technique utilisée est une technique non paramétrique: cette caractéristique permet d'éviter, lors de l'élaboration de modèles fondés sur cette technique, les reproches liés au non respect des hypothèses statistiques sous-jacentes qui ont été formulés par plusieurs auteurs (notamment KEASEY et WATSON, 1991) à l'encontre notamment de certains modèles discriminants ne vérifiant que de façon limitée les hypothèses statistiques sous-jacentes à la technique de l'analyse discriminante.

2°) Le but de l'analyse des correspondances est de mettre en évidence les profils de comportement des lignes et colonnes de tableaux de contingence et, pour l'analyse des correspondances multiples, de tableaux d'indicatrices: cette technique exploite donc des variables de type discret et permet de comparer les profils de comportement de leurs modalités.

Dans le contexte qui nous occupe, ce mode d'analyse convient particulièrement aux analystes désireux de mettre en évidence, parmi les PME, des profils de comportement susceptibles de conduire une PME à la faillite et peu soucieux d'obtenir une mesure chiffrée avec précision du risque de défaillance qui pèse sur les entreprises qu'ils étudient.

¹ *Le fait de citer un élément comme étant un apport méthodologique de la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples ne signifie pas que l'utilisation d'une technique statistique alternative ne permettrait pas un apport semblable.*

3°) La technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples permet de prendre en compte des liaisons non linéaires éventuelles entre caractères: or, la plupart des techniques statistiques multivariées utilisées dans la littérature spécialisée ne prennent en compte que les relations linéaires existantes entre variables.

4°) La technique utilisée n'est pas limitée à l'exploitation de données financières¹; elle autorise dès lors, en plus de l'intégration de nouvelles variables qualitatives (objectives ou appréciatives) et/ou de variables continues rendues discrètes non directement issues des états financiers des PME :

- d'une part l'analyse des interrelations entre ces nouvelles variables et les différentes composantes du comportement financier des PME (si indicateurs financiers et variables qualitatives additionnelles sont considérés comme variables actives de l'analyse),
- d'autre part l'explication du comportement des variables qualitatives additionnelles par les différentes composantes du comportement financier des PME (si ces variables qualitatives sont considérées comme variables passives et si les indicateurs financiers représentatifs du comportement financier des PME sont considérés comme variables actives) ou inversement.

5°) La technique utilisée permet à la fois de mettre en évidence et de prendre en compte la relativité d'indicateurs exprimés sous la forme de ratios; prenons, à titre d'exemple, le cas du ratio "Cash Flow / Fonds Propres";

alors que les techniques d'analyse linéaire des données ne permettent que difficilement de saisir la totalité du contenu informationnel d'une valeur élevée de ce ratio, les graphes factoriels élaborés, de par le positionnement du point représentant les entreprises affichant une valeur élevée pour cet indicateur, permettent de mettre en évidence la présence au sein de ce groupe de 2 types de PME: celles qui dégagent effectivement un cash flow élevé comparativement à un niveau "normal" de fonds propres et celles qui dégagent un cash flow qui n'apparaît important par rapport aux fonds propres qu'en raison du faible montant de ceux-ci;

cette observation est la conséquence à la fois de la prise en compte par l'analyse des correspondances des relations non linéaires entre variables et du fait que cette technique cherche à mettre en évidence les profils de comportement des modalités de variables qui, pour l'application qui nous occupe, sont issues du rangement par classes significatives de variables financières initialement continues.

6°) Enfin, le fait de travailler sur des variables qui sont la transformation en données discrètes de variables continues permet d'apporter une solution partielle mais satisfaisante (compte tenu des objectifs essentiellement descriptifs généralement affichés par l'analyste externe) au problème de la présence de données exceptionnelles dans l'ensemble des données à traiter.

¹ *Ce reproche est formulé par KEASEY et WATSON (1991) à l'encontre de nombreux modèles de détection de faillite spécifiques aux Petites et Moyennes Entreprises.*

La technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples présente toutefois à nos yeux deux **désavantages majeurs**, corollaires des avantages précédemment énoncés:

1°) **Cette technique, axée sur la mise en évidence de profils de comportement, constitue une approche avant tout descriptive de la détection de faillite**: en ce sens, elle s'écarte sensiblement de l'approche prédictive sous-jacente à la plupart des études publiées dans la littérature spécialisée. Dès lors, si elle permet de mettre en évidence les différents profils de comportement financier des PME, elle ne permet pas de répondre aux attentes des analystes qui sont préoccupés par la mesure très précise du risque de défaillance qui pèse sur l'entreprise.

2°) Le désavantage qui vient d'être cité est lui-même la conséquence de **la perte d'information liée à la transformation en données discrètes des valeurs prises initialement par des variables continues**; l'avantage de cette solution au problème de la présence de valeurs exceptionnelles est contrebalancé par une réduction du contenu informationnel des données transformées.

IV.2. Apports conceptuels

Au niveau de la compréhension des mécanismes financiers qui conduisent une PME sur la voie de la défaillance, l'utilisation de la technique de l'analyse factorielle des correspondances multiples débouche sur les apports suivants:

1°) Les applications réalisées tant auprès des Petites ou Moyennes Entreprises que des PME débutantes reprises dans les échantillons constitués permettent de **confirmer les résultats publiés dans la littérature spécialisée en la matière** et obtenus par application de techniques statistiques multivariées alternatives telles que l'analyse discriminante ou l'analyse logistique.

2°) Complémentairement aux apports des techniques multivariées utilisées traditionnellement dans la littérature consacrée à la détection des faillites, l'utilisation de la technique de l'analyse des correspondances débouche sur **la mise en évidence et la visualisation des interrelations qui existent entre les multiples composantes du comportement financier des PME**.

3°) L'utilisation de l'analyse factorielle des correspondances multiples permet de dans un premier temps de **valider empiriquement, puis de visualiser la modélisation théorique du "Chemin de la Faillite"**,

- d'un point de vue statique (comparaison de plusieurs entreprises au cours d'une même année), par le positionnement des différentes composantes du comportement financier de ces PME sur un même graphe factoriel, rendant ainsi possible la comparaison de la situation de plusieurs entreprises;
- d'un point de vue dynamique (analyse de l'évolution d'une entreprise au cours de plusieurs années), par l'analyse de l'évolution de la situation globale de la PME et des différentes composantes de son comportement financier sur les différents

graphes factoriels correspondant aux années constitutives de la période d'analyse.
4°) La prise en compte des relations non linéaires entre variables permet de **faire apparaître un noyau d'entreprises dont la spécificité du comportement financier n'est que partiellement reflétée par les modèles traditionnels** et caractérisées par une disproportion entre la taille de leur actif et leur niveau d'activité: cette disproportion apparaît être un facteur de risque complémentaire qui accélère l'évolution de la PME le long de la courbe du "Chemin de la Faillite".

Conclusion

L'utilisation de la technique statistique de l'analyse factorielle des correspondances multiples lors de l'élaboration de modèles de détection de signaux financiers annonciateurs de faillites au sein d'ensembles de Petites ou Moyennes Entreprises apparaît revêtir une série d'avantages, tant au plan méthodologique qu'au niveau conceptuel, et débouche sur la mise en évidence de facteurs financiers annonciateurs de défaillance d'une part conformes à la logique et à la littérature financière classique et d'autre part complémentaires des apports mis en évidence par les modèles traditionnels.

Bibliographie

- ALTMAN E.I.** (1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, Vol. 23, n° 4, Septembre, pp. 589-609
- ALTMAN E.I.** (1983): Corporate financial distress: a complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy, John Wiley & Sons, New-York, 1ère Edition, 368 p.
- ALTMAN E.I.** (1984): "The success of business failure prediction models: an international survey", *Journal of Banking and Finance*, n° 8, pp. 171-198
- ANDERBERG M.** (1973): Cluster analysis for applications, New York, Academic Press
- ARGENTI J.** (1976): Corporate Collapse: the causes and symptoms, Holsted Press, McGraw-Hill, London, 1ère Edition
- ARGENTI J.** (1977): "Company failure: long range prediction not enough", *Accountancy*, Août
- ASSEAU M., QUINTIN P.** (1988): "Les instruments d'analyse financière des entreprises proposés par la Centrale des Bilans", Document de synthèse, Journée d'étude organisée par le Centre d'Etudes Financières et la Banque Nationale de Belgique, Bruxelles, Octobre, 47 p.
- AZIZ A., LAWSON G.** (1989): "Cash flow reporting and financial distress models", *Financial Management*, Printemps, pp. 55-63
- BALL R., FOSTER G.** (1982): "Corporate financial reporting: a methodological review of

empirical research", Journal of Accounting Research, Supplément,
pp. 161-234

BARNES P. (1987): "The analysis and use of financial ratios: a review article", Journal of Business, Finance and Accounting, Hiver, Vol. 14, n° 4, pp. 449-462

BARNETT V., LEWIS T. (1980): Outliers in Statistical Data, Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics Applied, John Wiley and Sons, 3ème Edition, 365 p.

BARNIV R., RAVEH A. (1989): "Identifying financial distress: a new nonparametric approach", Journal of Business, Finance and Accounting, Été, pp. 361-383

BEAVER W. (1966): "Financial Ratios as Predictors of Failure", Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Supplement to the Journal of Accounting Research, n° 6, pp. 71-87

BENZECRI J.P. e.a. (1979): L'analyse des données, Tome 2: L'analyse des correspondances, Dunod, 3ème édition

BERRYMAN J. (1983): "Small Business Failure and Bankruptcy: a Survey of the Literature", International Small Business Journal, Vol. 1, n° 4, Été, pp. 47-59

BERTIER P., BOUROCHE J.M. (1983): Analyse des données multidimensionnelles, P.U.F., 3ème édition, Paris

BOULOT J.L., CRETAL J.P., JOLIVET J., KOSKAS S. (1978): L'analyse financière, Paris, Publi-Union, Collection Techniques et Pratiques des Affaires, 1ère Edition

BRAGARD L., CRAMA Y. (1980): "L'interprétation des graphiques obtenus par l'analyse des correspondances", Cahiers SMASH, Facultés Universitaires Saint-Louis, n° 8005, 29 p.

BRAGARD L., PELZER E., VAN CAILLIE D. (1990): "Entreprendre en 1990", in "Partir gagnant - Comment et avec qui concrétiser son projet d'entreprendre ?", Fondation Roi Baudouin Editeur, Editions Academia, Louvain-la-Neuve, 213 p.

CASEY C., BARTCZAK N. (1985): "Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions", Journal of Accounting Research, Vol. 23, n°1, Spring, pp. 384-401

CHEN K., SHIMERDA T. (1980): "An empirical analysis of useful ratios", Financial Management, Printemps, pp. 51-60

COHEN E. (1987): Analyse financière, Collection Gestion, Série "Politique Générale, Finance et Marketing", Economica, Paris, 1ère édition, 416 p.

COLLINS R.A. (1980): "An empirical comparison of bankruptcy prediction models",

Financial Management, Eté, pp. 52-57

DAMBOLENA I., KHOURY S. (1980): "Ratio stability and corporate failure", *Journal of Finance*, vol. 35, n°4, Septembre, pp. 1017-1026

DAMBOLENA I., SHULMAN J. (1988): "A primary rule for detecting bankruptcy: watch the cash", *Financial Analyst Journal*, Septembre-Octobre, pp. 74-78

DE GROOTE W., OOGHE H. (1981): "Empirische classificatie van financiële ratio's bij middel van factoranalyse", *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfshuishoudkunde*, Vol. 55, n° 1, Janvier, pp. 26-43

DONCKELS R., VAN CAILLIE D., LIEVENS J., AERTS R., COTTYN M. (1993): Pleins feux sur les PME, Fondation Roi Baudouin & KMO-Studiecentrum K.U. Brussel, Roularta Books, 270 p.

DONCKELS R., MICHEL P., DEGADT J., BRAGARD L. (1987): Financieel beleid en financiering van KMO's in België, CERA Spaarbank Editions, Leuven, 246 p.

EISENBEIS R.A. (1977a): "Pitfalls in the application of discriminant analysis: a clarification", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 32, n° 3, Mars, pp. 887-893

EISENBEIS R.A. (1977b): "Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics", *The Journal of Finance*, Vol. 32, n°3, Juin, pp. 875-900

EVERITT B. (1974): Cluster analysis, New York, Wiley & Sons

FRYDMAN H., ALTMAN E.I., DUEN-LI K. (1985): "Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress", *The Journal of Finance*, vol. 40, n° 1, Mars, pp. 269-291

GENTRY J., NEWBOLD P., WITHFORD D. (1985a): "Classifying bankrupt firms with funds flow components", *Journal of Accounting Research*, Vol. 23, n° 1, Printemps, pp. 146-160

GENTRY J., NEWBOLD P., WHITFORD D. (1985b): "Predicting bankruptcy: if cash flow is not the bottom line, what is ?", *Financial Analysts Journal*, Septembre/Octobre, pp. 47-56

GILLET J.P., GINSBURGH V., MICHEL P., KHROUZ F. (1985): *Comptabilité*, Office International de Librairie, Collection Gestion, 1ère Edition, 476 p.

GOMBOLA M., HASKINS M., KETZ J., WILLIAMS D. (1987): "Cash flow in

bankruptcy prediction", *Financial Management*, Hiver, pp. 55-65

GREENACRE M.J. (1984): Theory and applications of correspondence analysis, Londres, Academic Press

GUTTMAN L. (1968): "A general non metric technique for finding the smallest coordinate space for a configuration of points", *Psychometrika*, Vol. 33, pp. 469-506

HAMER M. (1983): "Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets", *Journal of Accounting and Public Policy*, Vol. 2, n° 4, pp. 289-307

HARTIGAN J. (1990): "Cluster analysis of variables", *BMDP Statistical Software Manual*, University of California Press, Vol. 2, pp. 807-816

HILL M.O. (1974): "Correspondence analysis: a neglected multivariate method", *Applied Statistics*, Vol. 23, n° 3, pp. 340-354

HIRIGOYEN G. (1984): "La fonction financière dans les moyennes entreprises industrielles et familiales", *Revue Française de Gestion*, Janvier/Février, pp. 23-30

HORREZ C.M. (1984): "Les 16 ratios ... ou comment se faire une idée de la situation et de la gestion d'une entreprise à partir des comptes annuels", *Revue de Fabrimétal*, Mars, pp. 21-25

HOUGHTON K.A., WOODCLIF D.R. (1987): "Financial ratios: the prediction of corporate 'success' and failure", *Journal of Business, Finance and Accounting*, Vol. 14, n°4, Hiver, pp. 537-554

JEGERS M., BUIJINK W. (1987): "A note on the degree of compliance with financial accounting disclosure regulation and the reliability of financial accounting databases: some Belgian evidence", Working Paper 87012, Rijksuniversitair Centrum Limburg, Faculté de Sciences Economiques Appliquées, 27 p.

JONES F.L. (1987): "Current techniques in bankruptcy prediction", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 6, pp. 131-164

KARELS G., PRAKASH A. (1987): "Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy", *Journal of Business, Finance and Accounting*, Hiver, pp. 573-593

KEASEY K., WATSON R. (1991): "The State of the Art of Small Firm Failure Prediction: Achievements and Prognosis", *Journal of Small Business Management*, Vol. 9, Juillet-Août, pp. 11-29

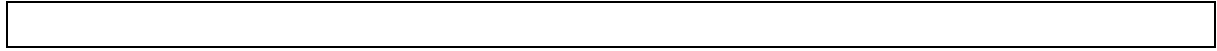
LAVAUT R., ALBAUD J. (1980): Ratios et gestion de l'entreprise, Collection "Dunod Economie", Editions Dunod, Paris, 125 p.

- LEBART L., MORINEAU A., TABARD N.** (1982): Techniques de la description statistique, Dunod, 2ème édition, Paris, 360 p.
- LISMAN G.** (1987): "Evaluation et validation d'un modèle statistique de prévision de faillite", Mémoire de Maîtrise en Sciences Economiques et Sociales, Faculté Universitaire Notre-Dame de la Paix, Namur
- LURKIN P., DESCENDRE N., LIEVENS D.** (1990): Etats financiers, analyse et interprétation, Collection Entreprise, De Boeck Université, 1ère édition, 445 p.
- MALECOT J.F.** (1981): "Les défaillances: un essai d'explication", Revue Française de Gestion, Septembre/Octobre, pp. 10-18
- MALECOT J.F.** (1988): "Prévision statistique de la défaillance: questions de méthodes et questions pratiques", La Revue Banque, n° 479, Janvier, pp. 8-12
- MARCO L.** (1989): "La montée des faillites en France: XIX^e - XX^e siècle", Editions L'Harmattan, Collection "Logiques Economiques", 1ère Edition, 191 p.
- MARKOWSKI C., MARKOWSKI E.** (1987): "An experimental comparison of several approaches to the discriminant problem with both qualitative and quantitative variables", European Journal of Operational Research, n° 28, pp. 74-78
- McDONALD, B., MORRIS M.H.** (1984): "The statistical validity of the ratio method in financial analysis: an empirical examination", Journal of Business, Finance and Accounting, Vol. 33, n° 1, Printemps, pp. 89-97
- OOGHE H., JOOS P.** (1990): "Failure prediction, explanation of misclassifications and incorporation of other relevant variables: result of empirical research in Belgium", Working Paper, Presented at the Research Workshop on Accounting and Finance, Gent, Bedrijfsfinanciering, R.U.G., 25 p.
- OOGHE H., JOOS P.** (1991): "Failure predictions: adopt, adapt and improve", Note interne, Bedrijfsfinanciering, R.U.G., Gand, Mars, 13 p.
- OOGHE H., VAN WYMEERSCH C.** (1985): Traité d'Analyse Financière, tome 1, 2ème édition, Presses Universitaires de Namur, Namur, 426 p.
- OOGHE H., VERBAERE E.** (1982): "Determinanten van faling: verklaring en predictie" (en bijlage), Rijksuniversiteit Gent, Accountancy-Bedrijfsfinanciering-Beleidsinformatie, Gent, 166 p.
- PEEL M., PEEL D.** (1987): "Some further empirical evidence on predicting private company failure", Accounting and Business Research, Vol. 18, n° 69, pp. 57-66
- PINCHES G., MINGO K., CARUTHERS J., EUBANK A.** (1975): "The hierarchical classification of financial ratios", Journal of Business Research, Vol. 3, Octobre, pp. 295-

- REICHERT A.K., CHO C., WAGNER G.** (1983): "An examination of the conceptual issues in developing credit-scoring models", *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 1, n° 2, Avril, pp. 101-114
- RICHARDSON F., DAVIDSON L.** (1984): "On linear discrimination with accounting ratios", *Journal of Business, Finance and Accounting*, Hiver, pp. 511-525
- ROBERTSON J., MILLS R.** (1991): "The use and abuses of corporate prediction models", *Management Accounting*, Octobre, pp. 20-22
- SCOTT E.** (1978): "On the financial applications of discriminant analysis: comment", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Mars, pp. 201-205
- SCOTT J.** (1981): "The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 5, 317-344
- STOREY D., KEASEY K., WATSON R., WYNARCZYK P.** (1987): "The performance of small firms: profits, jobs and failures", Routledge Editor, London, 1ère Edition, 342 p.
- TAMARI M.** (1966): "Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy", *Management International Review*, n° 4, pp. 15-21
- VAN CAILLIE D.** (1986): "L'analyse discriminante, instrument de prévision de faillite: étude comparée", *Mémoire de fin d'études, Ecole d'Administration des Affaires, Université de Liège*, 118 p.
- VAN CAILLIE D.** (1991): "Corporate Financial Distress Models: their application in the case of a Small and Medium-Sized Enterprise", Working Paper, Research Workshop on Accounting and Finance, De Vlerick School voor Management, Seminarie voor Bedrijfsfinanciering, Rijksuniversiteit Gent, Mars
- VAN CAILLIE D.** (1992): Apports de l'analyse factorielle des correspondances multiples à l'étude de la santé financière des Petites ou Moyennes Entreprises, Thèse doctorale non publiée, Université de Liège, Ecole d'Administration des Affaires, 195 p.
- VOLLE M.** (1982): Analyse des données, Collection "Economie et Statistiques Avancées", Editions Economica, Paris, 2ème Edition
- WALKER E., PETTY J.** (1978): "Financial differences between large and small firms", *Financial Management*, Hiver, pp. 61-68
- ZAVGREN C.V.** (1983): "The prediction of corporate failure: the state of the art", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 2, Printemps, pp. 1-38
- ZAVGREN C.V.** (1985): "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms:

a logistic analysis", Journal of Business, Finance and Accounting, vol. 12, n° 1, pp. 19-45

ZMIJEWSKI M. (1984): "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models", Journal of Accounting Research, Vol. 22, Supplement, pp. 59-82



Enoncé	Statique	Dynamique
Valeur ajoutée / Personne occupée ("Labor Efficiency")	4	6
Valeur ajoutée / Immobilisations corporelles brutes	4	6
Valeur ajoutée / Immobilisations corporelles nettes	4	6
Frais de personnel / Valeur ajoutée	4	6
Amortissements, Réductions de valeur, Provisions pour Risques et Charges / Valeur ajoutée	4	6
Charge des dettes / Valeur ajoutée	4	6
Acquisitions d'immobilisations corporelles / Valeur ajoutée	4	6
Valeur ajoutée / Capitaux permanents ("Capital Efficiency")	4	6
Valeur ajoutée / Fonds propres	4	6
Marge brute sur ventes ("Gross Profit Margin")	4	6
Marge nette sur ventes ("Profit Margin")	4	6
Cash flow complet avant distribution / Fonds propres	4	6
Rentabilité brute de l'actif total avant impôts et charges des dettes	4	6
Cash flow / Fonds de tiers ("Coverage Ratio")	4	6
Cash flow / Fonds de tiers à long terme ("Long term coverage ratio")	4	6
Cash flow / Fonds de tiers à court terme ("Short term coverage ratio")	4	6
Résultat d'exploitation/ Chiffre d'Affaires	4	6
Résultat financier / Chiffre d'Affaires	4	6
Résultat exceptionnel / Chiffre d'Affaires	4	6
Cash flow simplifié après distribution / Actif Total	4	6
Rentabilité des actifs non financiers	4	6
Fonds propres / Actif total	4	6
Capitaux permanents / Actifs immobilisés (Ratio de fonds de roulement)	4	6
Capitaux propres / Actifs totaux hors actifs de trésorerie	4	6
Ratio de besoin en fonds de roulement	4	6
Financement des stocks par le fonds de roulement	4	6
Equilibre financier à court terme	4	6
Rotation de l'actif total	4	6
Rotation des fonds propres	4	6
Capitaux permanents / Actif total	4	6
Capitaux permanents / Fonds propres	4	6
Acquisitions d'immobilisations corporelles / Immobilisations corporelles au terme de l'exercice précédent	3	3
Liquidité au sens large ("Current Ratio")	4	6
Liquidité au sens strict ("Quick Ratio")	4	6
Rotation des stocks sur base de la marge brute d'exploitation (M.B.E.)	4	6
Nombre de jours de crédit clients sur base de la M.B.E.	4	6
Nombre de jours de crédit fournisseurs sur base de la M.B.E.	4	6
Rotation des stocks pure	4	6
Rotation des clients pure	4	6
Rotation des fournisseurs pure	4	6
Liquidité d'exploitation/Actifs circulants d'exploitation	4	6
Ratio de trésorerie	4	6
Besoin en Fonds de Roulement / Marge Brute d'Exploitation	4	6
Fonds de Roulement / Marge Brute d'Exploitation	4	6
Croissance de l'actif total		6
Croissance du taux d'investissement en immobilisations non financières, hors événements exceptionnels		6
Taux d'investissement en immobilisations non financières		6

Taux d'investissement en immobilisations financières		6
Taux d'investissement en créances à plus d'un an		6
Taux d'investissement en stocks et commandes en cours d'exécution		6
Taux d'investissement en créances commerciales		6
Taux d'investissement en actifs de trésorerie		6
Taux d'accroissement des fonds propres		6
Taux d'accroissement des dettes à long terme		6
Taux d'accroissement des dettes commerciales à court terme	6	
Taux d'accroissement des dettes non commerciales à court terme		6
Taux d'accroissement des provisions pour risques et charges		6
Taux d'accroissement des réserves	6	
Fonds de roulement net / Actif total	4	6
Réserves / Actif total	4	6
Fonds propres / Dettes totales	4	6
Marge Brute d'Exploitation / Actif total	4	6
Score Z' de ALTMAN	4	6
Croissance du Chiffre d'Affaires		6
Investissements en immobilisations non financières, hors événements exceptionnels	4	6
Produits financiers / Actifs financiers	4	6
Actifs financiers / Actif total	4	6
Résultat net d'exploitation / Marge brute d'exploitation	4	6
Marge brute d'exploitation / Actifs non financiers	4	6
Actifs non financiers / Actif total	4	6
Produits financiers / Actif total	4	6
Résultat net d'exploitation / Actif total	4	6
Charges financières / Fonds de tiers	4	6
Fonds de tiers / Fonds propres	4	6
Bénéfice net courant avant impôts et charges des dettes / Actif total	4	6
Levier financier	4	6
Bénéfice net courant avant impôts / Fonds propres	4	6
Bénéfice net courant / Bénéfice net courant avant impôts	4	6
Bénéfice net courant / Fonds propres	4	6